

**Analyse der Geld- und Asset-Charakteristika von Kryptowährungen
mit besonderem Bezug auf deren Diversifikationsbeitrag
für deutsche Investorenportfolios**

**Dissertationsschrift zur Erlangung des wissenschaftlichen Grades
Dr. rer. pol. im Fach Betriebswirtschaftslehre**

Wirtschaftswissenschaftliche Fakultät
Heinrich-Heinrich-Universität Düsseldorf

Von

Tim Schmitz, M.Sc.

Gutachter:innen

Univ.-Prof. Dr. Christoph J. Börner (Erstgutachter)

Univ.-Prof. Dr. Eva Lutz (Zweitgutachterin)

Univ.-Prof. Dr. Ulrike Neyer (Disputationsvorsitzende)

Einreichungsdatum

28.03.2022

Disputation

16.08.2022 in Düsseldorf

Für meine Eltern
und Großeltern.

Widmung und Danksagung

Widmen möchte ich diese Dissertation meiner Familie – allen voran meinen Eltern, Gisela und Ulrich Schmitz. Nicht vergessen möchte ich bei dieser Widmung auch meine inzwischen leider verstorbenen Großeltern, Elisabeth und Heinz Gompertz. Ihr alle habt mich auf diesem spannenden, aber mitunter auch intensiven Weg begleitet, zwischenzeitliche Durchbrüche mit mir gefeiert, aber auch dafür gesorgt, dass zwischenzeitliche Rückschläge schnell vergessen waren. Euch allen gebührt dafür mein größter Dank!

Neben meiner Familie möchte ich auch meinem Doktorvater, Herrn Univ.-Prof. Dr. Christoph J. Börner für die Betreuung meiner Dissertation und die Übernahme des Erstgutachtens, Frau Univ.-Prof. Dr. Eva Lutz für die Übernahme des Zweitgutachtens, sowie Frau Univ.-Prof. Dr. Ulrike Neyer für den Vorsitz der Disputation danken. Meinem besonderen Mentor und Koautor, Dr. Ingo Hoffmann, möchte ich für eine Vielzahl spannender Diskussionen und die stets vertrauensvolle Zusammenarbeit in den gemeinsamen Projekten jenseits meiner Dissertation, aber auch für sein stets offenes Ohr sowie sein wertvolles und ehrliches Feedback danken. Meinen weiteren Koautoren Fabian Poetter, Jonas Krettek und Lars M. Kürzinger sowie den vielen anderen Kollegen und Hilfskräften am Lehrstuhl für Betriebswirtschaftslehre, insbesondere Finanzdienstleistungen danke ich für viele konstruktive Diskussionen, interessante Kolloquien und die gegenseitige Motivation.

Abschließend gilt ein herzlicher Dank gilt auch Herrn Prof. Dr. Thorsten Poddig (Universität Bremen), Herrn Dr. Aris Aristidou (Uni Credit Group) sowie allen weiteren Teilnehmern des HypoVereinsbank Doktorandenkolloquiums vom 10.05.2019 bis zum 11.05.2019 in Hannover für das hilfreiche Feedback. Gleiches gilt auch für Prof. Raymond Kan von der Rotman School of Management (University of Toronto). Für die Datenbereitstellung möchte ich mich zudem bei Coinmarketcap.com, Enerdata und den vielen weiteren zitierten Datenquellen bedanken.

Düsseldorf im Jahr 2022,

Tim Schmitz

Vorbemerkung

Diese monographische Dissertation enthält einige zentrale Inhalte, die vom Autor in verschiedenen, formal aus der Monographie ausgegliederten Projekten erarbeitet wurden, die aber gleichzeitig für die hier dargelegte Analyse eine außerordentliche Relevanz besitzen. Die Ergebnisse dieser angesprochenen Projekte wurden bereits in den englischsprachigen Arbeiten Schmitz/Hoffmann (2021), Börner et al. (2021a), Börner et al. (2021b), Börner et al. (2021c) und Börner et al. (2020) veröffentlicht. Wird im Nachgang auf Inhalte zurückgegriffen, die nicht exklusiv für diese Monographie gewonnen wurden, sondern auch in die vorgenannten Arbeiten eingeflossen sind, werden letztere an diesen Stellen zur Sicherstellung der formalen Korrektheit zitiert. Zur effizienten Zitation sind solche Kapitel, die sich größtenteils auf besagte Projekte beziehen, zumeist mit einer Fußnote eingeleitet, die darauf verweist, dass alle Inhalte des Kapitels außer Einzelaspekte eines Satzes, einzelne Satzteile oder einzelne Sätze, die jeweils mit anderweitigen Quellen versehen wurden, inhaltlich insbesondere dem dort dann zitierten Projekt zu entnehmen sind und formal somit explizit keine eigenen Inhalte dieser Arbeit darstellen.¹ Bei längeren, den Fließtext ergänzenden Ausführungen in der Fußnote sind die entsprechenden Quellen dieser Ausführungen bei indirekten Zitaten – ebenfalls zur effizienten Zitation – nicht immer wieder hinter jedem Satz neu angegeben, sondern werden im Anschluss an die Ausführungen (in derselben Fußnote) gesammelt angegeben.² Im äußerst unwahrscheinlichen Fall von Ergebnisabweichungen zu den oben genannten Arbeiten sind die hier dargelegten Ergebnisse als maßgeblich anzusehen.

Sämtliche in dieser Arbeit verwendeten Bezüge zum Bundesbank Panel on Household Finances beziehen sich ausschließlich auf öffentlich zugängliche Informationen aus öffentlich abrufbaren Dokumenten der Deutschen Bundesbank oder aus zusätzlich erschienenen wissenschaftlichen Arbeiten und setzten daher keinen Zugang zu den eigentlichen Bundesbank-Daten somit auch nicht deren Verarbeitung voraus.

¹ Beispiel: Soll etwa in einem (Unter-) Kapitel überwiegend ein Ausschnitt des Projektes Schmitz/Hoffmann (2021) wiedergegeben werden, so wird dieses dann in einer Fußnote mit der Formulierung „Vgl. für dieses Kapitel (sofern nicht anderweitig zitiert) Schmitz/Hoffmann (2021)“ eingeleitet, um dieses Projekt als Quellenangabe für all solche Inhalte des Kapitels zu hinterlegen, die nicht explizit mit einer (anderen) Quellenangabe versehen sind.

² Diese Sammelzitationen werden dann i.d.R. im Anschluss an die jeweiligen Ausführungen mit „Vgl. hierzu“ eingeleitet.

Zur Vereinfachung des Leseflusses wird in dieser Dissertation zudem auf die Verwendung von gendergerechter Sprache zugunsten eines konsistent durchgehaltenen generischen Maskulinums verzichtet. Diese Perspektive wurde ausschließlich zur Vereinfachung der Satzkonstruktionen und dabei stellvertretend für alle Geschlechter ausgewählt, die alle gleichermaßen von dieser Arbeit adressiert werden sollen.

Diese Arbeit bildet den wissenschaftlichen und juristischen Stand bis zum 01.06.2021 ab und kann nachfolgende Änderungen somit in der Regel nicht mehr aufgreifen.

Inhaltsverzeichnis

Abkürzungsverzeichnis	XIII
Symbolverzeichnis	XXIV
Abbildungsverzeichnis	XXXV
Tabellenverzeichnis	XLI
1 Einführung in den Untersuchungsgegenstand.....	1
1.1 Problemstellung und Zielsetzung der Untersuchung	1
1.2 Gang der Untersuchung	7
2 Definitiorische und technologische Grundlagen von Kryptowährungen sowie Marktüberblick	11
2.1 Grundlagen und Funktionsweise von Kryptowährungen	11
2.1.1 Definition von Kryptowährungen.....	11
2.1.2 Taxonomische Abgrenzung von Kryptowährungsformen und technische Grundlegung ihrer jeweiligen Funktionsweise.....	22
2.1.2.1 Taxonomische Abgrenzung von Kryptowährungsformen	22
2.1.2.1.1 Abgrenzung der Kryptowährungen von anderen Kryptoassets und digitalen Zentralbankwährungen	22
2.1.2.1.2 (Weitere) Untergliederung des Kryptowährungsbegriffs	32
2.1.2.2 Technische Grundlegung ausgewählter Kryptowährungssysteme....	34
2.1.2.2.1 Bitcoin (BTC)	34
2.1.2.2.2 Altcoins als technische Weiterentwicklungen des Bitcoin- Protokolls	44
2.1.2.2.2.1 Technische Grundlagen von Altcoins.....	44
2.1.2.2.2.2 Besonderheiten regional begrenzter Altcoins (Regionale Coins).....	54
2.1.2.2.2.3 Besonderheiten von Appcoins als applikationsinterne Alt- coins	56
2.2 Überblick über den Kryptowährungsmarkt	57
2.2.1 Historische Entwicklung des Kryptowährungsmarktes anhand seiner Marktkapitalisierung und der Anzahl existierender Kryptowährungen ...	57

2.2.2	Markteintritt und Marktaustritt (Lebenszyklusbetrachtung)	61
2.2.3	Marktanteile und Konzentrationstendenzen	64
3	Prüfung des Geld- und Asset-Charakters von Kryptowährungen	69
3.1	Beurteilung des Geldcharakters von Kryptowährungen	69
3.1.1	Beurteilung des Geldcharakters von Kryptowährungen anhand der juristischen Gelddefinition	69
3.1.2	Beurteilung des Geldcharakters von Kryptowährungen anhand der monetär-theoretischen Gelddefinition	75
3.1.2.1	Überblick über monetär-theoretische Grundlagen des Geldbegriffes.....	75
3.1.2.1.1	Abgrenzung ausgewählter Definitionsansätze des Geldbegriffes	75
3.1.2.1.2	Näherung an die Gelddefinition über den Ursprung und die Evolution des Geldes	76
3.1.2.1.3	Näherung an die Gelddefinition über die Funktionstheorie des Geldes	79
3.1.2.1.3.1	Historischer Abriss zur Funktionstheorie des Geldes.....	79
3.1.2.1.3.2	Vorstellung der identifizierten Geldfunktionen.....	81
3.1.2.1.3.3	Eigenschaften von Geld.....	85
3.1.2.2	Überprüfung der Erfüllung des Geldcharakters von Kryptowährungen anhand der Funktionstheorie des Geldes.....	86
3.1.2.2.1	Wertaufbewahrungsfunktion	86
3.1.2.2.1.1	Konzeptionelle Eignung als Wertaufbewahrungsmittel	86
3.1.2.2.1.2	Überprüfung der Wertaufbewahrungsfunktion von Kryptowährungen anhand einer Volatilitätsanalyse	86
3.1.2.2.1.3	Deutung der Analyseergebnisse	91
3.1.2.2.2	Tauschmittelfunktion	96
3.1.2.2.2.1	Theoretische Grundlagen zur Erfüllung der Tauschmittelfunktion.....	96
3.1.2.2.2.2	Akzeptanzstellen von Kryptowährungen.....	97
3.1.2.2.2.3	Verwendung von Kryptowährungen aus Konsumentensicht .	100
3.1.2.2.2.4	Deutung der Analyseergebnisse	104
3.1.2.2.2.4.1	Hindernisse der Verwendung als Tauschmittel.....	104

3.1.2.2.2.4.2	Diskussion von ausgewählten Nutzungsargumenten der Kryptowährungsbefürworter	110
3.1.2.2.3	Funktion als Recheneinheit.....	116
3.1.2.2.3.1	Theoretische Grundlagen zur Funktion als Recheneinheit.....	116
3.1.2.2.3.2	Analyse des Erfüllungsgrades der Funktion als Rechen- einheit	117
3.1.2.2.3.3	Hindernisse der Preisauszeichnung in Kryptowährungs- einheiten.....	120
3.1.2.2.3.3.1	Probleme regelmäßiger Preisanpassungen und unein- heitlicher Wechselkurse aus der Händlerperspektive....	120
3.1.2.2.3.3.2	Psychologische Faktoren: Einprägsamkeit neuer Preise für Konsumenten	122
3.1.2.2.3.3.3	Exkurs: Erkenntnisse über Behavioral Biases der Konsumenten am Beispiel der Euro-Einführung im Jahr 2002	123
3.1.2.2.4	Zwischenfazit.....	125
3.2	Assetcharakter: Kryptowährungen als neuartige Assetklasse.....	126
3.2.1	Definition und Charakteristika einer Assetklasse.....	126
3.2.2	Überprüfung der Eigenständigkeit von Kryptowährungen als Asset- klasse	127
3.2.2.1	Überprüfung der (konzeptionellen) Überschneidungsfreiheit mit anderen Assetklassen.....	127
3.2.2.1.1	Überprüfung im Hinblick auf potentielle konzeptionelle und regulatorische Überschneidungen.....	127
3.2.2.1.2	Überprüfung im Hinblick auf die individuellen Kurs- determinanten.....	130
3.2.2.2	Überprüfung der Größenkriterien zum Vorliegen einer eigen- ständigen Assetklasse	135
3.2.2.3	Vergleich des Risiko-Rendite-Profiles einzelner Krypto- währungen mit denen anderer ausgewählter Assetklassen	136
3.2.2.4	Exkurs: Risikoprofil einer Anlage in Kryptowährungen	137
3.2.3	Anlagevehikel in Kryptowährungen.....	142

4	Analyse des Diversifikationsbeitrages von Kryptowährungen für deutsche Privatanlegerportfolios	145
4.1	Theoretische Herleitung des Begriffs des Diversifikationsbeitrages.....	145
4.1.1	Portfolio-Management-Prozess	145
4.1.2	Anlegerziele als Einflussfaktoren der Anlagepolitik.....	149
4.1.3	Portfolio-Selection-Theory von Markowitz (1952, 1959) als Grundlage der optimalen Asset-Allokation in der Portfoliotheorie	151
4.1.4	Herleitung einer Begriffsdefinition des Diversifikationsbeitrages aus der Portfolio-Theorie	157
4.2	Literaturüberblick über verschiedene Analysekonzeptionen des Diversifikationsbeitrages von Kryptowährungen	160
4.2.1	Abgrenzung zur Konkretisierung der Analysefragestellung: Diversifikationsbeitrag im Durchschnitt und in Krisenzeiten	160
4.2.2	Ableitung einer Analysekonzeption für den durchschnittlichen Diversifikationsbeitrag aus bestehenden Ansätzen in der Literatur	162
4.3	Konstruktion des zu analysierenden Multi-Asset-Investorenportfolios	165
4.3.1	Auswahl des Benchmark-Portfolios (ohne Kryptowährungen)	165
4.3.1.1	Analyse der durchschnittlichen Vermögensallokation deutscher Haushalte	165
4.3.1.2	Herunterbrechen der identifizierten Oberkategorien in detailliertere Assetklassen	167
4.3.1.3	Regionaler Fokus der zu berücksichtigenden Assets	169
4.3.1.4	Auswahl der Benchmark-Indizes	172
4.3.2	Auswahl beizumischender Kryptowährungen (Test-Assets)	175
4.3.2.1	Literaturbasierte Abgrenzung verschiedener Umsetzungsansätze..	175
4.3.2.1.1	Diskussion eines individuell zusammengestellten Portfolios aus ausgewählten Kryptowährungen	175
4.3.2.1.2	Diskussion der Verwendung eines marktkapitalisierungs- oder handelsvolumengewichteten Indexes für Kryptowährungen.....	178
4.3.2.1.3	Verwendung eines gleichgewichteten Indexes für Kryptowährungen	182
4.3.2.2	Auswahl der Datenbasis und Indexkonstruktion.....	185
4.3.2.2.1	Auswahl der finalen Datenbasis.....	185
4.3.2.2.2	Konstruktion eines gleichgewichteten Kryptowährungsindexes	187

4.3.2.2.2.1	Konzeption der Indexbreite, Titelselektion und Indexanpassung.....	187
4.3.2.2.2.2	Konzeption der Indexgewichtung und -umschichtung	193
4.3.2.2.3	Überprüfung der Qualität des Kryptowährungsindexes EWCI..	195
4.4	Deskriptive Statistiken zum erhobenen Datensatz.....	198
4.4.1	Individuelle Kursentwicklung erhobener Benchmark- und Test-Assets	198
4.4.2	Individuelle Risiko-Rendite-Profile erhobener Benchmark- und Test- Assets.....	200
4.4.3	Analyse der individuellen Renditeverteilungen betrachteter Assets	204
4.4.3.1	Konzeptionelle Vorüberlegungen	204
4.4.3.2	Graphische Analyse.....	206
4.4.3.3	Betrachtung der dritten und vierten Verteilungsmomente	208
4.4.3.4	Ökonometrische Normalverteilungstests	210
4.4.3.5	Exkurs: Diskussion der Passgenauigkeit in der Literatur vorge- brachter Verteilungsannahmen im aktuellen Anwendungskontext.	211
4.4.4	Verhältnis der Renditen der berücksichtigten Assetklassen.....	216
4.4.4.1	Korrelationsanalyse für den erhobenen Analysedatensatz.....	216
4.4.4.2	Clusteranalyse für den erhobenen Analysedatensatz	221
4.5	In-Sample-Analyse des Diversifikationsbeitrages von Kryptowährungen....	225
4.5.1	Auswahl eines geeigneten Analyserahmens als Grundmodell (ohne Transaktionskosten oder Liquiditätsbeschränkungen)	225
4.5.1.1	Literaturüberblick über potentielle Portfoliooptimierungsmodelle.	225
4.5.1.2	Grundlagen: Mittelwert-Varianz-Optimierungsrahmen.....	229
4.5.1.2.1	Portfoliooptimierung im Mittelwert-Varianz-Optimierungs- rahmen.....	229
4.5.1.2.2	Ergänzende Durchführung von Spanning-Tests	235
4.5.1.2.2.1	Spanning-Tests: Definitive Grundlegung des Spanning-Begriffes	235
4.5.1.2.2.2	Ökonometrische Grundlagen und Hypothesenentwicklung	237
4.5.1.2.2.2.1	Theoretische Umsetzung: Mittelwert-Varianz- Spanning-Tests	237
4.5.1.2.2.2.2	Erweiterung: Spanning-Tests für nicht-normalverteilte Renditen.....	243

4.5.1.2.2.3	Erweiterung: Einzelüberprüfbarkeit der in der Nullhypothese enthaltenen Bedingungen über das Step-down-Verfahren.....	245
4.5.2	Durchführung der Analyse im Grundmodell und Ergebnisauswertung .	247
4.5.2.1	Auswertungskonzeption der Portfolioanalyse.....	247
4.5.2.2	Ergebnisauswertung für den Mittelwert-Varianz-Ansatz	250
4.5.2.2.1	Auswertung der Optimierungsergebnisse der optimalen (unrestringierten) Portfolios.....	250
4.5.2.2.2	Auswertung der ergänzend durchgeführten Spanning-Tests	254
4.5.3	Robustheitsüberprüfung: Alternative Berücksichtigungsformen von Kryptowährungen in der Analyse.....	261
4.5.3.1	Alternative I: Beimischung einzelner Kryptowährungen.....	261
4.5.3.2	Alternative II: Beimischung eines marktkapitalisierungsgewichteten Kryptowährungsindexes	268
4.5.4	Robustheitsüberprüfung: Adaptionen des Grundmodells.....	273
4.5.4.1	Motivation: Rolle der Konditionierung der Sample-Kovarianz-Matrix im Grundmodell	273
4.5.4.2	Alternative Portfoliooptimierungsmodelle zum Grundmodell	275
4.5.4.2.1	Verwendung eines alternativen Kovarianz-Matrix-Schätzers	275
4.5.4.2.2	Berechnung der naiv diversifizierten Portfolios	276
4.5.4.2.3	Einführung von Long-Only-Beschränkungen im Grundmodell .	277
4.5.4.3	Ergebnisauswertung für die alternativen Optimierungsrahmen.....	279
4.5.5	Robustheitsüberprüfung: Berücksichtigung von (nicht-pekuniären) Transaktionskosten als Liquiditätsrestriktion im Optimierungskalkül...	286
4.5.5.1	Motivation der Notwendigkeit einer Adjustierung des Grundmodells	286
4.5.5.2	Theoretische Herleitung eines adaptierten Optimierungsmodells ..	289
4.5.5.3	Ergebnisauswertung der Portfolioanalyse	293
4.5.6	Zwischenfazit: Literaturbezogene Ergebniseinordnung	298
4.6	Out-of-Sample-Analyse	302
4.6.1	Analysekonzeption der Out-of-Sample-Analyse.....	302
4.6.2	Ergebnisauswertung der Out-of-Sample-Analyse	305
4.6.2.1	Ergebnisse der Modelle ohne nicht-pekuniäre Transaktionskosten	305
4.6.2.1.1	Ergebnisse für die unrestringierten Portfolios (GMVP, TP)	305

4.6.2.1.2	Ergebnisse für alternative Optimierungskalküle (Naive Portfolios, Long-Only-Portfolios).....	308
4.6.2.2	Ergebnisse für das Long-Only-Modell mit nicht-pekuniären Transaktionskosten.....	310
4.6.3	Zwischenfazit.....	313
5	Konklusion und Ausblick.....	315
A.	Appendix	320
A.1	Appendix zur geldtheoretischen Analyse	320
A.2	Appendix zur empirischen Portfolioanalyse.....	322
A.2.1	Ergänzungen zur Datenherkunft.....	322
A.2.2	Ergänzungen zu den deskriptiven Statistiken.....	323
A.2.3	Ergänzungen zur In-Sample-Analyse.....	330
A.2.4	Ergänzungen zur Out-of-Sample-Analyse.....	362
A.3	Überblick über verwendete Programm-Pakete (R, Matlab)	364
	Literaturverzeichnis	367
	Rechtsquellenverzeichnis	469

Abkürzungsverzeichnis

A

a.F.	alte Fassung
AAA	Rating-Kategorie (Fitch)
Abb.	Abbildung
ABl. EG	Amtsblatt der Europäischen Gemeinschaften
ABl. EU	Amtsblatt der Europäischen Union
Abs.	Absatz
ADF-Test	Augmented-Dickey-Fuller-Test
AEUV	Vertrag über die Arbeitsweise der Europäischen Union
AG	Aktiengesellschaft
AIF	Alternativer Investmentfonds
Alt.	Alternative
ANC	Anoncoin (Kryptowährung)
Anm. d. Verf.	Anmerkung des Verfassers
App	Applikation
APPC	AppCoins (Kryptotoken)
Apr	April
ARCH	Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (deutsch: autoregressiv-bedingte Heteroskedastie)
ARG	Argentum (Kryptowährung)
Art.	Artikel
ASC	AsicCoin (Kryptowährung)
ATM	Automated Teller Machine
AUD	Australischer Dollar (Währung)
Aug	August
Az.	Aktenzeichen

B

BaFin	Bundesanstalt für Finanzdienstleistungsaufsicht
BB	Rating-Kategorie (Fitch)
BBankG	Gesetz über die Deutsche Bundesbank
BBB-	Rating-Kategorie (Fitch)

BCH	Bitcoin Cash (Kryptowährung)
BET	BetaCoin (Kryptowährung)
BGB	Bürgerliches Gesetzbuch
BGBI.	Bundesgesetzblatt
BGH	Bundesgerichtshof
Bill.	Billion(en)
BISON	BISON (Krypto-Trading-App der Börse Stuttgart)
BMPI	Bitcoin Market Potential Index
bp	Basispunkt(e)
BQC	BBQCoin (Kryptowährung)
BRL	Brasilianischer Real (Währung)
BSDEX	Börse Stuttgart Digital Exchange
BTB	BitBar (Kryptowährung)
BTC	Bitcoin (Kryptowährung)
BTE	Bytecoin (Kryptowährung)
BU	Bekaert/Urias
bzw.	beziehungsweise
C	
c.p.	ceteris paribus
ca.	circa
CAD	Kanadischer Dollar (Währung)
CAT	CatCoin (Kryptowährung)
CBDCs	Central Bank Digital Currencies
CBOE	Chicago Board Options Exchange
CBX	Bullion
CCI30	Cryptocurrency Index 30
CFD	Contract for Difference
CHF	Schweizer Franken (Währung)
CLP	Chilenischer Peso (Währung)
CLR	Copperlark (Kryptowährung)
CMC Markets	Currency Management Consulting Markets
CME	Chicago Merchantile Exchange
CNY	Chinesischer Renminbi Yuan (Währung)

CO ₂	Kohlenstoffdioxid
Coins	(Krypto-) Coins
COM	Commodities (deutsch: Rohstoffe)
COP	Kolumbianischer Peso (Währung)
COR	Corporate Bonds (deutsch: Unternehmensanleihen)
CRC	Costa Rica Colon (Währung)
CRC	CraftCoin (Kryptowährung)
CRIX	CRyptocurrency IndeX
CSC	CasinoCoin (Kryptowährung)
CUR	Currencies (deutsch: Währungen)
CVaR	Conditional Value at Risk
CZK	Tschechische Krone (Währung)

D

d.h.	das heißt
D-A-CH-LI	Deutschland-Österreich-Schweiz-Liechtenstein
dApps	Dezentralisierte Apps
DAX	Deutscher Aktienindex
DAX30	Deutscher Aktienindex 30
DEM	Deutsche E-Mark (Kryptowährung)
Dez	Dezember
DGC	Digitalcoin (Kryptowährung)
DKK	Dänische Krone (Währung)
DLT	Distributed Ledger Technologie
DMD	Diamond (Kryptowährung)
DOGE	Dogecoin (Kryptowährung)
DTC	Datacoin (Kryptowährung)
DTW	Dynamic Time Warping
DVC	Devcoin (Kryptowährung)

E

e.V.	eingetragener Verein
E-Geld	Elektronisches Geld
EAC	Earthcoin (Kryptowährung)

EC-Karte	Electronic-Cash-Karte
EG	Europäische Gemeinschaft
ELC	Elacoin (Kryptowährung)
Emp.	Empirisch(e)
ESMA	European Securities and Markets Authority
EStG	Einkommenssteuergesetz
et al.	et alii
etc.	et cetera
ETF	Exchange-Traded Fund
ETH	Ethereum (Kryptowährung)
ETN	Exchange-Traded Note
EU	Europäische Union
EUR	Euro
EUWAX	European Warrant Exchange
EWCI	Equally-Weighted Cryptocurrency Index
EZB	Europäische Zentralbank
EZC	EZCoin (Kryptowährung)

F

f.	folgende
ff.	fortfolgende
FFK	Ferson/Foerster/Keim
FLO	FLO (Kryptowährung)
Fn.	Fußnote
FRC	Freicoin (Kryptowährung)
FRK	Franko (Kryptowährung)
FST	FastCoin (Kryptowährung)
FTC	Feathercoin (Kryptowährung)
FX	Foreign Exchange

G

GBP	Britische Pfund (Währung)
GDC	GrandCoin (Kryptowährung)
GewO	Gewerbeordnung

ggf.	gegebenenfalls
GLC	Globalcoin (Kryptowährung)
GLC	GoldCoin (Kryptowährung)
GMM	Generalized Method of Moments
GMVP	(Globales) Minimum-Varianz-Portfolio
GPD	Generalized Pareto Distribution
GwG	Geldwäschegesetz
H	
HBN	HoboNickels (Kryptowährung)
HGB	Handelsgesetzbuch
Hrsg.	Herausgeber
HUF	Ungarischer Forint (Währung)
I	
i.d.R.	in der Regel
i.e.S.	im engeren Sinne
i.H.v.	in Höhe von
i.i.d.	siehe IID
i.S.d.	im Sinne des
i.w.S.	im weiteren Sinne
I0C	I0Coin
IAS	International Accounting Standard
IBAN	International Bank Account Number
ICO	Initial Coin Offering
ID	Identifizier
IDR	Indonesische Rupiah (Währung)
IFC	Infinitecoin (Kryptowährung)
IFRS	International Financial Reporting Standards
IID	Independent and Identically Distributed
ILS	Israelischer Schekel (Währung)
inkl.	inklusive
INR	Indische Rupie (Währung)
IOTA	Internet of Things Alliance (Kryptowährung)

ISK	Isländische Krone (Währung)
ISO	International Organization for Standardization
IT	Informationstechnologie
IXC	Ixcoin (Kryptowährung)

J

Jan	Januar
JKC	Junkcoin (Kryptowährung)
JPY	Japanischer Yen (Währung)
Jul	Juli
Jun	Juni

K

KAGB	Kapitalanlagegesetzbuch
Kap.	Kapitel
KRW	Südkoreanischer Won (Währung)
kt	Kilotonne(n)
KWG	Kreditwesengesetz
KWh	Kilowattstunde(n)

L

LCRIX	Liquidity-CRIX (siehe hierzu auch: CRIX)
LIBRO	Liquidity-Bounded Risk-Return Optimization
lit.	littera
LKY	Luckycoin (Kryptowährung)
LM (-Test)	Lagrange Multiplier (-Test)
LOCF	Last Observation Carried Forward
Log-Renditen	Logarithmierte Renditen
LOT	LottoCoin (Kryptowährung)
LR (-Test)	Likelihood Ratio (-Test)
LTC	Litecoin (Kryptowährung)
LUX	Luxury Goods (deutsch: Luxusgüter)

M

M1	Geldmengenaggregat M1
M2	Geldmengenaggregat M2
M3	Geldmengenaggregat M3
MB	Megabyte
mBTC	Mikrobitcoin
MDAX	Midcap-DAX (siehe hierzu auch: DAX)
MEC	Megacoin
Mio.	Million(en)
MIOTA	Kürzel der Kryptowährung IOTA
MMC	MemoryCoin (Kryptowährung)
MNC	MinCoin (Kryptowährung)
MON	Money Market (deutsch: Geldmarkt)
Mrd.	Milliarde(n)
Mrz	März
MSCI	Morgan Stanley Capital International
Mt	Megatonne(n)
Mt. Gox	Magic: The Gathering Online Exchange (Kryptobörse)
MünzG	Münzgesetz
MWCI100	Market-Cap-Weighted Cryptocurrency Index
MXN	Mexikanischer Peso (Währung)

N

n.a.	nicht angegeben
NET	NetCoin (Kryptowährung)
NMC	Namecoin (Kryptowährung)
No.	Number
NOK	Norwegische Krone (Währung)
Nonce	Number used once
Nr.	Nummer
NRB	Noirbits (Kryptowährung)
NV	Normalverteilung
NVC	Novacoin (Kryptowährung)
NXT	Nxt (Kryptowährung)

NZD Neuseeländischer Dollar (Währung)

O

o.Ä. oder Ähnliches / oder Ähnlichem

o.g. oben genannte(r/s)

o.J. ohne Jahresangabe

o.O. ohne Ortsangabe

o.S. ohne Seitenangabe

o.V. ohne Verfasserangabe

OECD Organisation for Economic Co-operation and Development

OGAW Organismen für gemeinsame Anlagen in Wertpapieren

OMNI Omni (Kryptowährung)

ORB Orbitcoin (Kryptowährung)

P

p.a. per annum

P2P Peer-to-Peer

PHF (Deutsche Bundesbank) Panel on Household Finances

PHS Philosopher Stones (Kryptowährung)

PIN Persönliche Identifikationsnummer

PLN Polnischer Zloty (Währung)

PoW Proof-of-Work

PPC Peercoin (Kryptowährung)

PSD II Payment Services Directive II

PTS BitShares PTS (Kryptowährung)

PXC Phoenixcoin (Kryptowährung)

Q

QE Quantitative Easing

QQ-Plot Quantile-Quantile-Plot

QRK Quark (Kryptowährung)

R

REIT	Real Estate Investment Trust
RES	Real Estate (Immobilien)
Rn.	Randnummer
RUB	Russischer Rubel (Währung)
RX REIT	RX REIT (Eigenname)
Rz.	Randziffer

S

s.	siehe
S.	Satz (bei Gesetzestexten); Seite (bei sonstiger Literatur)
s.o.	siehe oben
S&P	Standard & Poors
S&P500	Standard & Poors 500 Index
S&P GSCI	Standard & Poors Goldman Sachs Commodity Index
SBC	StableCoin (Kryptowährung)
SDAX	Smallcap-DAX (siehe hierzu auch: DAX)
SDF	Stochastische Diskontfaktoren
SDI	Stable Distribution
SEC	United States Securities and Exchange Commission
SEK	Schwedische Krone (Währung)
Sep	September
SEPA	Single Euro Payments Area
SHA-256	Secure Hash Algorithm 256
signif.	signifikant(e/er)
sog.	sogenannte(r/s/n)
SOV	Sovereign Bonds (deutsch: Staatsanleihen)
SPT	Spots (Kryptowährung)
Std.-Abw.	Standardabweichung
StGB	Strafgesetzbuch
STO	Stocks (deutsch: Aktien)
StR	Strafrecht
SXC	SexCoin (Kryptowährung)

T

Tab.	Tabelle
TAG	TagCoin (Kryptowährung)
TGC	TigerCoin (Kryptowährung)
TIPS	TARGET Instant Payment Settlements (Zahlungssystem)
TIPS	Fedoracoin (Kryptowährung)
TIX	Tickets (Kryptowährung)
Token	(Krypto-) Token
TP	Tangentialportfolio
TR	Total Return (Indizes)
TRC	Terracoin (Kryptowährung)
TRY	Türkische Lira (Währung)
Tsd.	Tausend
TWh	Terawattstunde(n)
Tz.	Textziffer

U

u.a.	unter anderem
u.d.N.	unter der Nebenbedingung
UNs-	Unternehmens-
URL	Uniform Ressource Locator
US	United States
USA	United States of America
USD	US-Dollar
USDT	US Dollar Tether (Kryptotoken)
usw.	und so weiter
UWG	Gesetz gegen unlauteren Wettbewerb

V

v.Chr.	vor Christus
VaR	Value at Risk
VEF	Venezuelanischer Boliviar Fuerte (Währung)
vgl.	vergleiche
Vol.	Volume

VPN Virtual Private Network

vs. versus

W

W Wald

WDC WorldCoin (Kryptowährung)

WpPG Wertpapierprospektgesetz

X

XJO Joulecoin (Kryptowährung)

XMR Monero (Kryptowährung)

XPM Primecoin (Kryptowährung)

XRP Ripple (Kryptowährung)

Z

z.B. zum Beispiel

z.T. zum Teil

ZAG Zahlungsdiensteaufsichtsgesetz

ZAR Südafrikanischer Rand (Währung)

ZET Zetacoin (Kryptowährung)

zit. n. zitiert nach

Sonstige

μBTC Mikrobitcoin

Die Paket-IDs der im Anhang aufgelisteten R-Pakete sind nicht in diesem Verzeichnis aufgeführt, da diese keine Abkürzungen im engeren Sinne, sondern Paketbezeichnungen darstellen und sprachlich keinen Sinn ergeben müssen. Da diese auch im Fließtext keinerlei Erwähnung finden, wird zur besseren Überschaubarkeit des Verzeichnisses an dieser Stelle auf die Auflistung verzichtet und stattdessen auf die Übersicht dieser Pakete (inkl. Quellen) in Appendix A.3 verwiesen. Auch juristische Aktenzeichen aus dem Rechtsquellenverzeichnis sind in diesem Kapitel aus vergleichbaren Gründen nicht aufgeführt.

Symbolverzeichnis

Griechisches Alphabet:

α	Regressionsparametervektor für die Spanning-Tests
$\hat{\alpha}$	Empirische Schätzung von α
α_S	Stabilitätsparameter der Stable Distribution
$\hat{\alpha}_S$	Empirische Schätzung von α_S (Maximum-Likelihood)
$\tilde{\alpha}_{\text{Sig}}$	Signifikanzniveau (allgemeine Notation)
$\tilde{\alpha}_{\text{Sig}_1}$	Signifikanzniveau für den F_1 -Stepdown-Test
$\tilde{\alpha}_{\text{Sig}_2}$	Signifikanzniveau für den F_2 -Stepdown-Test
β	Regressionsparametermatrix für die Spanning-Tests
$\hat{\beta}$	Empirische Schätzung von β
β_S	Schiefeparameter der Stable Distribution
$\hat{\beta}_S$	Empirische Schätzung von β_S (Maximum-Likelihood)
γ_S	Skalenparameter der Stable Distribution
$\hat{\gamma}_S$	Empirische Schätzung von γ_S (Maximum-Likelihood)
Γ	Akkumulierte Transaktionskosten zur Erreichung der optimalen Asset-Allokation (für eine Portfolioumschichtung)
δ	Parametervektor für die Spanning-Tests
$\hat{\delta}$	Empirische Schätzung von δ
ε_t	Fehlertermvektor der linearen Regression(en)
ε'_t	Transponierte Version von ε_t
ϑ_{Tail}	Anteil des Verteilungstails an den Gesamtbeobachtungen
Θ	Mathematische Hilfsmatrix
$\hat{\Theta}$	Empirische Schätzung von Θ (Maximum-Likelihood)
$\hat{\Theta}'$	Transponierte Version von $\hat{\Theta}$
κ	Konditionierungszahl
λ_1	Erster Eigenwert einer Matrix
λ_2	Zweiter Eigenwert einer Matrix
λ_i	i-ter Eigenwert einer Matrix
$ \lambda_{\max} $	Betragsgrößter Eigenwert einer (Kovarianz-) Matrix \mathbf{V}
$ \lambda_{\min} $	Betragskleinster Eigenwert einer (Kovarianz-) Matrix \mathbf{V}

$\boldsymbol{\mu}$	Renditeerwartungswertvektor aller berücksichtigten Assets
$\boldsymbol{\mu}_1$	Renditeerwartungswertvektor der Benchmark-Assets
$\boldsymbol{\mu}_2$	Renditeerwartungswertvektor der Test-Assets
μ	Renditeerwartungswert (allgemeine Notation)
μ_{EWCI}	Erwartete Rendite des EWCI
μ_{GPD}	Lageparameter der Generalized Pareto Distribution
$\hat{\mu}_{GPD}$	Empirische Schätzung von μ_{GPD} (Maximum-Likelihood)
μ_{NV}	Lageparameter der Normalverteilung
μ_i	Renditeerwartungswert des Assets i
μ_P	(Erwartete) Portfoliorendite
ξ_{GPD}	Formparameter der Generalized Pareto Distribution
$\hat{\xi}_{GPD}$	Empirische Schätzung von ξ_{GPD} (Maximum-Likelihood)
ρ	Korrelationskoeffizient (allgemeine Notation)
$\rho_{i,j}$	Korrelationskoeffizient der Renditen der Assets i und j (allgemeine Notation, unabhängig vom Korrelationsmaß)
$\rho_{i,j}^{\text{Kendall}}$	Rangkorrelationskoeffizient der Renditen der Assets i und j nach Kendall (spezifische Darstellungsform)
$\rho_{i,j}^{\text{Pearson}}$	Korrelationskoeffizient der Renditen der Assets i und j nach Pearson (spezifische Darstellungsform)
$\rho_{i,j}^{\text{Spearman}}$	Rangkorrelationskoeffizient der Renditen der Assets i und j nach Spearman (spezifische Darstellungsform)
$\rho_{ZV_1,ZV_2}^{\text{Kendall}}$	Korrelationskoeffizient der Zufallsvariablen ZV_1 und ZV_2 nach Kendall (allgemeine Darstellungsform)
$\rho_{ZV_1,ZV_2}^{\text{Spearman}}$	Korrelationskoeffizient der Zufallsvariablen ZV_1 und ZV_2 nach Spearman (allgemeine Darstellungsform)
σ	Standardabweichung einer Zufallsvariable (allgemeine Notation)
$\sigma[\cdot]$	Standardabweichung der Ausprägungen einer Zufallsvariable (Funktion)
σ_i	Standardabweichung der Renditen des Assets i
σ_j	Standardabweichung der Renditen des Assets j
σ_P	Standardabweichung der Renditen des Portfolios

σ_{GPD}	Skalenparameter der Generalized Pareto Distribution
$\hat{\sigma}_{\text{GPD}}$	Empirische Schätzung von σ_{GPD} (Maximum-Likelihood)
$\sigma_{i,i}$	Varianz der Renditen des Assets i (andere Schreibweise)
$\sigma_{i,j}$	Kovarianz der Renditen der Assets i und j
$\sigma^2[\cdot]$	Varianz der Ausprägungen einer Zufallsvariable (Funktion)
σ_{EWCI}^2	Varianz der Renditen des EWCI
σ_{NV}^2	Skalenparameter der Normalverteilung (Varianz)
σ_i^2	Varianz der Renditen des Assets i
σ_{P}^2	Varianz der Portfoliorenditen
Σ	Mathematische Substitutionsgröße (hier: sog. NxN-Schur-Komplement der Block-Matrix) bzw. Kovarianz-Matrix der Störterme (Spanning Test)
$\hat{\Sigma}$	Unrestringierte empirische Schätzung von Σ
$\hat{\Sigma}^{-1}$	Invertierte Version von $\hat{\Sigma}$
$\bar{\Sigma}$	Restringierte Schätzung von Σ mit Restriktion $\alpha = \mathbf{0}_N$
$\tilde{\Sigma}$	Restringierte Schätzung von Σ mit Restriktionen $\alpha = \mathbf{0}_N$ und $\delta = \mathbf{0}_N$
$\tau_{\text{K} \times 1}^{\text{Benchmark}}$	K-Vektor der Transaktionskosten für Umschichtungen der Benchmark-Assets
$\tau_{\text{K} \times 1}^{\text{Benchmark}'}$	Transponierte Version von $\tau_{\text{K} \times 1}^{\text{Benchmark}}$
$\tau_{\text{N} \times 1}^{\text{Test}}$	N-Vektor der Transaktionskosten für Umschichtungen der Test-Assets
$\tau_{\text{N} \times 1}^{\text{Test}'}$	Transponierte Version von $\tau_{\text{N} \times 1}^{\text{Test}}$
$\tau_i^{\text{Benchmark}}$	Transaktionskosten für den Handel des i-ten Benchmark-Assets
τ_i^{Test}	Transaktionskosten für den Handel des i-ten Test-Assets
X_{2N}^2	Chi-Quadrat-Verteilung (mit 2N Freiheitsgraden)
Ψ_{t_l}	Skalierungsgröße für den Zeitpunkt des l-ten Rebalancingvorgangs
$\Psi_{t_{l-1}}$	Skalierungsgröße für den Zeitpunkt des (l-1)-ten Rebalancingvorgangs
ω	(Portfolio-) Gewichtsvektor aller betrachteten Assets

ω'	Transponierte Version des Vektors ω
ω^{GMVP}	Optimaler Gewichtsvektor der betrachteten Assets für ein (Globales) Minimum-Varianz-Portfolio
ω^{TP}	Optimaler Gewichtsvektor der betrachteten Assets für ein Tangentialportfolio
ω	Portfoliogewicht (allgemeine Darstellungsform)
ω_i	Portfoliogewicht des Assets i
$\omega_{i,t}$	Portfoliogewicht des Assets i zum Zeitpunkt t
ω_j	Portfoliogewicht des Assets j
ω_i^{alt}	Portfoliogewicht des Assets i vor der Portfoliooptimierung
ω_i^{neu}	Portfoliogewicht des Assets i nach der Portfoliooptimierung
ω_{Krypt}	Portfoliogewicht von Kryptowährungen (allgemeine Darstellungsform)
$\omega_{\text{Krypt}}^{\text{alt}}$	Portfoliogewicht von Kryptowährungen vor der Portfoliooptimierung
$\omega_{\text{Krypt}}^{\text{neu}}$	Portfoliogewicht von Kryptowährungen nach der Portfoliooptimierung
$ \Delta\omega_i $	Betragsmäßige Veränderung des Portfoliogewichts von Asset i im Rahmen der Portfoliooptimierung

Lateinisches Alphabet:

A	Mathematische Projektionsmatrix
A'	Transponierte Version von A
AKT_t	Anzahl der Titel im aktiven Teil des betrachteten Kryptowährungsuniversum zum Zeitpunkt t
AKT_{t_1}	Anzahl der Titel im aktiven Teil des betrachteten Kryptowährungsuniversum zum Rebalancing-Zeitpunkt t_1
$\text{AKT}_{t_{1+1}}$	Anzahl der Titel im aktiven Teil des betrachteten Kryptowährungsuniversum im Zeitpunkt t_{1+1}
$\text{AKT}_{t_{1+2}}$	Anzahl der Titel im aktiven Teil des betrachteten Kryptowährungsuniversum im Zeitpunkt t_{1+2}

B	Parametervektor der linearen Regressionen in der Matrixnotation (Spanning-Tests)
$\hat{\mathbf{B}}$	Empirische Schätzung von B (Maximum-Likelihood)
b_S	Lageparameter der Stable Distribution
\hat{b}_S	Empirische Schätzung von b_S (Maximum-Likelihood)
BOUND	(Erlaubte) Obergrenze eines Hash-Wertes
BU_{Test}	Teststatistik für den Spanning-Test nach Bekaert/Urias (1996)
C	Mathematische Projektionsmatrix (Spanning-Tests)
C1	Cluster 1 der Renditen aller betrachteten Assetklassen
C2	Cluster 2 der Renditen aller betrachteten Assetklassen
$c_i^{\text{Benchmark}}$	Transaktionskostensatz für den Handel des i-ten Benchmark-Assets
c_i^{Test}	Transaktionskostensatz für den Handel des i-ten Test-Assets
$\text{cov}[\cdot]$	Kovarianz zwischen zwei gegebenen Zufallsvariablen (Notation in der Funktionsdarstellung)
E	Fehlertermmatrix der linearen Regression(en) in der Matrixnotation (Spanning-Tests)
e	Euler'sche Zahl
$E[\cdot]$	Erwartungswert (Funktionsdarstellung)
EWCI_t	Kurswert des EWCI zum Zeitpunkt t
$\text{EWCI}_{\text{alt},t_1}$	Kurswert des EWCI (in der alten Zusammensetzung und Gewichtung) zum Zeitpunkt t_1
$\text{EWCI}_{\text{neu},t_1}$	Kurswert des EWCI (in der neuen Zusammensetzung und Gewichtung) zum Zeitpunkt t_1
EXT_i	Clusterexterne Separation für die i-te Assetklasse
$F_{1,T-K-N+1}$	F-Verteilung (mit 1 und T-K-N+1 Freiheitsgraden)
$F_{1,T-K-N}$	F-Verteilung (mit 1 und T-K-N Freiheitsgraden)
$F_{2,T-K-1}$	F-Verteilung (mit 2 und T-K-1 Freiheitsgraden)
$F_{1\text{Test}}$	Teststatistik für den F_1 -Test (Stepdown-Test)
$F_{2\text{Test}}$	Teststatistik für den F_2 -Test (Stepdown-Test)

FFK_{Test}	Teststatistik für den GMM-Spanning-Test nach Ferson/Foerster/Keim (1993)
$\hat{\mathbf{G}}$	Mathematische Hilfsmatrix (Schätzung)
$GPD(\cdot)$	Generalized Pareto Distribution (Funktionsdarstellung)
H_0	Nullhypothese
$\hat{\mathbf{H}}$	Mathematische Hilfsmatrix (Schätzung)
$\tilde{H}(\cdot)$	Hash-Funktion (Funktionsdarstellung)
\tilde{H}_{MRKL}	Merkle Root
\tilde{H}_{PREV}	Previous Hash
i	(Lauf-) Index (Subskript)
\mathbf{I}_N	($N \times N$)-Einheitsmatrix
INT_i	Clusterinterne Kohäsion für die i -te Assetklasse
j	(Lauf-) Index (Subskript)
J_1	Teststatistik für den Spanning-Test nach Bekaert/Urias (1996)
\tilde{k}	Kurtosiskoeffizient der Renditeverteilung
$\tilde{k}_{\text{Exzess}}$	Exzess-Kurtosis der Renditeverteilung
K	Anzahl der Benchmark-Assets
\tilde{K}_0	(Nicht-pekuniäres) Transaktionskostenbudget
k_t	Dynamische Indexbreite im Zeitpunkt t
k_{t_1}	Dynamische Indexbreite im Zeitpunkt $t = t_1$
$k_{t_{1+1}}$	Dynamische Indexbreite im Zeitpunkt $t = t_{1+1}$
$k_{t_{1+2}}$	Dynamische Indexbreite im Zeitpunkt $t = t_{1+2}$
$k_{t_{1-1}}$	Dynamische Indexbreite im Zeitpunkt $t = t_{1-1}$
l	(Lauf-) Index (Subskript) der Rebalancing-Zeitpunkte
LM_{Test}	Teststatistik des Lagrange-Multiplier-Tests
$\ln(\cdot)$	Natürlicher Logarithmus (Funktionsdarstellung)
LR_{Test}	Teststatistik des Likelihood-Ratio-Tests
M	Geldmenge (hier genauer: die Menge aller für Transaktionen verfügbaren Coins)
MA_t^{abs}	Absolute Marktabdeckung des EWCI zum Zeitpunkt t
MA_t^{rel}	Relative Marktabdeckung des EWCI zum Zeitpunkt t

$\overline{MA^{rel}}$	Durchschnittliche relative Marktabdeckung des EWCI
$\max(\cdot)$	Maximum-Funktion (Funktionsdarstellung)
$\min(\cdot)$	Minimum-Funktion (Funktionsdarstellung)
mod	Modulo-Funktion
N	Anzahl der Test-Assets
n	(Gesamt-) Anzahl bestimmter, in einem speziellen Kontext herangezogener Beobachtungseinheiten oder Beobachtungen (allgemeine Darstellungsform)
n_d	Anzahl diskordanter Beobachtungen
n_k	Anzahl konkordanter Beobachtungen
n_{Obs}	Anzahl der Beobachtungen (allgemeine Darstellungsform)
n_{Obs}^T	Anzahl der Beobachtungen (auf Tagesbasis)
n_{Obs}^W	Anzahl der Beobachtungen (auf Wochenbasis)
n_{Krypt}	Anzahl an Kryptowährungen
n_{Port}	Anzahl aller im Portfolio enthaltenen Assets/Assetklassen
n_{Wind}	Anzahl der berücksichtigten Fenster (Subsamples)
NONCE	Nonce
$NV(\cdot)$	Normalverteilung (Funktionsdarstellung)
$P_{i,0}$	Preis des Assets i zum Beginn des Beobachtungszeitraumes
$P_{i,n}$	Preis des Assets i zum Ende des Beobachtungszeitraumes
$P_{i,t}$	Preis des Assets i zum Zeitpunkt t
$P_{i,t-1}$	Preis des Assets i zum Zeitpunkt t – 1
P_{i,t_1}	Preis des Assets i zum Zeitpunkt t_1
PN	Preisniveau in der Volkswirtschaft
Q	Mathematische Hilfsmatrix
\mathbf{R}_t	Renditevektor der Benchmark- und Test-Assets zum Zeitpunkt t
\mathbf{R}_{1t}	Renditevektor der Benchmark-Assets zum Zeitpunkt t
\mathbf{R}'_{1t}	Transponierte Version des Vektors \mathbf{R}_{1t}
\mathbf{R}_{2t}	Renditevektor der Test-Assets zum Zeitpunkt t
\mathbf{R}'_{2t}	Transponierte Version des Vektors \mathbf{R}_{2t}
\bar{R}	Renditemittelwert eines Assets

R_{EWCI}	(Diskrete) Renditen des EWCI
r_F	Rikoloser Zinssatz
R_t	Renditebeobachtung eines Assets zum Zeitpunkt t
$R_{i,t}$	Rendite des Assets i zum Zeitpunkt t
$R_{P,t}$	Rendite eines Portfolios zum Zeitpunkt t
$R_{i,t}^D$	Diskrete Rendite des Assets i zum Zeitpunkt t
$R_{i,t}^S$	Stetige Rendite des Assets i zum Zeitpunkt t
$R_{i,1}^S$	Stetige Rendite des Assets i zum Zeitpunkt $t = 1$
$R_{i,2}^S$	Stetige Rendite des Assets i zum Zeitpunkt $t = 2$
$R_{i,n}^S$	Stetige Rendite des Assets i zum Zeitpunkt $t = n$
$R_{i,0:n}^S$	Rendite des Assets i vom Beginn des Beobachtungszeitraumes ($t = 0$) bis zu dessen Ende ($t = n$)
R_{EWCI}^{Tail}	(Diskrete) Tail-Renditen des EWCI
R_{EWCI}^{Trenn}	Trennwert von Tail- und Body-Verteilung der (diskreten) Renditen des EWCI
$Rang(\cdot)$	Rang einer ausgewählten Beobachtung in einem Ranking mit absteigender Sortierung (Funktion)
$Rang(ZV_{1i})$	Rang der i -ten Beobachtung der Zufallsvariable ZV_1 (in einem Ranking mit absteigender Sortierung)
$Rang(ZV_{2i})$	Rang der i -ten Beobachtung der Zufallsvariable ZV_2 (in einem Ranking mit absteigender Sortierung)
$Rang_{i,t_1}^{MC}$	Platzierung der Kryptowährung i im Marktkapitalisierungsranking (mit absteigender Sortierung) zum Rebalancing-Zeitpunkt t_1
$\tilde{\sigma}$	Schiefekoeffizient der Renditeverteilung
$SDI(\cdot)$	Stable Distribution
sil_i	Silhouettenkoeffizient für die i -te Assetklasse
SR	Sharpe Ratio
t	Zeitpunkt
t_l	Zeitpunkt des l -ten Indexrebalancings
t_{l+1}	Zeitpunkt des $(l+1)$ -ten Indexrebalancings
t_{l+2}	Zeitpunkt des $(l+2)$ -ten Indexrebalancings

t_{l-1}	Zeitpunkt des (l-1)-ten Indexrebalancings
T	Länge der Zeitreihe (als Anzahl der Beobachtungen)
T_{Obs}	Länge des Beobachtungsfensters (in Zeiteinheiten)
U	Mathematische Substitutionsgröße (hier: Wilks' U)
U_1	Nutzenindifferenzkurve 1
U_2	Nutzenindifferenzkurve 2
U_3	Nutzenindifferenzkurve 3
\mathbf{V}	(Sample-) Varianz-Kovarianz-Matrix der Renditen aller berücksichtigten Assets
$\hat{\mathbf{V}}$	Schätzer der Varianz-Kovarianz-Matrix \mathbf{V}
\tilde{V}	Umlaufgeschwindigkeit des Geldes (bzw. hier: der Coins)
V_0	Anfangsvermögen einer Investition (Startwert)
V_T	Endvermögen einer Investition (Vermögensendwert)
\mathbf{V}_{11}	Varianz-Kovarianz-Matrix der Renditen innerhalb der Gruppe der Benchmark-Assets
\mathbf{V}_{12}	Varianz-Kovarianz-Matrix der Renditen zwischen den Gruppen der Benchmark- und Test-Assets
\mathbf{V}_{21}	Varianz-Kovarianz-Matrix der Renditen zwischen den Gruppen der Benchmark- und Test-Assets
\mathbf{V}_{22}	Varianz-Kovarianz-Matrix der Renditen innerhalb der Gruppe der Test-Assets
\mathbf{V}^{-1}	Invertierte Version der Varianz-Kovarianz-Matrix \mathbf{V}
\mathbf{V}_{11}^{-1}	Invertierte Version der Varianz-Kovarianz-Matrix \mathbf{V}_{11}
$\text{Var}[\cdot]$	Varianz (Funktionsdarstellung)
$w_{i,t}$	Indexgewicht der Kryptowährung i zum Zeitpunkt t
w_{i,t_l}	Indexgewicht der Kryptowährung i zum Rebalancing-Zeitpunkt t_l
$w_{i,t_{l-1}}$	Indexgewicht der Kryptowährung i zum Rebalancing-Zeitpunkt t_{l-1}
W_a	Teststatistik für den Spanning-Test nach Ferson/Foerster/Keim (1993)
W_{Test}	Teststatistik des Wald-Tests
W_{TestAdj}	Teststatistik des adjustierten Wald-Tests

\mathbf{X}	Matrix (mit der typischen Reihenformatierung: $[\mathbf{1}, \mathbf{R}'_{1t}]$)
\mathbf{X}'	Transponierte Version der Matrix \mathbf{X}
\mathbf{Y}	Matrix der Renditen der Test-Assets
\tilde{Y}	Nationaler Output
ZV_1	Zufallsvariable 1 (allgemeine Darstellungsform)
ZV_2	Zufallsvariable 2 (allgemeine Darstellungsform)

Kalligraphisches Alphabet:

\mathcal{J}	Vektor der individuell anfallenden Transaktionskosten
\mathcal{J}'	Transponierte Version des Vektors \mathcal{J}

Zahlen

$\mathbf{0}_N$	N-Vektor bestehend aus Nullen
$\mathbf{0}'_N$	Transponierte Version des Vektors $\mathbf{0}_N$
$\mathbf{0}'_K$	Transponierter K-Vektor bestehend aus Nullen
$\mathbf{0}_{2 \times N}$	2xN-Matrix bestehend aus Nullen
$\mathbf{0}_{N \times K}$	NxK-Matrix bestehend aus Nullen
$\mathbf{1}'$	Transponierter Vektor bestehend aus Einsen (allgemeine Notation ohne konkrete Größenangabe)
$\mathbf{1}_K$	K-Vektor bestehend aus Einsen
$\mathbf{1}'_K$	Transponierte Version des Vektors $\mathbf{1}_K$
$\mathbf{1}_N$	N-Vektor bestehend aus Einsen
$\mathbf{1}'_N$	Transponierte Version des Vektors $\mathbf{1}_N$
$\mathbf{1}_{N+K}$	N+K-Vektor bestehend aus Einsen
$\mathbf{1}'_{N+K}$	Transponierte Version des Vektors $\mathbf{1}_{N+K}$
∞	unendlich

Mathematische Notationen, Operatoren und Einheiten:

$[\cdot]^{-1}$	Invertierung (einer Matrix)
$[\cdot]'$	Transponierung (eines Vektors/einer Matrix)
$ \cdot $	Absolutbetrag (Funktionsdarstellung)
$\sqrt{\cdot}$	Quadratwurzel (Funktionsdarstellung)
\mathbb{R}	Reelle Zahlen

\mathbb{R}^+	Positive reelle Zahlen
\mathbb{R}_0^+	Nicht-negative reelle Zahlen
$:=$	definiert
$=$	gleich
$\stackrel{d}{=}$	gleich verteilt
\neq	ungleich
\equiv	identisch
\sim	verteilt
$\stackrel{A}{\sim}$	asymptotisch verteilt
\ll	deutlich kleiner
$<$	kleiner
\leq	kleiner gleich
$>$	größer
\geq	größer gleich
$\%$	Prozent
$\%-P.$	Prozentpunkt(e)
\in	Element von
\forall	für alle

Sonstige Symbole:

\S	Paragraph
$\S\S$	Paragraphen
$*$	Geburtsjahr (bei Datumsangaben)
\dagger	Todesjahr (bei Datumsangaben)
\dots	Auslassung von Elementen (z.B. in Formeln)
$[..]$	Auslassung eines Wortes (bei der direkten Zitation)
$[...]$	Auslassung mehrerer Wörter (bei der direkten Zitation)
$(+)$	Zielkomplementarität / Positiver Zusammenhang
$(-)$	Zielkonflikt / Negativer Zusammenhang
(\circ)	Zielneutralität / Kein Zusammenhang
\emptyset	Durchschnitt

Abbildungsverzeichnis

Abb. 1:	Gang der Untersuchung.....	8
Abb. 2:	Taxonomie virtueller Währungen nach He et al. (2016).....	13
Abb. 3:	Architektur zentraler Transaktionssysteme	16
Abb. 4:	Architektur dezentraler Transaktionssysteme von Kryptowährungen über die Distributed-Ledger-Technologie	17
Abb. 5:	Taxonomie von Kryptoassets (in Abgrenzung zu digitalen Zentralbankwährungen).....	23
Abb. 6:	Taxonomische Abgrenzung verschiedener Kryptowährungsarten.....	33
Abb. 7:	Visualisierung der Verschlüsselung von Nachrichten.....	36
Abb. 8:	Visualisierung der Verknüpfung von Transaktionsblöcken durch die Blockchain.....	39
Abb. 9:	Visualisierung des Mining-Vorgangs anhand eines Prozessdiagrammes ..	39
Abb. 10:	Energieverbrauch des Bitcoin-Netzwerkes (02/2017-06/2019)	46
Abb. 11:	Exemplarische Abbildung des Tangle-Verfahrens.....	52
Abb. 12:	Entwicklung der Marktkapitalisierung des Kryptowährungsmarktes (jeweils sonntags) und relative Frequenz des englischsprachigen Google-Suchbegriffs „Cryptocurrency“	59
Abb. 13:	Überblick über verschiedene (empirisch festgestellte) Gründe des Aussterbens von Kryptowährungen (Stand: 01.06.2019).....	63
Abb. 14:	Mengendiagramm zur Darstellung der Hierarchie der Grundfunktionen von Geld	80
Abb. 15:	Darstellung der Volatilität der in US-Dollar notierten Wechselkurse ausgewählter Kryptowährungen sowie des Euros	90
Abb. 16:	Vergleich der täglich verifizierten Transaktionen ausgewählter Kryptowährungen	102
Abb. 17:	Entwicklung der historischen Gebühren pro Transaktion (Tagesdurch- schnitte in EUR) für den Zeitraum von 01.01.2014 bis 01.06.2019	112
Abb. 18:	Übersicht über (potentielle) Preisdeterminanten von Kryptowährungen .	131
Abb. 19:	Übersicht über wesentliche Risiken bei der Nutzung von Krypto- währungen (aggregiert nach Risikoart)	137
Abb. 20:	Überblick über den Portfoliomanagement-Prozess nach Mondello (2015).....	146

Abb. 21:	Magisches Viereck der Kapitalanlage nach Schmidt-von Rhein (1996)..	149
Abb. 22:	Abhängigkeit der Portfoliorendite und des Portfoliorisikos vom Korrelationskoeffizienten in der Portfolio-Selection-Theory	155
Abb. 23:	Bestimmung des optimalen Portfolios in der Portfolio-Selection-Theory (allgemein am Beispiel des Mehr-Anlagen-Falls)	156
Abb. 24:	Risikoreduktionseffekt durch Diversifikation in Abhängigkeit der Anzahl der Portfolioelemente.....	158
Abb. 25:	Übersicht über die Analysekonzeption von Schmitz/Hoffmann (2021) ..	163
Abb. 26:	Marktabdeckung des konstruierten Kryptowährungsindexes EWCI	197
Abb. 27:	Kursverläufe der gewählten Indizes für die betrachteten Benchmark- und Test-Assets (in Indexpunkten).....	199
Abb. 28:	Graphische Gegenüberstellung der empirischen Verteilung der EWCI-Renditen mit der Normalverteilung.....	207
Abb. 29:	Gegenüberstellung der empirischen Verteilung des EWCI sowie der nachgebildeten Body- und Tail-Verteilung.....	215
Abb. 30:	Pearson-Korrelationsmatrix für den Analysedatensatz	217
Abb. 31:	Rollierende Korrelationen für ausgewählte Titel des betrachteten Analysedatensatzes.....	219
Abb. 32:	Definition der optimalen Clusteranzahl über den Silhouetten-Koeffizienten (unten) und Clusterbildung mit Hilfe eines Dendrogramms (oben).....	223
Abb. 33:	Lokalisierung des Globalen-Minimum-Varianz-Portfolios (GMVP) und Tangentialportfolios (TP) im Risiko-Rendite-Diagramm (exemplarische Darstellung).....	231
Abb. 34:	Heatmap der Portfoliogewichte (Unrestringiertes Modell, keine Transaktionskosten) im Fall B für die Berücksichtigung von Kryptowährungen	253
Abb. 35:	Ergebnisse der Spanning-Tests (Fall A; Test-Asset: EWCI)	255
Abb. 36:	Ergebnisse der Rolling-Window-Spanning-Tests (Fall B; Test-Asset: EWCI).....	258
Abb. 37:	Ergebnis-Heatmap (p-Werte) aller für den Gesamtzeitraum (Fall A) parallel durchgeführten Spanning-Tests jeweils unter der Annahme einzeln beigemischter Einzeltitel.....	264

Abb. 38:	Ergebnis-Heatmap (p-Werte) des adjustierten Wald-Tests (als Rolling-Window-Spanning-Test) für jedes analysierte Beobachtungsfenster jeweils unter der Annahme einzeln beigemischter Einzeltitel.....	265
Abb. 39:	Verteilung der Anzahl aller Einzeltitel mit signifikanten Spanning-Tests über die betrachteten Analysefenster und Kennzeichnung vergleichbarer Fenster für den EWCI.....	268
Abb. 40:	Gegenüberstellung des indizierten Kursverlaufs des MWCII100 mit dem Kursverlauf des EWCI (jeweils in Indexpunkten)	270
Abb. 41:	Ergebnis-Heatmap (p-Werte) der Rolling-Window-Spanning-Test für jedes analysierte Beobachtungsfenster jeweils unter der Annahme des einzeln beigemischten Kryptowährungsindexes MWCII100.....	272
Abb. 42:	Effizienzlinie für die Long-Only-Portfolios und Lokalisierung der naiven Portfolios (jeweils mit und ohne Berücksichtigung von Kryptowährungen).....	282
Abb. 43:	Effizienzgebirge für die Portfoliooptimierung mit Kryptowährungen.....	282
Abb. 44:	Heatmaps für die Entwicklung der Portfoliogewichte der Long-Only-Portfolios (mit Berücksichtigung von Kryptowährungen) im Zeitablauf	284
Abb. 45:	Effizienzlinien mit und ohne Kryptowährungen (EWCI) sowie mit und ohne Berücksichtigung von (nicht-pekuniären) Transaktionskosten im Fall A.....	295
Abb. 46:	Effizienzgebirge für die Portfoliooptimierung mit Kryptowährungen (EWCI) unter Berücksichtigung nicht-pekuniärer Transaktionskosten ...	295
Abb. 47:	Heatmap der optimalen Portfoliogewichtungen für das TP im Fall B mit Berücksichtigung von Kryptowährungen und (nicht-pekuniären) Transaktionskosten.....	297
Abb. 48:	Schematische Darstellung des Optimierungs- und Rebalancing-Prozesses für die gewählte Stichprobe (01/2014 - 05/2019).....	303
Abb. 49:	Wertentwicklung der für jedes Optimierungskalkül berechneten 100-EUR-Musterportfolios (mit und ohne Kryptowährungen) im Zeitablauf (in EUR).....	306
Abb. 50:	Wertentwicklung der für jedes Optimierungskalkül berechneten 100-EUR-Musterportfolios (mit und ohne Kryptowährungen) im Zeitablauf (in EUR).....	310

Abb. 51:	Wertentwicklung des 100 EUR-Musterportfolios (TP) im Long-Only-Fall (mit und ohne Kryptowährungen sowie mit und ohne nicht-pekuniäre Transaktionskosten) im Zeitablauf (in EUR)	312
Abb. 52:	Darstellung der Verteilungen der als diskrete Rendite interpretierten Wechselkursänderungen (Schlusskurse) ausgewählter Kryptowährungen und des Euros anhand der Darstellungsform der Boxplots ...	321
Abb. 53:	Aufschlüsselung des für den EWCI gewählten gleichgewichteten Indexgewichtungsschemas für alle Wochen im Beobachtungszeitraum..	322
Abb. 54:	Überblick über die historischen diskreten Renditen aller Assets im Analysedatensatz	323
Abb. 55:	Gegenüberstellung der Renditeverteilungen von ausgewählten Assetklassen (grau) mit einer Kerndichteschätzung (dunkelblau) und der Normalverteilung (hellblau)	324
Abb. 56:	QQ-Plots für die Benchmark-Assets	325
Abb. 57:	Spearman-Korrelationsmatrix für den Analysedatensatz	326
Abb. 58:	Kendall-Korrelationsmatrix für den Analysedatensatz	327
Abb. 59:	52 Wochen Rolling Correlations (Pearson-Koeffizient) zwischen Kryptowährungen und ausgewählten Assetklassen.....	328
Abb. 60:	Graphische Visualisierung des konzeptionellen Unterschieds zwischen Euklidischer Distanz und der DTW-Distanz	329
Abb. 61:	Heatmap der optimalen Portfoliogewichte der Benchmark-Assets (Unrestringiertes Modell, keine Transaktionskosten) für den Fall B	332
Abb. 62:	Diskrete Renditen der im Robustness Check einzeln beigemischten Kryptowährungen (1/3)	333
Abb. 63:	Diskrete Renditen der im Robustness Check einzeln beigemischten Kryptowährungen (2/3)	334
Abb. 64:	Diskrete Renditen der im Robustness Check einzeln beigemischten Kryptowährungen (3/3)	335
Abb. 65:	Korrelationsmatrix nach Pearson für die diskreten Renditen der einzeln beigemischten Kryptowährungen	339
Abb. 66:	Ergebnis-Heatmaps (p-Werte) der Rolling-Window-Spanning-Tests (GMM-Wald-Tests; Fall B) unter der Annahme einzeln beigemischter Einzeltitel.....	343

Abb. 67:	Ergebnis-Heatmaps (p-Werte) der Rolling-Window-Spanning-Tests (Stepdown-Tests: Fall B) unter der Annahme einzeln beigemischter Einzeltitel	344
Abb. 68:	Optimale Kryptowährungsgewichte für jedes Beobachtungsfenster (Fall B) bei der Beimischung eines Einzeltitels in das Benchmark-Portfolio	345
Abb. 69:	Verteilung des Anteils aller Einzeltitel mit signifikanten Spanning-Tests über die betrachteten Analysefenster und Kennzeichnung vergleichbarer Fenster für den EWCI (Ergänzung).....	346
Abb. 70:	MWCI100: Indexgewichte der einfließenden Kryptowährungen im Zeitablauf (Wochenfenster).....	347
Abb. 71:	Diskrete Renditen des alternativen Kryptowährungsindex (MWCI100)	348
Abb. 72:	Optimale Portfoliogewichte für jedes Beobachtungsfenster (Fall B) bei der Beimischung des MWCI100 als Kryptowährungsposition in das Benchmark-Portfolio	350
Abb. 73:	Effizienzlinie für die Long-Only-Portfolios (ohne nicht-pekuniäre Transaktionskosten) und Lokalisierung der naiven Portfolios (jeweils mit und ohne Berücksichtigung von Kryptowährungen über den MWCI100).....	352
Abb. 74:	Effizienzgebirge für die Long-Only-Portfoliooptimierung mit Kryptowährungen (MWCI100) ohne Berücksichtigung nicht-pekuniärer Transaktionskosten	353
Abb. 75:	Heatmap für die Entwicklung der Portfoliogewichte der Long-Only-Portfolios (GMVP, TP) ohne Berücksichtigung von Kryptowährungen im Zeitablauf (Fall B)	355
Abb. 76:	Heatmap der optimalen Portfoliogewichtungen für das Szenario mit einem alternativen Kryptowährungsindex (MWCI100) im Fall B.....	357
Abb. 77:	Effizienzlinien mit und ohne Kryptowährungen (MWCI100) sowie mit und ohne Berücksichtigung von Transaktionskosten im Fall A.....	358
Abb. 78:	Effizienzgebirge für die Long-Only-Portfoliooptimierung mit Kryptowährungen (MWCI100) unter Berücksichtigung nicht-pekuniärer Transaktionskosten	359

Abb. 79:	Heatmap der optimalen Portfoliogewichtungen im TP für das Szenario mit einem alternativen Kryptowährungsindex (MWCI100) im Fall B mit Berücksichtigung nicht-pekuniärer Transaktionskosten	361
Abb. 80:	Ergebnisse der Out-of-Sample-Analyse bei der Verwendung des MWCI100 als alternativen Kryptowährungsindex: Wertentwicklung der 100-EUR-Musterportfolios im Anlagezeitraum (in EUR).....	363

Tabellenverzeichnis

Tab. 1:	Übersicht über die Outputs der SHA-256-Hash-Funktion bei geringer Variation des Urbildes	37
Tab. 2:	Ranking der Top-30 Kryptowährungen (Coins) nach Marktkapitalisierung (Stichtag: 01.06.2019)	65
Tab. 3:	Visualisierung der Konzentration des betrachteten Kryptowährungsmarktes (Coins) anhand aggregierter Marktkapitalisierungen und Marktanteile (Stichtag: 01.06.2019).....	66
Tab. 4:	Einordnung der führenden Kryptowährungen nach Marktkapitalisierung (umgerechnet in EUR) in das Marktkapitalisierungsranking der DAX30-Unternehmen (in EUR; Stand: 20.05.2019)	91
Tab. 5:	Vergleich (saisonbereinigter) Geldmengenaggregate M1 und M3 ausgewählter Landeswährungen mit den durchschnittlichen Marktkapitalisierungen ausgewählter Kryptowährungen (Stand: Dezember 2018)	108
Tab. 6:	Deskriptive Statistiken von Horn/Oehler (2020) zu den identifizierten empirischen Portfoliogewichten deutscher Haushalte.....	166
Tab. 7:	Überblick über die Benchmark-Assets im Analysedatensatz von Schmitz/Hoffmann (2021).....	173
Tab. 8:	Überblick über den Rohdatensatz von Schmitz/Hoffmann (2021) zur Bildung des finalen Datensamples	186
Tab. 9:	Deskriptive Statistiken der erhobenen Renditedaten der Benchmark- und Test-Assets	202
Tab. 10:	Schiefe und Wölbung der jeweils betrachteten Renditen (Benchmark- und Test-Assets)	209
Tab. 11:	Testergebnisse (Teststatistiken und p-Werte) der Normalverteilungstests	211
Tab. 12:	Exemplarische Übersicht gängiger Portfoliooptimierungsansätze in der Kryptowährungsliteratur	226
Tab. 13:	Ergebnisse der Portfolio-Optimierung (Unrestringiertes Modell, keine Transaktionskosten) für den Fall A	251
Tab. 14:	Ergebnisse der Portfolio-Optimierung (Alternative Optimierungsmodelle, Fall A).....	280

Tab. 15:	Ergebnisse der Out-of-Sample-Analyse für die unrestringierten Portfolios (keine Transaktionskosten).....	305
Tab. 16:	Ergebnisse der Out-of-Sample-Analyse für die naiv diversifizierte Portfolios sowie die Long-Only-Portfolios vor (nicht-pekuniären) Transaktionskosten (Bruttobetrachtung)	309
Tab. 17:	Ergebnisse der Out-of-Sample-Analyse für das TP im Long-Only-Fall (mit und ohne Kryptowährungen sowie mit und ohne Berücksichtigung von nicht-pekuniären Transaktionskosten)	311
Tab. 18:	Darstellung erhobener Daten zur Gegenüberstellung der Volatilitäten von Kryptowährungen und der Volatilität des Euros	320
Tab. 19:	Zeitliche Aufschlüsselung der jeweiligen Analysefenster aus Fall B	330
Tab. 20:	Deskriptive Statistiken der Portfoliogewichte (Unrestringiertes Modell, keine Transaktionskosten) für den Fall B	331
Tab. 21:	Deskriptive Statistiken der erhobenen Renditedaten zu den betrachteten Einzelkryptowährungen (1/3)	336
Tab. 22:	Deskriptive Statistiken der erhobenen Renditedaten zu den betrachteten Einzelkryptowährungen (2/3)	337
Tab. 23:	Deskriptive Statistiken der erhobenen Renditedaten zu den betrachteten Einzelkryptowährungen (3/3) (ergänzt um Abschlusskursdaten dieser Titel).....	338
Tab. 24:	Ergebnistabelle der Spanning-Tests (Fall A) bei Beimischung von einzelnen Kryptowährungen als Test-Assets (1/2).....	340
Tab. 25:	Ergebnistabelle der Spanning-Tests (Fall A) bei Beimischung von einzelnen Kryptowährungen als Test-Assets (2/2).....	341
Tab. 26:	Kryptowährungsgewichte der jeweils einzeln in das Benchmark-Portfolio beigemischten Einzeltitel (Fall A).....	342
Tab. 27:	Deskriptive Statistiken der erhobenen Renditedaten zum betrachteten alternativen Kryptowährungsindex MWCI100 (ergänzt um Abschlusskursdaten dieses Titels)	349
Tab. 28:	Ergebnistabelle der Spanning-Tests bei Beimischung des alternativen Kryptowährungsindexes MWCI100 als Test-Asset (N = 1)	349
Tab. 29:	Ergebnisse der Portfolio-Optimierung (Naive Portfolios und Long-Only-Portfolios, keine Transaktionskosten, Fall A, Alternativer Kryptowährungsindex)	351

Tab. 30:	Deskriptive Statistiken der Portfoliogewichte (Naive Portfolios und Long-Only-Portfolios, keine Transaktionskosten, Fall B)	354
Tab. 31:	Deskriptive Statistiken der Portfoliogewichte (Naive Portfolios und Long-Only-Portfolios, keine Transaktionskosten, Fall B, Alternativer Kryptowährungsindex)	356
Tab. 32:	Deskriptive Statistiken der Portfoliogewichte (Long-Only, mit Transaktionskosten, Fall B)	360
Tab. 33:	Deskriptive Statistiken der Portfoliogewichte (Long-Only, mit Transaktionskosten, Fall B, alternativer Kryptowährungsindex)	360
Tab. 34:	Ergebnisse der Out-of-Sample-Analyse bei der Verwendung des MWCI100 als alternativen Kryptowährungsindex	362
Tab. 35:	Verwendete Matlab-Sheets für das Dissertationsprojekt	364
Tab. 36:	Verwendete R-Pakete für das Dissertationsprojekt (1/2)	365
Tab. 37:	Verwendete R-Pakete für das Dissertationsprojekt (2/2)	366

1 Einführung in den Untersuchungsgegenstand

1.1 Problemstellung und Zielsetzung der Untersuchung

„Jede Währung lebt vom Vertrauen“³. Dieses Zitat von Carl-Ludwig Thiele (Deutsche Bundesbank) hebt sehr eindrucksvoll heraus, dass die Akzeptanz und Verwendung jedweder Währung letztlich von dem Vertrauen in das gesamte Finanzsystem, in die dort aktiven Institutionen sowie in das politische Umfeld abhängt.⁴ Dieses Vertrauen besteht beispielsweise darin, dass (öffentliche) Zentralbanken ihre Hoheit über die Geldmengensteuerung nicht missbrauchen mögen sowie dass die in die Giralgeldschöpfung involvierten (privaten) Geschäftsbanken die anvertrauten Depositen der Einleger sicher aufbewahren (Diebstahlschutz), angewiesene Transaktionen wie gewünscht ausführen (kein Missbrauch) sowie ihre Kreditvergabe nur in einem nicht stabilitätsgefährdenden Maße durchführen mögen (Einlagensicherheit).⁵

Allerdings, so zeigt die Historie, haben Zentralbanken diese Verantwortung in der Vergangenheit immer wieder zur Finanzierung von Staatsschulden sowie zu Ungunsten der Sparer missbraucht und auch die Geschäftsbanken haben etwa in der amerikanischen Subprime-Krise (Auslöser der globalen Wirtschafts- und Finanzkrise der Jahre 2008/2009) durch übermäßige Kreditvergabe die Sicherheit der Spareinlagen gefährdet.⁶ Selbst staatliche Regulierungsbemühungen der privaten Geldschöpfung haben die private Geldproduktion in der Vergangenheit oftmals nicht in ausreichendem Maße eingeschränkt, sodass eine übermäßige Kreditvergabe regelmäßig die Inflation gefördert und auch zu Rezessionen geführt hat.⁷ In diesem Zusammenhang bemängelt Degens (2013), dass die Handlungen politischer Entscheidungsträger (zu) häufig finanzmarktgetrieben

³ Thiele (2016).

⁴ Vgl. Berentsen/Schär (2017), S. 28-31, 96f.; Mayer (2017), S. 7f.; Nakamoto (2009); Sixt (2017), S. 52, 62; Thiele (2016).

⁵ Vgl. Berentsen/Schär (2017), S. 28-31, 40, 95-97; Mayer (2017), S. 7f.; Nakamoto (2009).

⁶ Vgl. Berentsen/Schär (2017), S. 28-31; Bundeszentrale für politische Bildung (2012); Mayer (2017), S. 7f.; Nakamoto (2009). Diese Kritik ist konsistent mit der Ansicht der österreichischen Schule, die Konjunkturzyklen mit ihren jeweiligen Aufschwung- und Boomphasen, aber auch mit ihren Abschwung- und Krisenphasen als ein geldpolitisches Phänomen ansieht, das schlussendlich durch das aktuell vorherrschende partielle (Mindest-) Reservesystem (Fractional Reserve Banking) verursacht wird. Hierbei steuert die Zentralbank die Geldmenge über den Hauptrefinanzierungszins und setzt diesen tendenziell zu niedrig an, was nach Ansicht dieser Denkschule letztlich wie ein „Kreditdoping“ (Mayer (2017), S. 8) auf die Wirtschaft wirkt und (immer wiederkehrende) Kreditzyklen erzeugt, die eine Destabilisierung der Wirtschaft verursachen und aufgrund einer Fehlallokation der dort zur Verfügung stehenden Ressourcen auch das langfristige Wachstum hemmen können. Zur Lösung dieses Problems streben Vertreter der österreichischen Schule üblicherweise die Rückkehr zu einem vollständig gedeckten (Mindest-) Reservesystem (Full Reserve System) und einem Goldstandard an. Vgl. hierzu De Soto (2020), S. 468-475, 581-583; Jedlinsky (2015), S. 169; Mayer (2017), S. 8f.; Mises (1998), S. 468-472, 571-583.

⁷ Vgl. Mayer (2017), S. 7.

seien und Staaten in der öffentlichen Wahrnehmung dadurch die Kontrolle über das Geld – als wichtigstes Instrument in der modernen Marktwirtschaft – zu verlieren drohen.⁸

Kritik an einem solchen Verhalten wurde bereits deutlich früher von Hayek (1977) als Vertreter der Österreichischen Schule geäußert, der mit seiner Forderung der „Entnationalisierung des Geldes“⁹ letztlich auf die Auflösung des staatlichen Geldmonopols abzielt und stattdessen einen Wettbewerb verschiedener Geldformen als Lösungsmöglichkeit favorisiert, bei der nicht die Einstufung als gesetzliches Zahlungsmittel (sog. Legal Tender), sondern schlussendlich das Gros der Wirtschaftssubjekte über ihr verwendetes Zahlungsmittel entscheidet.¹⁰ Durch den entstehenden Wettbewerb der konkurrierenden Alternativen würden die Emittenten selbst dazu diszipliniert werden, das entgegengebrachte Vertrauen nicht auszunutzen, weil die Nutzer sonst einfach auf eine Konkurrenzwährung wechseln würden und das Vertrauen nur schwer zurückzugewinnen wäre.¹¹

Zwar hat es in der Vergangenheit häufiger den Versuch zur Etablierung von (privaten) digitalen Alternativwährungen neben dem jeweils gültigen gesetzlichen Zahlungsmittel gegeben – ein Beispiel wäre die auf der Arbeit von Chaum (1983) basierende, alternative Digitalwährung Digicash –, doch haben diese zuvor nie wirklich Relevanz am Markt gewinnen können.¹² Dies lag vor allem daran, dass diese nicht nur im Wettbewerb mit anderen digitalen Alternativwährungen vergleichbaren Typs (sog. Intra-Market Competition), sondern eben auch mit alternativen Währungskonzepten (z.B. den etablierten Fiat-Währungen)¹³ standen (sog. Inter-Market-Competition).¹⁴

Im Nachgang der bereits erwähnten Wirtschafts- und Finanzkrise kam es dann jedoch erneut zu Kritik und Vertrauensverlusten, die sich vermehrt auf die Instabilität der internationalen Finanzsysteme sowie der dortigen öffentlich-privaten Koproduktion von Kreditgeld (s.o.) gründeten.¹⁵ Im Rahmen der dann anschließenden Europäischen Staatsschuldenkrise ließ insbesondere das Vertrauen der Wirtschaftssubjekte in (national-)staatliche, zentralisierte Geldsysteme auch noch einmal spürbar nach.¹⁶ Im Zuge dieser

⁸ Vgl. Degens (2013), S. 1.

⁹ Hayek (1977), S. iii.

¹⁰ Vgl. Hayek (1977), S. iii, 1-7, 18f., 29-39; White (1984b), S. 19.

¹¹ Vgl. Hayek (1977), S. 1-5; Thiele (2016).

¹² Vgl. Berentsen/Schär (2017), S. 65; Chaum (1983); Chaum (2021); Digicash (1994); Hellwig/Karlic/Huchzermeier (2021), S. 31.

¹³ Einen Überblick über solche alternativen Konzepte liefert z.B. Degens (2013), S. 2.

¹⁴ Vgl. Degens (2013), S. 2, 40f.; Lutz (2018), S. 8.

¹⁵ Vgl. Beer/Weber (2015), S. 53; Berentsen/Schär (2017), S. 28-32; Gless/Kugler/Stagno (2015), S. 88; Nakamoto (2008), S. 1; Nakamoto (2009); Thiele/Diehl (2017), S. 3f.

¹⁶ Vgl. Ali et al. (2014b), S. 263; Degens (2013), S. 1.

Entwicklungen kam es daher folgerichtig zu einem öffentlichen wissenschaftlichen Diskurs, in dessen Rahmen einige alternative (digitale) Lösungsvorschläge für bisherige Leistungen aus dem traditionellen Finanzsystem entstanden – so z.B. auch die Kryptowährungen als innovative digitale Zahlungsmittel.¹⁷ Ein wesentliches Motiv der Entwicklung von Kryptowährungen umfasst dabei, dass das eingangs erwähnte Vertrauen in zentrale Institutionen durch die individuellen Ausgestaltungsmerkmale¹⁸ des zugehörigen Transaktionssystems obsolet wird.¹⁹ Gleichzeitig sind Kryptowährungen auch als (alternative) Ersatzwährungen²⁰ intendiert, in die sich Währungsnutzer dann flüchten können, wenn das traditionelle (nur teilgedeckte) Geldsystem zu kollabieren droht.²¹

Nachdem durch Nakamoto (2008) mit seiner Konzeption²² des Bitcoins der Grundstein für die Entwicklung von Kryptowährungen gelegt wurde, entwickelte sich im Nachgang auf diesem Fundament eine gesamte Kryptoökonomie.²³ So sind neben weiteren Kryptowährungen und einer Vielzahl daran ankoppelnder, digitaler Dienstleistungen auch noch verschiedene andere sog. Kryptoassets mit teilweise ähnlichen, teilweise aber auch deutlich abweichenden Ausgestaltungsmerkmalen entstanden.²⁴ Ein erstes wichtiges Teilziel dieser Arbeit soll folglich darin bestehen, den Begriff der Kryptowährung für die Zwecke der nachfolgenden Analyse sinnvoll und trennscharf zu definieren und von anderen Formen der Kryptoassets systematisch abzugrenzen. Insbesondere aufgrund der Vielzahl divergierender Definitions- und Abgrenzungskonzeptionen in der Literatur mit

¹⁷ Vgl. Beer/Weber (2015), S. 53; Nakamoto (2008), S. 1; Weber (2016), S. 18, 37.

¹⁸ Diese Ausgestaltung folgt dabei insbesondere den Prinzipien einer Gruppierung liberaler Internetnutzer, der sog. Cypherpunks, nach deren Denkschule die Verwendung von Kryptographie und anonymen Transaktionssystemen wichtige Stellschrauben darstellen, um auch im digitalen Zeitalter den Schutz der Privatsphäre und die Freiheit der Nutzer sicherstellen zu können. Eine ausführliche Übersicht über definitorische und technische Grundlagen von Kryptowährungssystemen wird in Kap. 2.1 nachgereicht. Vgl. hierzu Kap. 2.1; Beer/Weber (2015), S. 53; Hughes (1993); Rosenberger (2018), S. 11-13.

¹⁹ Vgl. Nakamoto (2008), S. 1.

²⁰ Eine ähnliche Funktion erfüllte in der Vergangenheit auch schon der US-Dollar, der z.B. in Simbabwe als Ersatz für die dortige (kollabierte) Landeswährung verwendet wurde (sog. Dollarization). Zudem galten im zweiten Weltkrieg auch Zigaretten als Krisenzahlungsmittel, wie in Kap. 3.1.2.1.3.2 noch einmal gesondert herausgestellt wird. Vgl. hierzu Kap. 3.1.2.1.3.2; De Nicoló/Honohan/Ize (2005), S. 1698f. (inkl. Fn. 2); Fiedler/Gern/Stolzenburg (2018), S. 754; Peprah et al. (2018), S. 344; Radford (1945), S. 189, 194.

²¹ Vgl. Fn. 6; Fiedler/Gern/Stolzenburg (2018), S. 754.

²² In der Kryptowährungsszene werden solche konzeptionellen Papiere auch als sog. Whitepaper bezeichnet. Vgl. hierzu Bitcoin.de (2021).

²³ Vgl. Nakamoto (2008), S. 1-9; Sixt (2017), S. 1-4.

²⁴ Vgl. Cryptocompare (2018), S. 11-38; Hahn/Wons (2018), S. 10-12; Kranz/Iten (2019); Sixt (2017), S. VII, VIII, 1-4.

teilweise irreführenden Begriffssystemen²⁵, ist es für das Verständnis der weiteren Analyse von besonderer Bedeutung, diese auf einem einheitlichen und trennscharfen Begriffssystem aufzubauen. Dadurch, dass viele Unterschiede teilweise auch technischer bzw. kryptographischer Natur sind, soll diese Arbeit – im Gegensatz zu vielen anderen Studien in der Literatur²⁶ – auch vertieft auf derartige Feinheiten eingehen.

Neben der Entwicklung definitorischer Grundlagen besteht eine weitere wesentliche Säule dieser Arbeit auch in der Charakterisierung des Nutzungsschwerpunktes von Kryptowährungen. Denn neben der ursprünglich von Nakamoto (2008) intendierten Verwendung als Zahlungsmittel werden Kryptowährungen in der Academia²⁷ häufig auch noch in den Kontext der Vermögensanlage eingeordnet und entsprechend analysiert.²⁸ Zur Charakterisierung von Kryptowährungen innerhalb dieses zuvor aufgezeigten Spektrums beschäftigt sich eine Vielzahl von Studien folglich mit der Fragestellung, ob es sich bei Kryptowährungen eher um ein Asset oder um eine Geldform (oder Währung) handelt.²⁹ Diese Studien wurden zumeist als Grundlagenforschung in frühen Entwicklungsstadien des Kryptowährungsmarktes durchgeführt und beziehen sich daher nahezu durchweg auf die zuerst entstandene Kryptowährung Bitcoin.³⁰ An dieser Stelle bietet es sich deshalb besonders an, diese Fragestellung noch einmal mit etwas zeitlicher Distanz zur Entstehung dieser Studien (d.h. unter Berücksichtigung aktueller Entwicklungen), aus einem allgemeineren Blickwinkel (d.h. für Kryptowährungen im Allgemeinen) sowie interdisziplinär (d.h. juristisch und ökonomisch) und mit geographischem Fokus auf Deutschland zu analysieren. Des Weiteren bietet sich in diesem Kontext auch die damit verbundene Fragestellung an, welche konkreten Eigenschaften Kryptowährungen denn als Asset im Vergleich zu anderen existierenden Assetklassen aufweisen und ob diese darauf basierend folglich eine eigenständige Assetklasse darstellen.³¹

²⁵ Vgl. exemplarisch Cryptocompare (2018), S. 11f.; Hahn/Wons (2018), S. 10-12; He et al. (2016), S. 7-10.

²⁶ Da die meisten der existierenden Studien als Journalbeiträge erschienen sind, können diese immer nur kleine Ausschnitte der hier verknüpften Analysestränge beleuchten.

²⁷ Vgl. als exemplarische Studien in diesem Kontext u.a. Baur/Hong/Lee (2018); Blau (2017); Börner et al. (2021c); Glas/Poddig (2018); Krückeberg/Scholz (2019); Schmitz/Hoffmann (2021).

²⁸ Vgl. Baur/Hong/Lee (2018), S. 178; Nakamoto (2008), S. 1.

²⁹ Vgl. als exemplarische Studien in diesem Kontext u.a. Baur/Hong/Lee (2018); Glaser et al. (2014); Lo/Wang (2014); Thiele/Diehl (2017); Yermack (2015).

³⁰ Vgl. als exemplarische Studien in diesem Kontext u.a. Baur/Hong/Lee (2018); Lo/Wang (2014); Thiele/Diehl (2017); Yermack (2015).

³¹ Vgl. für teilweise ähnliche Analyseaspekte Abramova/Böhme (2016), S. 3f.; Krückeberg/Scholz (2019), S. 1; Sovbetov (2018), S. 7.

Anknüpfend an diese zuletzt eingenommene Perspektive der Betrachtung von Kryptowährungen als Assets fokussiert der dritte und größte Analyseschwerpunkt dieser Untersuchung deren Eigenschaften in der Vermögensanlage deutscher Privatinvestoren. Innerhalb dieses Analysestrangs steht häufig die Wirkung von Kryptowährungen auf die Diversifikation bestehender (Multi-Asset-) Investorenportfolios im Vordergrund.³² Die Existenz von (signifikanten) Diversifikationseffekten durch Kryptowährungen sind allerdings durchaus umstritten und hängen dabei nicht nur vom betrachteten Analysefenster, sondern gemäß Glas/Poddig (2018) auch maßgeblich von der Auswahl und Gewichtung einbezogenen Input-Daten ab.³³ Ziel dieses dritten Analyseschwerpunktes ist daher konsequenterweise, anhand eines speziell zusammengestellten Analyserahmens den Diversifikationsbeitrag von Kryptowährungen für ein Multi-Asset-Portfolio von Privatanlegern unter Einbezug der aktuellsten wissenschaftlichen Erkenntnisse noch einmal systematisch zu analysieren.³⁴ Hierzu wird die vorliegende Arbeit insbesondere die bereits in einem Working Paper veröffentlichten Ergebnisse aus dem Projekt Schmitz/Hoffmann (2021)³⁵ aufbereiten und um weitere Facetten ergänzen.

Für die gesamte nachfolgende Analyse wird dabei eine konsistente geographische Fokussierung auf Deutschland vorgenommen.³⁶ Damit hebt sich diese Untersuchung auch durch ihren geographischen Fokus vom Großteil³⁷ der bisher durchgeführten Studien in der Literatur ab, weil dort überwiegend – explizit oder implizit – eine US-amerikanische oder auch globale Perspektive gewählt wird.³⁸ Eine pauschale Übertragung der dortigen

³² Vgl. als exemplarische Studien in diesem Kontext (unabhängig von ihrer regionalen Fokussierung) u.a. Anyfantaki/Arvanitis/Topaloglou (2018); Glas/Poddig (2018); Kajtazi/Moro (2019); Petukhina et al. (2020); Schmitz/Hoffmann (2021); Trimborn/Li/Härdle (2020); Wu/Pandey (2014).

³³ Vgl. Glas/Poddig (2018), S. 108f., 113; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 74.

³⁴ Vgl. ähnlich Schmitz/Hoffmann (2021), S. 2-5.

³⁵ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021).

³⁶ Vgl. ähnlich Schmitz/Hoffmann (2021), S. 4.

³⁷ Vgl. als exemplarische Studien in diesem Kontext u.a. Anyfantaki/Arvanitis/Topaloglou (2018); Brière/Oosterlinck/Szafarz (2015); Eisl/Gasser/Weinmayer (2015); Lee Kuo Chuen/Guo/Wang (2018); Wu/Pandey (2014).

³⁸ Vgl. für ein solches Argument (in einem etwas engeren Kontext) Schmitz/Hoffmann (2021), S. 4.

Ergebnisse auf den deutschen Finanzmarkt wäre dabei aufgrund kultureller³⁹ und struktureller⁴⁰ Unterschiede der jeweiligen Volkswirtschaften nicht zielführend.⁴¹ So kann gemäß Beugelsdijk/Frijns (2010) etwa eine (kulturell) abweichende Risikoeinstellung auch die konkrete Asset-Allokation der Investoren eines Landes beeinflussen und gemäß Glas/Poddig (2018) hängt von dieser Risikoeinstellung auch die Eignung von Kryptowährungen für die jeweils betrachteten Investoren ab.⁴² Die wenigen existierenden Studien⁴³ in der Literatur mit deutschem oder wenigstens europäischem Fokus decken die untersuchte Analysefragestellung nur oberflächlich ab, sodass hier durch die Möglichkeit eines deutlich komplexeren, einheitlich durchgehaltenen Analyseframeworks eine größere Analysetiefe erreicht werden soll.

Durch die Kombination der vorgenannten Schwerpunkte entsteht eine besonders vielschichtige Analyse, die zwar letztlich primär auf den Diversifikationsbeitrag von Kryptowährungen abzielt, diesen aber systematisch von der Grundlegung definitorischer und technischer Inhalte über die sich daraus ergebenden individuellen Charakteristika von Kryptowährungen und dem wiederum daraus resultierenden Risiko-Rendite-Profil von Kryptowährungsinvestitionen bis hin zur eigentlichen empirischen Analyse sukzessive herleitet und wissenschaftlich fundiert. Die ausführliche Darstellungsform des vorausgehenden theoretisch-definitorischen Fundaments rechtfertigt sich durch die besondere Relevanz solcher Informationen für die Investoren. Frei nach Warren Buffet lautet die Maxime hier: „Nur kaufen, was man versteht“⁴⁴ – und das gilt in diesem Kontext auch für

³⁹ Ein kurzer Blick auf die Ausprägungen der Kulturdimensionen von Hofstede (2001), die aktueller u.a. auch noch von Aggarwal/Kearney/Lucey (2012) berechnet wurden, offenbart bereits, dass durchaus kulturelle Unterschiede zwischen Deutschland und den USA auszumachen sind – etwa in Form eines höheren Grads an Unsicherheitsvermeidung in Deutschland. Frijns et al. (2013) verwenden diesen Grad auch zur Messung der sog. Risikotoleranz, die sich definitorisch als Kombination aus Risikoaversion und Risikowahrnehmung zusammensetzt und gemäß Beugelsdijk/Frijns (2010) auch Auswirkungen auf die Asset-Allokation der Investoren besitzt. Vgl. hierzu Aggarwal/Kearney/Lucey (2012), S. 529f.; Beugelsdijk/Frijns (2010), S. 2121; Frijns et al. (2013), S. 2458, 2464, 2471; Hofstede (2001), S. xix, xx; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 4 (inkl. Fn. 2).

⁴⁰ Denkbar wären hier etwa unterschiedliche regulatorische Rahmenwerke sowie unterschiedliche Rollen des Finanzmarktes in der jeweiligen Volkswirtschaft. Zu letzterem sei angeführt, dass in Deutschland eher ein bankorientiertes Finanzsystem vorherrscht, während in den USA ein finanzmarktorientiertes System existiert. Vgl. hierzu Vitols (2001), S. 172; Vitols (2004), S. 1f., 11f.

⁴¹ Vgl. Aggarwal/Kearney/Lucey (2012), S. 529f.; Frijns et al. (2013), S. 2458, 2464, 2471; Hofstede (2001), S. xix, xx; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 4 (inkl. Fn. 2); Vitols (2001), S. 172; Vitols (2004), S. 1f., 11f.

⁴² Vgl. Beugelsdijk/Frijns (2010), S. 2121; Frijns et al. (2013), S. 2471; Glas/Poddig (2018), S. 118; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 4 (inkl. Fn. 2).

⁴³ Vgl. exemplarisch Dorfleitner/Lung (2018); Europäische Zentralbank (2015); Glas/Poddig (2018).

⁴⁴ Deutsche Bank (2021). Das (ähnliche) Originalzitat von Warren Buffet lautet „Never invest in a business you cannot understand“ (Warren Buffet, zitiert in: Snyder (2017)).

die individuelle (technische und regulatorische) Ausgestaltung, die Nutzungsmöglichkeiten, die Wertgenerierung, sowie auch für die verbundenen Chancen und Risiken, die hier ebenso fokussiert werden sollen. Daraus resultierend lassen sich dann final Implikationen über die Sinnhaftigkeit von Kryptowährungsinvestments deutscher Privatanleger ableiten. Dabei kombiniert die Analyse jeweils Inhalte der Informatik, der Kryptographie, der Rechtswissenschaften, der monetären Theorie, der Finanzmarkttheorie und -ökonomie sowie des Asset Managements miteinander. Zum aktuellen Zeitpunkt ist weder mit geographischem Bezug auf Deutschland noch im Allgemeinen eine ähnlich sophistizierte, interdisziplinäre und detaillierte Analyse bekannt, die all diese Analysefragestellungen sinnvoll miteinander verknüpft. Aufgrund dieser vielfachen Verknüpfungen und der daraus erwachsenen, regelmäßigen Notwendigkeit von Querverweisen zwischen den jeweiligen Analysesträngen wird ein einheitliches empirisches Analysefenster vom 01.01.2014 bis zum 01.06.2019 unterstellt. Soweit erforderlich werden aber auch jüngere Entwicklungen auf dem Kryptowährungsmarkt punktuell in der Argumentation ergänzt und entsprechend gekennzeichnet.

1.2 Gang der Untersuchung

Die zuvor ausführlich beschriebenen Analysefragestellungen, die zusammengefasst (i) die Darlegung definitorischer und technischer Grundlagen von Kryptowährungen sowie – darauf aufbauend – (ii) die Analyse der Geld-Eigenschaften von Kryptowährungen und (iii) die Analyse der Asset-Eigenschaften selbiger (mit besonderem Fokus auf deren Diversifikationsbeitrag für deutsche Privatanlegerportfolios) umfassen, bauen als jeweilige Teilziele der Arbeit sukzessive aufeinander auf und beeinflussen daher in ihrer Chronologie auch den Gang der Untersuchung (s. Abb. 1). Zur besseren Visualisierung dieser geplant vielschichten Analyse soll dieser Gang der Untersuchung nachfolgend noch einmal kurz skizziert werden.

Im zweiten Kapitel wird dabei zunächst der Begriff der Kryptowährung eingeführt (s. Kap. 2.1.1) und im Nachgang von anderen am Markt entstandenen Kryptoassets systematisch abgegrenzt (s. Kap. 2.1.2). Die gemäß dieser Definition dann verbliebenen Kryptowährungen werden dann anhand einer Kryptowährungstaxonomie untergliedert sowie im Nachgang gestaffelt nach den dort gebildeten Kategorien exemplarisch im Hinblick auf technische und funktionelle Unterschiede durchleuchtet.

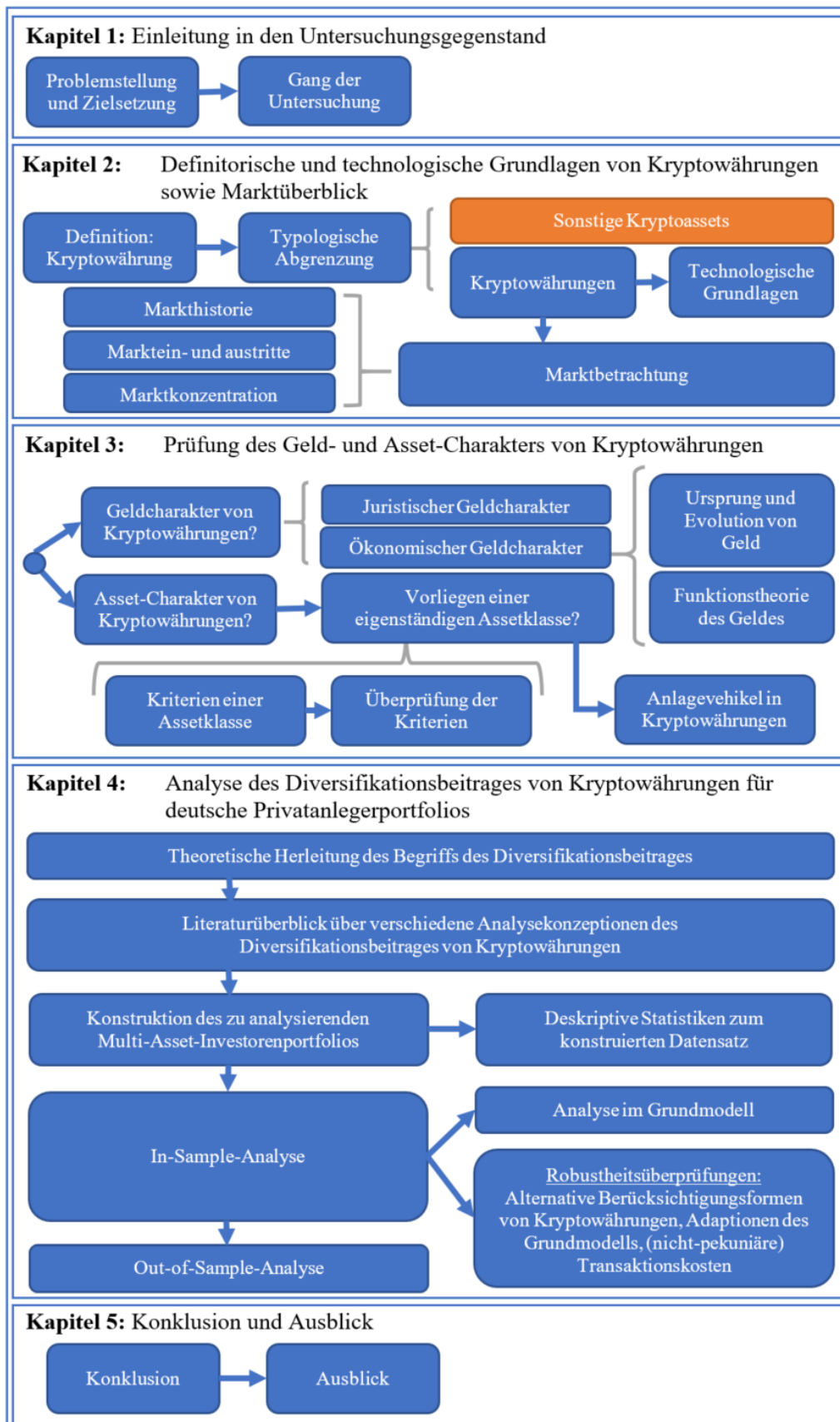


Abb. 1: Gang der Untersuchung⁴⁵

⁴⁵ Eigene Darstellung in konzeptioneller Anlehnung an Harnischmacher (2016), S. 16.

Diese bisher geschilderte Vorgehensweise ist notwendig, um ein grundlegendes Verständnis für die Funktionsweise und die vielfältigen Anwendungsgebiete von Kryptowährungen sowie ihrer zugrundeliegenden technischen Systeme zu schaffen. Im Anschluss an die definitorischen Ausführungen zum Kryptowährungsbegriff und die speziellen technischen Ausgestaltungsformen ausgewählter Einzeltitel fokussiert Kap. 2.2 dann den Kryptowährungsmarkt noch einmal im Aggregat. In diesem Kapitel wird zunächst auf die Entstehung und historische Entwicklung des Marktes abgestellt (s. Kap. 2.2.1), um anschließend anhand einer Lebenszyklusbetrachtung von Kryptowährungen die Marktevolution zu beleuchten (s. Kap. 2.2.2) und abschließend entstehende Konzentrationstendenzen auf dem Markt zu identifizieren und zu diskutieren (s. Kap. 2.2.3).

Aufbauend auf den zuvor herausgearbeiteten definitorischen und technischen Grundlagen von Kryptowährungen widmet sich das dritte Kapitel dann überblicksweise der Diskussion einer möglichen Charakterisierung von Kryptowährungen als Geldform und/oder Asset. In Kap. 3.1 wird hierzu zunächst ausführlich die Fragestellung diskutiert, ob Kryptowährungen juristisch (s. Kap. 3.1.1) und monetär-theoretisch (s. Kap. 3.1.2) eine Form von Geld darstellen. In Kap. 3.2 findet dann ein Perspektivwechsel hin zum Charakteristikum als Asset statt. Im Vordergrund steht dabei die Fragestellung, ob sich Kryptowährungen als eigenständige Assetklasse kategorisieren lassen. In diesem Kontext wird zunächst ein Prüfschema zur Identifikation von Assetklassen vorgestellt (s. Kap. 3.2.1) und anschließend für Kryptowährungen schrittweise angewendet (s. Kap. 3.2.2). Zur Vervollständigung der Asset-Perspektive werden in Kap. 3.2.3 abschließend noch verschiedene Anlagevehikel vorgestellt, die Investoren jeweils eine Vermögensanlage in Kryptowährungen ermöglichen.

Im vierten Kapitel wird die zuvor eingenommene Asset-Perspektive dann beibehalten und die Beimischung von Kryptowährungen in ein Multi-Asset-Portfolio deutscher Investoren betrachtet. Im Anschluss an einen kurzen Grundriss verschiedener portfoliotheoretischer Grundlagen zur definitorischen Herleitung des Diversifikationsbegriffs (s. Kap. 4.1) wird dann ein kurzer Literaturüberblick zu verschiedenen methodischen Analyseansätzen bestehender Studien im Kontext des Diversifikationsbeitrags von Kryptowährungen gegeben und auf dieser Basis die finale Analysekonzeption der nachfolgend zugrundegelegten empirische Analyse von Schmitz/Hoffmann (2021) vorgestellt (s. jeweils Kap.

4.2).⁴⁶ Als weitere vorbereitende Schritte der Analyse wird dann der in der vorgenannten Arbeit verwendete Analysedatensatz (unter der Annahme deutscher Investoren) vorgestellt (s. Kap. 4.3), dessen individuelle Charakteristika anschließend auf der Basis ausgewählter deskriptiver Statistiken und Tests herausgestellt werden (s. Kap. 4.4).⁴⁷ In den Kapiteln 4.5 und 4.6 kann dann anhand des zuvor konstruierten Datensatzes die empirische Analyse des Diversifikationsbeitrages von Kryptowährungen in einem Multi-Asset-Portfolio deutscher Investoren auf der Basis von Schmitz/Hoffmann (2021) vorgestellt werden.⁴⁸ Kap. 4.5 wird dabei den Diversifikationsbeitrag von Kryptowährungen anhand einer portfoliooptimierungsbasierten In-Sample-Analyse analysieren, die in den hier maßgeblichen Ausführungen von Schmitz/Hoffmann (2021) methodisch insbesondere an die Ausführungen von Glas/Poddig (2018) angelehnt wird.⁴⁹ Die theoretischen Grundlagen der hierzu benötigten Portfoliooptimierungsmodelle werden deshalb in Kap. 4.5.1 kurz vorgestellt.⁵⁰ In Kap. 4.5.2 hingegen wird dann die Analyse durchgeführt und die Analyseergebnisse ausgewertet.⁵¹ In den Kapiteln 4.5.3 bis 4.5.5 wird die zugrundeliegende Analyse noch einmal verschiedenen Robustheitsüberprüfungen unterzogen, um die Belastbarkeit der Ergebnisse zu untersuchen, ehe in Kap. 4.5.6 ein Zwischenfazit der In-Sample-Analyse gezogen wird.⁵² Des Weiteren wird die Untersuchung in Kap. 4.6 noch einmal um die Darstellung einer Out-of-Sample-Analyse ergänzt, die erneut auf Schmitz/Hoffmann (2021) basiert und in methodischer Anlehnung an Eisl/Gasser/Weinmayer (2015) untersucht, welche Wirkungen die in Kap. 4.5 jeweils ausgewiesenen optimalen Portfolios entfaltet hätten, wenn Investoren diese in der auf die Berechnung folgenden Periode im Rahmen ihrer Portfolioallokation umgesetzt hätten.⁵³

Abschließend werden im fünften Kapitel die wesentlichen Ergebnisse dieser Arbeit zu einem Fazit zusammengeführt, dabei insbesondere Implikationen für deutsche Investoren herausgestellt sowie zusätzlich ein Ausblick auf weiteren Forschungsbedarf gegeben.

⁴⁶ Vgl. Kap. 4.1, 4.2; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 2-6.

⁴⁷ Vgl. Kap. 4.3, 4.4; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 6-24.

⁴⁸ Vgl. Kap. 4.5, 4.6; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 24-82.

⁴⁹ Vgl. Kap. 4.5; Glas/Poddig (2018), S. 115-125; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 3-5, 24-74.

⁵⁰ Vgl. Kap. 4.5.1; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 24-35.

⁵¹ Vgl. Kap. 4.5.2; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 35-42.

⁵² Vgl. Kap. 4.5.3 - 4.5.6; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 42-74.

⁵³ Vgl. Kap. 4.5, 4.6; Eisl/Gasser/Weinmayer (2015), S. 6-8; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 3, 5, 74-82.

2 Definitiorische und technologische Grundlagen von Kryptowährungen sowie Marktüberblick

2.1 Grundlagen und Funktionsweise von Kryptowährungen

2.1.1 Definition von Kryptowährungen

Zu Beginn der Untersuchung ist es zunächst zur Erarbeitung eines grundlegenden Verständnisses des Analysegegenstandes sinnvoll, Kryptowährungen, deren Funktionsumfang sowie Grundzüge ihrer technischen Ausgestaltung kurz vorzustellen. Darauf aufbauend lohnt sich dann – wenn auch erst in Kap. 2.2 – eine Betrachtung des (weltweiten) Kryptowährungsmarktes sowie der Bedeutung von Kryptowährungen mit regionalem Fokus auf Deutschland.

Bei Kryptowährungen handelt es sich u.a. in Anlehnung an He et al. (2016) um konvertible virtuelle Währungen, deren Einheiten über ein dazugehöriges dezentrales Zahlungssystem transferiert werden können, welches sich – insbesondere zur Absicherung von Transaktionen sowie zur Generierung neuer Werteinheiten ohne einen zentralen Akteur wie z.B. eine Zentralbank (kompetitive Schöpfung) – kryptographischer Methoden bedient.⁵⁴ Kryptowährungssysteme bestehen folglich also aus einem Zahlungssystem und der dazugehörigen, darüber transferierten virtuellen Währung, der Kryptowährung.⁵⁵ Dabei stellen Kryptowährungen im Gegensatz zu zentralbankemittierten (Fiat-) Währungen, bei denen das von einer Zentralbank emittierte Zentralbankgeld für diese eine Verbindlichkeit darstellt, allerdings keine Verbindlichkeit für irgendeine Partei dar.⁵⁶

Um diese abstrakt-theoretische Definition von Kryptowährungen besser greifbar zu machen, werden Kryptowährungen zunächst in das Spektrum aus dem allgemeinen Währungsbegriff sowie (alternativen) Währungsformen eingeordnet (A), ehe im Nachgang einzelne Definitionsmerkmale des Kryptowährungsbegriffes anhand eines Abgrenzungsschemas noch einmal genauer beleuchtet werden (B).

Ad (A) Einordnung: Klassischer Währungsbegriff vs. alternative Währungsformen

Gemäß der Definition von Thiele/Diehl (2017) stellt eine Währung allgemein „die Verfassung und Ordnung des Geldwesens eines Staates, im engeren Sinne auch die jeweilige

⁵⁴ Vgl. Ali et al. (2014a), S. 276f.; Ali et al. (2014b), S. 266; Bech/Garratt (2017), S. 57; Berentsen/Schär (2017), S. 23-25, 47f.; He et al. (2016), S. 6-10; Sixt (2017), S. 2, 8, 31.

⁵⁵ Vgl. Ali et al. (2014a), S. 276f.

⁵⁶ Vgl. Bech/Garratt (2017), S. 57.

Geldeinheit⁵⁷ dar. Etymologisch lässt sich der Währungsbegriff von dem mittelhochdeutschen Begriff „werunge“ ableiten, der im Sinne des heutigen Begriffs „Gewährleistung“ benutzt wurde sowie hinsichtlich seines Wortstammes eine Verwandtschaft mit den Begriffen „wahr“ und „Wert“ aufweist.⁵⁸ Dies zeigt erneut einen sehr wichtigen Aspekt einer (traditionellen) Währung auf – nämlich das notwendige Vertrauen der Wirtschaftssubjekte in deren Werthaltigkeit.⁵⁹ Obwohl der Begriff Kryptowährungen eindeutig den Terminus „Währungen“ enthält und deshalb auf sprachlicher Ebene möglicherweise den Trugschluss auslöst, dass es sich bei diesen dann auch zwingend um Währungen im klassischen Sinne handeln müsse, gilt die zuvor genannte (traditionelle) Währungsdefinition jedoch nicht als erfüllt, weil Kryptowährungen privat geschöpft sind, kein gesetzliches Zahlungsmittel (Legal Tender) darstellen, staatlich nur begrenzt regulierbar sind und somit auch nicht die Ordnung des staatlichen Geldwesens repräsentieren können.⁶⁰ Stattdessen stellen in der Eurozone gemäß Art. 128 Abs. 1 S. 3 AEUV nur die vom Eurosystem ausgegebenen Euro-Banknoten das alleinige gesetzliche Zahlungsmittel dar.⁶¹

An dieser Stelle wäre für Kryptowährungen aus einem alternativen Blickwinkel eher eine Einordnung als Komplementärwährung (auch: Alternativwährung) passend.⁶² Solche Komplementärwährungen existieren grundsätzlich zur Ergänzung des (traditionellen) Währungssystems und können z.B. Mechanismen bereitstellen, die Fehler bzw. Unzulänglichkeiten staatlicher Währungen beheben wollen sowie im Hinblick auf mögliche Innovationen auch Freiräume zum Lernen bzw. zum Sammeln von Erfahrungswerten bieten.⁶³ Sollten solche Fälle an Relevanz gewinnen, kommt es nach Rösl (2008) zu einem Währungssubstitutionseffekt zugunsten von Komplementärwährungen.⁶⁴ Allerdings sind Komplementärwährungsformen trotz des aufkeimenden Interesses einer Diversifikation⁶⁵ zwischen verschiedenen Geldformen in ihrer Reichweite teilweise stark begrenzt und können häufig nicht in Konkurrenz zu staatlichen Währungen treten.⁶⁶

⁵⁷ Thiele/Diehl (2017), S. 3.

⁵⁸ Vgl. Lexer (1878), S. 797; Thiele/Diehl (2017), S. 3.

⁵⁹ Vgl. Kap. 1.1; Thiele/Diehl (2017), S. 3.

⁶⁰ Vgl. Kap. 3.1.1; Berentsen/Schär (2017), S. 47f., 96; He et al. (2016), S. 28; Kubát (2015), S. 410, 412; Nabilou (2019), S. 266; Schaupp/Festa (2018), S. 7; Thiele/Diehl (2017), S. 3.

⁶¹ Vgl. Art. 128 Abs. 1 S. 1-3 AEUV; Rösl (2006), S. 4.

⁶² Vgl. Degens (2013), S. 15 (inkl. Fn. 23); Sixt (2017), S. 63, 79.

⁶³ Vgl. Creutz (2005), S. 32; Degens (2013), S. 2f., 14-16; Sixt (2017), S. 63.

⁶⁴ Vgl. Degens (2013), S. 16; Rösl (2008), S. 244.

⁶⁵ Der Diversifikationsbegriff wird in Kap. 4.1.4 im Kontext der Portfoliotheorie noch einmal detailliert betrachtet, sodass an dieser Stelle auf eine vertiefte Definition verzichtet wird.

⁶⁶ Vgl. Creutz (2005), S. 31f.; Degens (2013), S. 16; Dodd (2005), S. 560f. Creutz (2005) bezeichnet Komplementärwährungen daher als „kleine Inseln im großen Meer der kapitalistischen Geldwirtschaft“ (Creutz (2005), S. 31f.).

Ad (B) Vertiefte Abgrenzung des Kryptowährungsbegriffes nach He et al. (2016):

Zur vertieften Abgrenzung von Kryptowährungen gegenüber ausgewählten (traditionellen und komplementären) Währungsformen existiert in der Literatur bereits eine Vielzahl von Abgrenzungskonzeptionen.⁶⁷ Aufgrund deren inhaltlich weitgehender Übereinstimmung mit der zuvor gewählten Kryptowährungsdefinition werden sich die nachfolgenden Ausführungen folglich zunächst an der in Abb. 2 dargestellten Taxonomie virtueller Währungen nach He et al. (2016) orientieren.⁶⁸

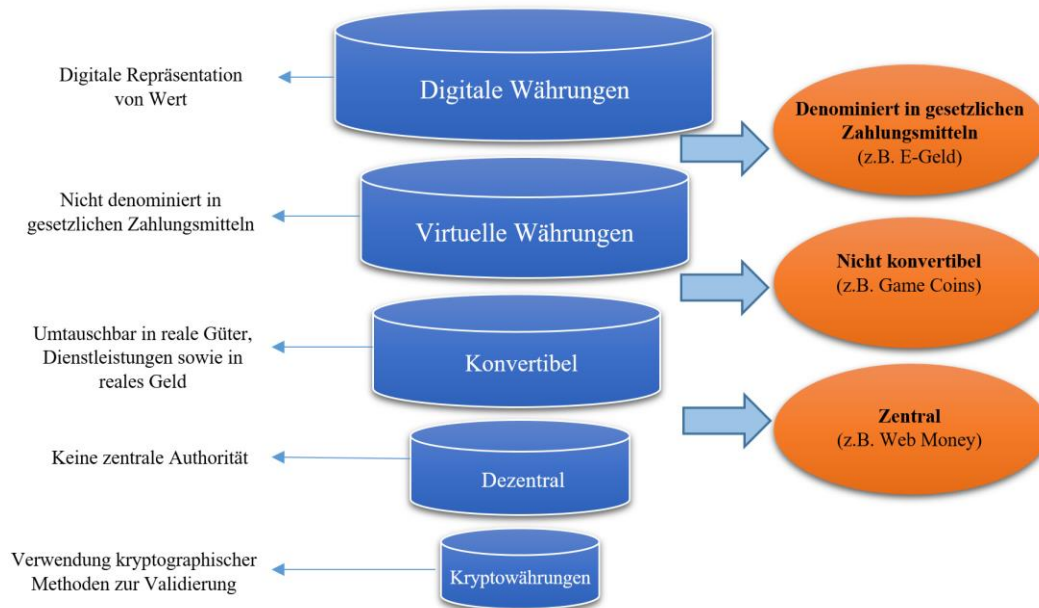


Abb. 2: Taxonomie virtueller Währungen nach He et al. (2016)⁶⁹

(i) Digitale Währungen

In dieser Taxonomie werden Kryptowährungen auf der obersten Ebene zunächst den digitalen Währungen subsumiert, die nicht nur im gesetzlichen Zahlungsmittel, sondern auch in einer eigenen (alternativen) Recheneinheit denominiert sein können.⁷⁰ Digitale Währungen zeichnen sich, wie der Name bereits verrät, durch einen rein digitalen Charakter aus.⁷¹ Das bedeutet, dass diese im Gegensatz zu (traditionellen oder alternativen) Währungsformen mit physischem Charakter, die sich Instrumenten wie Bargeld (Münzen

⁶⁷ Vgl. exemplarisch Bank for International Settlements (2015), S. 6; Bech/Garratt (2017), S. 59-61; Berentsen/Schär (2017), S. 48; Bjerg (2017), S. 6; Carstens (2018), S. 4; He et al. (2016), S. 6-10.

⁶⁸ Vgl. He et al. (2016), S. 7-10.

⁶⁹ Eigene Darstellung in enger Anlehnung an He et al. (2016), S. 8.

⁷⁰ Vgl. He et al. (2016), S. 7f.

⁷¹ Vgl. Europäische Zentralbank (2012), S. 11; He et al. (2016), S. 8.

und Scheine)⁷² oder Warengeld (wie z.B. Gold) bedienen können, nur in der digitalen Welt einen Wert darstellen, weil dieser nicht an ein physisches Objekt in der realen Welt (wie z.B. Münzen) gekoppelt ist.⁷³

(ii) Virtuelle Währungen

Auf der darunter liegenden Ebene lassen sich Kryptowährungen – u.a. im Einklang mit einer Klassifikation der Europäischen Zentralbank (2012, 2015) – den virtuellen Währungen unterordnen.⁷⁴ Virtuelle Währungen sind nach Art. 3 Nr. 18 der Richtlinie 2015/849/EU (in der Fassung nach der Änderungsrichtlinie 2018/843/EU) definiert als

„digitale Darstellung eines Werts, die von keiner Zentralbank oder öffentlichen Stelle emittiert wurde oder garantiert wird und nicht zwangsläufig an eine gesetzlich festgelegte Währung angebunden ist und die nicht den gesetzlichen Status einer Währung oder von Geld besitzt, aber von natürlichen oder juristischen Personen als Tauschmittel akzeptiert wird und die auf elektronischem Wege übertragen, gespeichert und gehandelt werden kann“⁷⁵.

Im Gegensatz zu weiteren digitalen Währungsformen, denen exemplarisch auch das E-Geld⁷⁶ und das Giralgeld (auch: Buchgeld) zu subsumieren wären, zeichnen sich diese dadurch aus, nicht mehr in Einheiten eines gesetzlichen Zahlungsmittels (z.B. Euro) denominiert zu sein.⁷⁷ Stattdessen sind diese als eigenständige Zahlungsmittel intendiert, die bestimmte Nutzerkreise (z.B. auf einer Webseite oder in einem Netzwerk) freiwillig auswählen und die sich daher auch einer eigenen Recheneinheit bedienen.⁷⁸ Somit zeigt sich, dass die Klassifizierung von Kryptowährungen als virtuelle Währungen nicht in einer konfliktären Beziehung zur Nicht-Erfüllung der klassischen Währungsdefinition von Thiele/Diehl (2017) (s.o.) steht, sondern hier vielmehr ihr bereits herausgehobener komplementärer Charakter prägend erscheint.⁷⁹

Als Emittenten solcher virtuellen Währungen können im Sinne der obigen Definition also (Nicht-Finanz-) Unternehmen oder auch Privatpersonen fungieren, die allesamt nicht

⁷² Erwähnenswert sind hier neben dem vom Eurosystem herausgegebenen Bargeld (als gesetzliches Zahlungsmittel) auch private Regionalwährungen, die sich eigenen herausgegebenen Münzen und/oder Scheinen bedienen. Vgl. hierzu Vgl. Art. 128 Abs. 1 S. 3 AEUV; Rösl (2006), S. 1-5.

⁷³ Vgl. Berentsen/Schär (2017), S. 33-38, 48; Europäische Zentralbank (2012), S. 9, 11; He et al. (2016), S. 8.

⁷⁴ Vgl. Europäische Zentralbank (2012), S. 6; Europäische Zentralbank (2015), S. 4; He et al. (2016), S. 8. Europäische Zentralbank wird nachfolgend häufig auch als EZB abgekürzt.

⁷⁵ Art. 3 Nr. 18 Richtlinie 2015/849/EU; Art. 1 Nr. 2 lit. d) Richtlinie 2018/843/EU.

⁷⁶ Für eine ausführliche (juristische) Definition des Begriffs E-Geld wird auf die spätere Definition in Kap. 3.1.1 verwiesen.

⁷⁷ Vgl. Kap. 3.1.1; Berentsen/Schär (2017), S. 48; Europäische Zentralbank (2012), S. 11, 13f.; He et al. (2016), S. 7f.; Issing (2011), S. 6.

⁷⁸ Vgl. Segendorf (2014), S. 72.

⁷⁹ Vgl. Degens (2013), S. 15f.; He et al. (2016), S. 8; Thiele/Diehl (2017), S. 3.

durch eine staatliche Aufsicht überwacht werden.⁸⁰ Damit ist auch das Charakteristikum verbunden, dass die Emission neuer Einheiten virtueller Währungen nicht staatlich reguliert ist.⁸¹ Trotzdem bedienen sich virtuelle Währungen auch selbst definierten Nutzungsregeln und zudem auch einer technischen Infrastruktur.⁸² Die dann als Kombination dieser Grundelemente entstehenden Zahlungssysteme werden allgemein als virtuelle Währungssysteme bezeichnet.⁸³

(iii) Konvertibilität

Auf der Ebene solcher virtuellen Währungssysteme hat die Europäische Zentralbank (2012, 2015) in Anlehnung an Guo/Chow (2008) zum Zwecke deren genauerer Abgrenzung ein Klassifikationsschema entworfen und Kryptowährungen als sog. bidirektionale (offene) virtuelle Währungssysteme klassifiziert.⁸⁴ Begründen lässt sich dies damit, dass Kryptowährungen über das zugehörige Transaktionssystem gegen realwirtschaftliche Güter und Dienstleistungen eingetauscht werden können (offenes virtuelles Währungssystem) und gleichzeitig auf spezialisierten Online-Börsen (z.B. Kraken) nicht nur gegen nationale Währungen (z.B. Euro, US-Dollar, etc.) eingetauscht, sondern auch in ebenjene zurückgetauscht werden können (bidirektionaler Charakter).⁸⁵

(iv) Dezentralität und Einsatz kryptographischer Methoden

Damit es sich bei konvertiblen, virtuellen Währungen per definitionem auch tatsächlich um Kryptowährungen handelt, müssen gemäß der Klassifikation in Abb. 2 zudem die Eigenschaften der Dezentralität der zugrundeliegenden Transaktionssysteme sowie des Einsatzes kryptographischer Methoden erfüllt sein.⁸⁶ Dabei werden nun zum verbesserten Verständnis zunächst zentrale und dezentrale Transaktionssysteme gegenübergestellt und voneinander abgegrenzt.⁸⁷

Das traditionelle Finanzsystem basiert auf einem zentralen Transaktionssystem, das bei Überweisungen zum Führen von Kontenbüchern sowie zur Ausübung von Settlement-

⁸⁰ Vgl. Europäische Zentralbank (2012), S. 11, 13; Segendorf (2014), S. 72.

⁸¹ Vgl. Europäische Zentralbank (2012), S. 11; He et al. (2016), S. 8f.

⁸² Vgl. Segendorf (2014), S. 72.

⁸³ Vgl. Ali et al. (2014a), S. 276f.; Segendorf (2014), S. 72.

⁸⁴ Vgl. Europäische Zentralbank (2012), S. 13-15; Europäische Zentralbank (2015), S. 9; Guo/Chow (2008), S. 269f. Europäische Zentralbank wird nachfolgend häufig auch als EZB abgekürzt.

⁸⁵ Vgl. Beer/Weber (2015), S. 54; Europäische Zentralbank (2012), S. 13f.; Kraken (2021b); Kraken (2021c); Segendorf (2014), S. 73.

⁸⁶ Vgl. He et al. (2016), S. 8f.

⁸⁷ Vgl. für ein ähnliches Vorgehen Ali et al. (2014b), S. 263f.

und Clearingfunktionen, auf vertrauenswürdige zentrale Akteure zurückgreift (s. Abb. 3).⁸⁸ Bei Überweisungen zwischen Akteuren, die Kunden der gleichen Geschäftsbank darstellen, führt diese deren Transaktionen in einem zentralen Kontenbuch.⁸⁹ Bei Überweisungen zwischen den jeweiligen Kunden verschiedener Geschäftsbanken kommt zusätzlich die Zentralbank hinzu, die über die Konten der Geschäftsbanken die Verrechnung solcher Überweisungen zwischen Banken übernimmt.⁹⁰ Neben der Abwicklung des Zahlungsverkehrs sind Zentral- und Geschäftsbanken in diesem System auch für die Geldschöpfung zuständig (privilegierte Rolle zentraler Institutionen).⁹¹

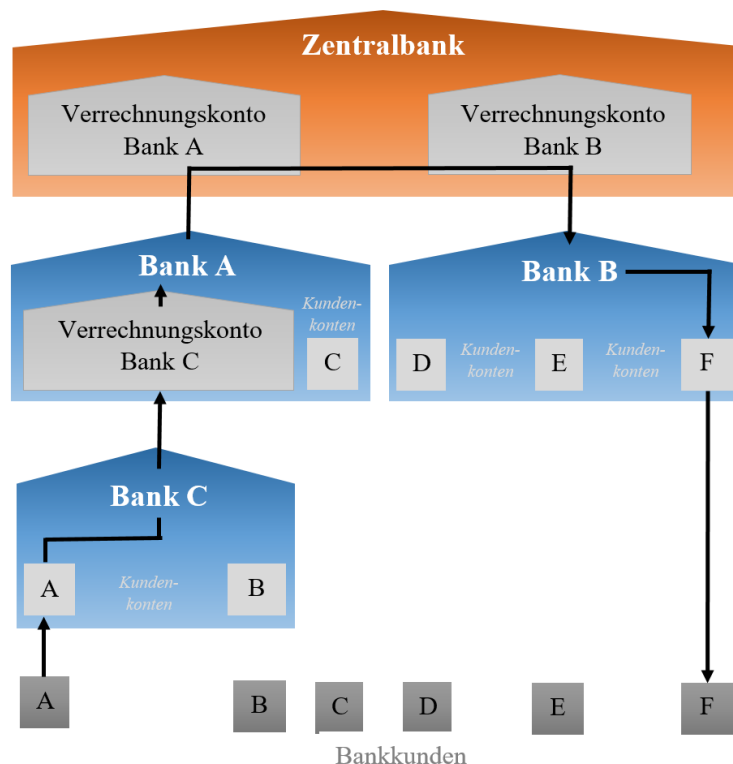


Abb. 3: Architektur zentraler Transaktionssysteme⁹²

Dezentrale (bzw. genauer: verteilte) Transaktionssysteme (s. Abb. 4), die einen wesentlichen Bestandteil von Kryptowährungssystemen darstellen, verzichten hingegen auf eine privilegierte zentrale Instanz, weil diese das entgegengebrachte Vertrauen der Akteure aus Eigeninteresse ausnutzen könnte (s. Kap. 1.1) – sei es durch die eigenmächtige Manipulation der Einträge der Konten oder auch durch den Missbrauch der Geldschöpfung

⁸⁸ Vgl. Ali et al. (2014b), S. 263; Bech/Garratt (2017), S. 57; He et al. (2016), S. 5f., 8; Thiele/Diehl (2017), S. 3. Solche zentralen Kontenbücher werden auch Master Ledgers (zu Deutsch: Zentralverzeichnisse) genannt. Vgl. hierzu Bundesanstalt für Finanzdienstleistungsaufsicht (2016).

⁸⁹ Vgl. Ali et al. (2014b), S. 263; Bech/Garratt (2017), S. 57.

⁹⁰ Vgl. Ali et al. (2014b), S. 263; Bech/Garratt (2017), S. 57.

⁹¹ Vgl. Kap. 1.1; Ali et al. (2014b), S. 263; Berentsen/Schär (2017), S. 25, 31, 95.

⁹² Eigene Darstellung in enger Anlehnung an Ali et al. (2014b), S. 263.

z.B. zur Finanzierung von Staatsschulden (durch Hyperinflation).⁹³ Durch diesen Verzicht auf eine solche zentrale Instanz im traditionellen Sinne⁹⁴ muss nun die Herstellung (iv.a) der Transaktionsfähigkeit, (iv.b) der Transaktionslegitimität, (iv.c) des Transaktionskonsenses bei Finanztransaktionen sowie (iv.d) die Emission neuer Werteinheiten neu organisiert werden, was im traditionellen Finanzsystem sonst durch ebenjene zentralen Instanzen übernommen worden wäre.⁹⁵

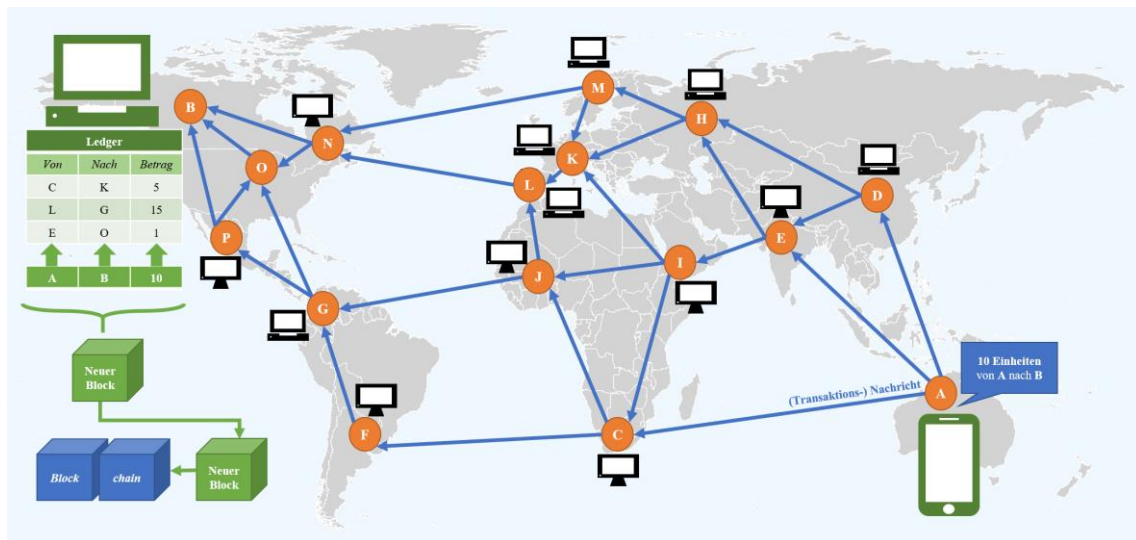


Abb. 4: Architektur dezentraler Transaktionssysteme von Kryptowährungen über die Distributed-Ledger-Technologie⁹⁶

Ad (iv.a): Transaktionsfähigkeit

Transaktionsfähigkeit bedeutet in diesem Zusammenhang eine Sicherstellung, dass Eigentümer von Werteinheiten ihr Guthaben über Transaktionen transferieren können.⁹⁷ Während dies im traditionellen Bankensystem über Infrastruktur (z.B. Akzeptanz von Zahlungsaufträgen in der Filiale über Terminals oder im Internet über Apps) gewährleistet wird, werden in Kryptowährungssystemen die Transaktionen durch das Versenden

⁹³ Vgl. Kap. 1.1; Berentsen/Schär (2017), S. 28, 30, 95-97; He et al. (2016), S. 8f.; Heine/Herr (2013), S. 622; Thiele/Diehl (2017), S. 3; Wittenberg (2020), S. 20.

⁹⁴ Trotz des dezentralen Charakters des Transaktionssystems von Kryptowährungen bedeutet dies aber nicht, dass in Kryptowährungsnetzwerken gar keine zentralen Institutionen Berücksichtigung finden. Allerdings üben diese keine Aufgaben traditioneller Zentralbanken aus, sondern sind ausschließlich nur für Governance-Fragestellungen (z.B. Software-Weiterentwicklung) sowie für Öffentlichkeitsarbeit zuständig. Ein prominentes Beispiel für eine solche zentrale Institution ist z.B. für den Bitcoin die sog. Bitcoin Foundation. Vgl. hierzu Beer/Weber (2015), S. 60; Bitcoin Foundation (2016), o.S.

⁹⁵ Vgl. Berentsen/Schär (2017), S. 25-29, 40, 50f., 214f.

⁹⁶ Eigene Darstellung in Anlehnung an Andoni et al. (2019), S. 146; He et al. (2016), S. 20; Kahle/Wickham (2013), S. 144. Die Führung des Rechnungsbuches wird hier aus Gründen der Übersichtlichkeit nur für Netzwerkteilnehmer B visualisiert, obwohl dies gleichermaßen auch von den anderen eingezeichneten Netzwerkteilnehmern übernommen wird. Vgl. hierzu Sixt (2017), S. 95.

⁹⁷ Vgl. Berentsen/Schär (2017), S. 40.

von kryptographisch verschlüsselten Nachrichten an die anderen Netzwerkteilnehmer des dort zugrundeliegenden Peer-to-Peer-(P2P) Netzwerkes (s. Abb. 4) initiiert.⁹⁸ Sobald innerhalb des P2P-Netzwerkes eine Transaktionsnachricht empfangen wird, leiten die Empfänger die zur Transaktion gehörigen Informationen an die weiteren verfügbaren Netzwerkteilnehmer weiter.⁹⁹ In der Folge wird dann innerhalb des Netzwerkes jenes Konto um einen bestimmten Betrag belastet und einem anderen Konto gutgeschrieben.¹⁰⁰ Anstelle einer zentralisierten Kontoführung durch eine privilegierte Instanz können bei den Transaktionssystemen von Kryptowährungen nun alle Netzwerkteilnehmer als sog. Netzwerkknoten (englisch auch: Nodes) gleichberechtigt an der Kontoführung mitwirken.¹⁰¹ Die Umsetzung erfolgt dabei mit Hilfe der Distributed-Ledger¹⁰²-Technologie (DLT), bei der alle Netzwerkteilnehmer eine Kopie eines digitalen und offen einsehbaren Rechnungsbuches führen können, in das neue Transaktionen eingetragen werden, nachdem diese über das Versenden von Transaktionsnachrichten initiiert und den Netzwerkteilnehmern kommuniziert wurden.¹⁰³ Solche Transaktionen sind daher trotz dessen ebenso dezentralen Charakters nicht mit Bargeldtransaktionen zwischen den verschiedenen Nutzern vergleichbar.¹⁰⁴ Denn bei Kryptowährungstransaktionen werden keine digitalen Münzen oder Noten übertragen; stattdessen findet eher eine Einzahlung auf ein Konto statt, dessen Transaktionen jeweils dezentral von den Netzwerkteilnehmern in dem zuvor erwähnten digitalen Rechnungsbuch festgehalten werden.¹⁰⁵

Als spezielle Form eines dezentralen Rechnungsbuches bedienen sich Kryptowährungssysteme weitestgehend¹⁰⁶ der sog. Blockchain-Technologie, bei der jene Transaktionsdaten und – je nach Ausgestaltung eines Kryptowährungssystems auch noch weitere spezifische Daten – in sog. Transaktionsblöcken gespeichert werden.¹⁰⁷ Diese Transaktionsblöcke werden von den Netzwerkteilnehmern mit laufend eingehenden, neuen Transakti-

⁹⁸ Vgl. Berentsen/Schär (2017), S. 50f.; Glas/Poddig (2018), S. 109; Nakamoto (2008), S. 2; Segendorf (2014), S. 73f.

⁹⁹ Vgl. Berentsen/Schär (2017), S. 95f.; Glas/Poddig (2018), S. 109; Rosenberger (2018), S. 19; Segendorf (2014), S. 74.

¹⁰⁰ Vgl. Segendorf (2014), S. 75.

¹⁰¹ Vgl. Berentsen/Schär (2017), S. 51, 95-97; Glas/Poddig (2018), S. 109.

¹⁰² In der deutschen Sprache werden Distributed Ledgers vereinzelt auch als sog. verteilte Kontenbücher bezeichnet. Vgl. hierzu Bundesanstalt für Finanzdienstleistungsaufsicht (2016).

¹⁰³ Vgl. Berentsen/Schär (2017), S. 95f.; Glas/Poddig (2018), S. 109; Segendorf (2014), S. 73f.; Sixt (2017), S. 8.

¹⁰⁴ Vgl. Berentsen/Schär (2017), S. 40f.; Segendorf (2014), S. 73.

¹⁰⁵ Vgl. Glas/Poddig (2018), S. 109; Segendorf (2014), S. 73, 75.

¹⁰⁶ Als prominente Ausnahme wird in Kap. 2.1.2.2.1 die Kryptowährung IOTA vorgestellt.

¹⁰⁷ Vgl. Glas/Poddig (2018), S. 109; Popov (2018), S. 1-26; Sixt (2017), S. 189f.

onsdaten gefüllt, wobei die Anzahl der aufnehmbaren Transaktionen über die vorab definierte, maximale Speicherkapazität pro Block (maximale Blockgröße) begrenzt ist und daher notfalls eine Selektion unter den potentiell aufzunehmenden Transaktionen notwendig wird.¹⁰⁸ Da nachfolgende Blöcke jeweils auf ihre bisherigen Vorgänger referenzieren, wird darüber eine Kette aus solchen Transaktionsblöcken, die sog. Blockchain¹⁰⁹, erzeugt.¹¹⁰ Der Ursprungsblock einer solchen Blockchain wird hierbei als sog. Genesis-Block bezeichnet.¹¹¹ Durch diese Struktur übt die Blockchain eine Funktion als eine im Regelfall für jedermann auf spezialisierten Online-Portalen (z.B. für den Bitcoin: Blockchain.com) offen einsehbare, historische Transaktionsdatenbank aus.¹¹² Trotz der Offenlegung sämtlicher Transaktionen in der Blockchain sorgt die Verwendung spezieller pseudonymer Adressen – zumindest bis zu einem gewissen Grad¹¹³ – für die Wahrung der sog. Anonymität der Netzwerkteilnehmer (hier: sog. Pseudo-Anonymität).¹¹⁴ Die Grundlagen des Konzeptes einer Blockchain sind dabei – zumindest auf analoger Ebene – nicht komplett innovativ, sondern gehen historisch bereits auf das Konzept des Rai-Steingeldes auf den mikronesischen Yap-Inseln zurück, dessen Herstellung zwar bereits im Jahr 1931 eingestellt wurde, aber das dort auch noch weiterhin zu finden ist.¹¹⁵ Die dort implementierte Idee eines nicht-physischen Austausches von Werten über dezentral geführte Transaktionsbücher wird beim Konzept von Kryptowährungen in weiten Teilen übernommen und auf eine neue Ebene gehoben, da die Nutzung des Internets nun sogar

¹⁰⁸ Vgl. Glas/Poddig (2018), S. 109; Sixt (2017), S. 96f.

¹⁰⁹ Blockchains lassen sich hierbei offiziell definieren als „fälschungssichere, verteilte Datenstrukturen, in denen Transaktionen in einem Transaktionsregister in der Zeitfolge protokolliert, nachvollziehbar, unveränderlich und ohne zentrale Instanz abgebildet sind“ (Hahn/Wons (2018), S. 1).

¹¹⁰ Vgl. Glas/Poddig (2018), S. 109.

¹¹¹ Vgl. Glas/Poddig (2018), S. 109.

¹¹² Vgl. Blockchain.com (2021a); Meier/Hansen/Mendle (2019), S. 23; Rosenberger (2018), S. 18f.

¹¹³ Zur möglichen Identifikation von Kryptowährungskonten sei u.a. auf die Studie von Meiklejohn et al. (2013) verwiesen. Des Weiteren wird in Kap. 2.1.2.2.2.1 noch einmal genauer auf diesen Anonymitätsaspekt eingegangen.

¹¹⁴ Vgl. Berentsen/Schär (2017), S. 39, 126f., 129; Meier/Hansen/Mendle (2019), S. 23; Meiklejohn et al. (2013), S. 128; Rosenberger (2018), S. 86; Segendorf (2014), S. 73; Sixt (2017), S. 32f.

¹¹⁵ Vgl. Brikmann (2014); Desjardins (2019); Rosenberger (2018), S. 63f. Zurück geht dieser Vergleich auf Brikmann (2014). Das Steingeld umfasste dabei große (und z.T. tonnenschwere) Steinscheiben, die im Regelfall durch die Einwohner nicht bewegt werden konnten, sodass die Besitzverhältnisse, d.h. der anteilige Besitz der Bewohner an diesen Steinen, und zwischenzeitliche Änderungen (= Transaktionen) nur virtuell über das Führen eines Buches dokumentierbar war, in das die Transaktionen aller Bewohner eingetragen wurden. Da die Familien einem zentral eingesetzten Buchhalter aufgrund der vielfältigen Manipulationsmöglichkeiten zugunsten anderer Stammesmitglieder misstrauten, wurde stattdessen eine Kopie dieses familienübergreifenden Kontenbuches von jeder der Familien des Stammes separat geführt und Transaktionen folglich allen Familien offen mitgeteilt, wobei Unstimmigkeiten bei Buchungen unter den Familien per Mehrheitsprinzip gelöst wurden. Dadurch wurde der physische Austausch dieser Geldeinheiten (hier: Steine) obsolet. Vgl. hierzu Berentsen/Schär (2018), S. 37f.; Brikmann (2014); Museum der Belgischen Nationalbank (2007), zit. n. Rosenberger (2018), S. 64; Rosenberger (2018), S. 64.

ein weltweites, dezentrales Transaktionsnetzwerk ermöglicht.¹¹⁶ Ohne die Einbindung des Internets wäre ein solches System noch an der Unüberschaubarkeit der Teilnehmer sowie der Menge an Transaktionen gescheitert.¹¹⁷

Durch vorgenannte Ausgestaltungsform besitzen derartige P2P-Transaktionssysteme gegenüber traditionellen, zentralen Transaktionssystemen den Vorteil, dass sie sich durch eine besondere Resistenz gegenüber Ausfällen oder Attacken auszeichnen, da eben jeder der Netzwerkknoten eine Kopie des öffentlichen Rechnungsbuches besitzt und der Ausfall eines Netzwerkknotens somit nicht mit dem Ausfall des gesamten Systems einhergeht.¹¹⁸ Verlorene oder beschädigte Dateien lassen sich somit innerhalb des Netzwerkes einfach wiederherstellen.¹¹⁹ Diese im Hinblick auf illegale Angriffe wünschenswerte Eigenschaft von Kryptowährungssystemen bedeutet aber auch gleichzeitig, dass sich diese Systeme aufgrund ihrer Dezentralität nur sehr schwer regulieren lassen, weil hier eben nicht nur eine zentrale Instanz zu regulieren oder notfalls abzuschalten wäre.¹²⁰

Ad (iv.b): Transaktionslegitimität

Neben der Transaktionsfähigkeit muss dann auch noch sichergestellt werden, dass alle Nachrichten, die innerhalb des Netzwerkes an die anderen Knoten verschickt werden, auch wirklich vom entsprechenden Absender stammen (Transaktionslegitimität).¹²¹ Zur Legitimierung des Transaktionsabsenders bedienen sich Kryptowährungssysteme asymmetrischen Verschlüsselungsverfahren, die gleichzeitig auch die Ursache für die Bezeichnung Kryptowährung darstellen.¹²² Individuelle Besitzinformationen sind zudem zur Reduktion der benötigten Speicherkapazitäten nicht in der Blockchain selbst gespeichert, werden dafür aber dezentral in der lokalen Wallet der jeweiligen Nutzer hinterlegt.¹²³ Dabei handelt es sich bei einer Wallet um „eine Art digitales Portemonnaie“¹²⁴, welches zur Überwachung des eigenen Kryptowährungsguthabens, aber auch zur Ausführung von Transaktionen über das Netzwerk (d.h. ohne Rückgriff auf Finanzintermediäre wie z.B.

¹¹⁶ Vgl. Brikmann (2014); Lutz (2018), S. 3; Nakamoto (2008), S. 1; Rosenberger (2018), S. 64f.; Segendorf (2014), S. 73; Sixt (2017), S. 31, 77; Weber (2016), S. 26-31.

¹¹⁷ Vgl. Rosenberger (2018), S. 65.

¹¹⁸ Vgl. Berentsen/Schär (2017), S. 95f.; Glas/Poddig (2018), S. 109.

¹¹⁹ Vgl. Berentsen/Schär (2017), S. 96.

¹²⁰ Vgl. Berentsen/Schär (2017), S. 96; Klee (2021).

¹²¹ Vgl. Berentsen/Schär (2017), S. 40, 51, 54f.

¹²² Vgl. Berentsen/Schär (2017), S. 54f., 143-169; He et al. (2016), S. 8f.; Rosenberger (2018), S. 47; Segendorf (2014), S. 73f.

¹²³ Vgl. Rosenberger (2018), S. 22.

¹²⁴ Beck/König (2015), S. 131.

Banken) verwendet werden kann.¹²⁵ Dabei sind verschiedene konzeptionelle Ausgestaltungsformen denkbar, so etwa Hardware-Wallets, Desktop-Wallets, Mobile-Wallets, Paper-Wallets und Online-Wallets.¹²⁶ Das hier zugrunde gelegte Prinzip der lokalen Speicherung von Besitzinformationen funktioniert deshalb, weil die Kryptowährungstransaktionen allesamt einen eigenen, speziellen Identifier (ID) besitzen, wodurch jede Einheit einzeln identifizierbar bleibt.¹²⁷ Über diese IDs kann – in Kombination mit den ebenso implementierten Zeitstempeln – auch verhindert werden, dass Einheiten mehrfach ausgegeben werden (sog. Double Spending).¹²⁸

Ad (iv.c) und (iv.d): Transaktionskonsens und Emission von Werteinheiten

Zusätzlich impliziert die Existenz vieler dezentral geführter Kontenbücher, dass diese nicht zwingend gleiche Einträge beinhalten müssen, sodass unter den Netzwerkteilnehmern ein Konsens gefunden werden muss (sog. Konsens-Mechanismus).¹²⁹ Ein Beispiel wäre hier etwa das vorgenannte Double Spending, bei dem sicherzustellen wäre, welche der jeweils angewiesenen Transaktionen final in die Blockchain aufgenommen wird.¹³⁰ Diese Notwendigkeit ergab sich auch beim Steingeld Rai aus dem obigen Beispiel.¹³¹ Während im traditionellen Finanzsystem der Bank als zentraler Instanz vertraut wird, dass diese das Guthaben der Transaktionsparteien vor einer Transaktion prüfen und die Transaktion dann korrekt ausführen und somit einen gültigen Transaktionskonsens herbeiführen, ist die Herstellung eines Transaktionskonsenses in dezentralen Transaktionssystemen weitaus schwieriger.¹³² Dazu existieren in der Praxis verschiedene Konsens-Mechanismen.¹³³ An diese Konsens-Findung ist dann üblicherweise auch die – aufgrund der Gleichberechtigung aller Netzwerkteilnehmer kompetitiv ausgestaltete – Schöpfung neuer Einheiten gekoppelt, sodass über dessen konkrete Ausgestaltung letztendlich auch entschieden wird, welcher Netzwerkteilnehmer sich zu welcher Gelegenheit wieviele neu

¹²⁵ Vgl. Beck/König (2015), S. 131; Rosenberger (2018), S. 22; Segendorf (2014), S. 73f.

¹²⁶ Vgl. hierzu und für eine umfassende Abgrenzung der verschiedenen Wallet-Arten Rosenberger (2018), S. 22-24.

¹²⁷ Vgl. Rosenberger (2018), S. 22.

¹²⁸ Vgl. Europäische Zentralbank (2012), S. 23f.; Rosenberger (2018), S. 22.

¹²⁹ Vgl. Berentsen/Schär (2017), S. 40, 51, 57-59; Grigo/Hansen (2019), S. 6.

¹³⁰ Vgl. Berentsen/Schär (2017), S. 57f.

¹³¹ Vgl. Rosenberger (2018), S. 64.

¹³² Vgl. Ali et al. (2014a), S. 277; Berentsen/Schär (2017), S. 51; Sixt (2017), S. 40.

¹³³ Vgl. für eine exemplarische Übersicht u.a. Andoni et al. (2019), S. 148-150; Tarasiewicz/Newman (2015), S. 205-207.

geschaffene Kryptowährungseinheiten gutschreiben darf.¹³⁴ Für diese diversen Ausgestaltungsmöglichkeiten wird nachfolgend in Kap. 2.1.2.2 noch eine einzelfallbezogene Veranschaulichung – verknüpft mit einer konkreten Beschreibung exemplarischer Kryptowährungssysteme – nachgereicht.¹³⁵

Insgesamt bleibt allerdings festzuhalten, dass Kryptowährungssysteme mit ihren zuvor angerissenen Ausgestaltungsmerkmalen (unter Zuhilfenahme internetgestützter Technik) also auch trotz ihrer dezentralen Architektur, d.h. auch unabhängig von Banken, Staaten oder anderen zentralen Institutionen, reibungslos funktionieren.¹³⁶

2.1.2 Taxonomische Abgrenzung von Kryptowährungsformen und technische Grundlegung ihrer jeweiligen Funktionsweise

2.1.2.1 Taxonomische Abgrenzung von Kryptowährungsformen

2.1.2.1.1 Abgrenzung der Kryptowährungen von anderen Kryptoassets und digitalen Zentralbankwährungen

Im Rahmen der aktuellen Genese einer sog. Kryptoökonomie sind neben den zuvor ausführlich definierten Kryptowährungen auch noch weitere, konzeptionell z.T. davon abweichende Konstrukte entstanden, die hier allesamt dem verallgemeinerten Oberbegriff der sog. Kryptoassets (auch: Digital Assets) untergeordnet werden sollen.¹³⁷ Diese terminologische Verallgemeinerung als Kryptoassets wird hier insbesondere deshalb vorgenommen, weil einige dieser neu entstandenen Konstrukte im Gegensatz zu Kryptowährungen nicht als Zahlungsmittel intendiert sind, sondern z.T. auch wertpapierähnliche Züge aufweisen.¹³⁸ Für eine trennscharfe Definition des Kryptowährungsbegriffes ist es daher unabdingbar, auch eine kurze Abgrenzung von solch anderen Kryptoassets insbesondere hinsichtlich ihrer jeweiligen Einsatzzwecke sowie ihrer konzeptionellen und technischen Ausgestaltungsformen vorzunehmen. Weil in der Literatur jedoch eine Vielzahl von taxonomischen Abgrenzungsheuristiken existiert, die diese heterogene Gruppe allesamt anhand bestimmter Kriterien und unter Verwendung eigener Begriffssysteme

¹³⁴ Vgl. Berentsen/Schär (2017), S. 48, 95; Segendorf (2014), S. 74-76; Sixt (2017), S. 180f.; Tarasiewicz/Newman (2015), S. 205-207.

¹³⁵ Vgl. ausführlich Kap. 2.1.2.2.

¹³⁶ Vgl. Berentsen/Schär (2017), S. 48; Rosenberger (2018), S. 65; Segendorf (2014), S. 73, 81.

¹³⁷ Vgl. Bheemiah/Collomb (2018), S. 18; Burniske/Tatar (2018), S. 31-33; Kranz/Iten (2019); Sixt (2017), S. 1-4.

¹³⁸ Vgl. Bheemiah/Collomb (2018), S. 18; Hahn/Wons (2018), S. 10-12. Dass sich auch Kryptowährungen als Assets in der Vermögensanlage eignen, wird in den Kapiteln 3.2 und 4 noch vertiefend herausgestellt. Vgl. hierzu Kap. 3.2, 4; Baur/Hong/Lee (2018), S. 177.

auf einer bestimmten Abstraktionsebene zu sortieren versuchen, bedient sich diese Arbeit einer eigenen Abgrenzungskonzeption, die verschiedene Eigenschaften bisher bestehender Ansätze auf zwei Aggregationsebenen miteinander kombinieren soll.¹³⁹

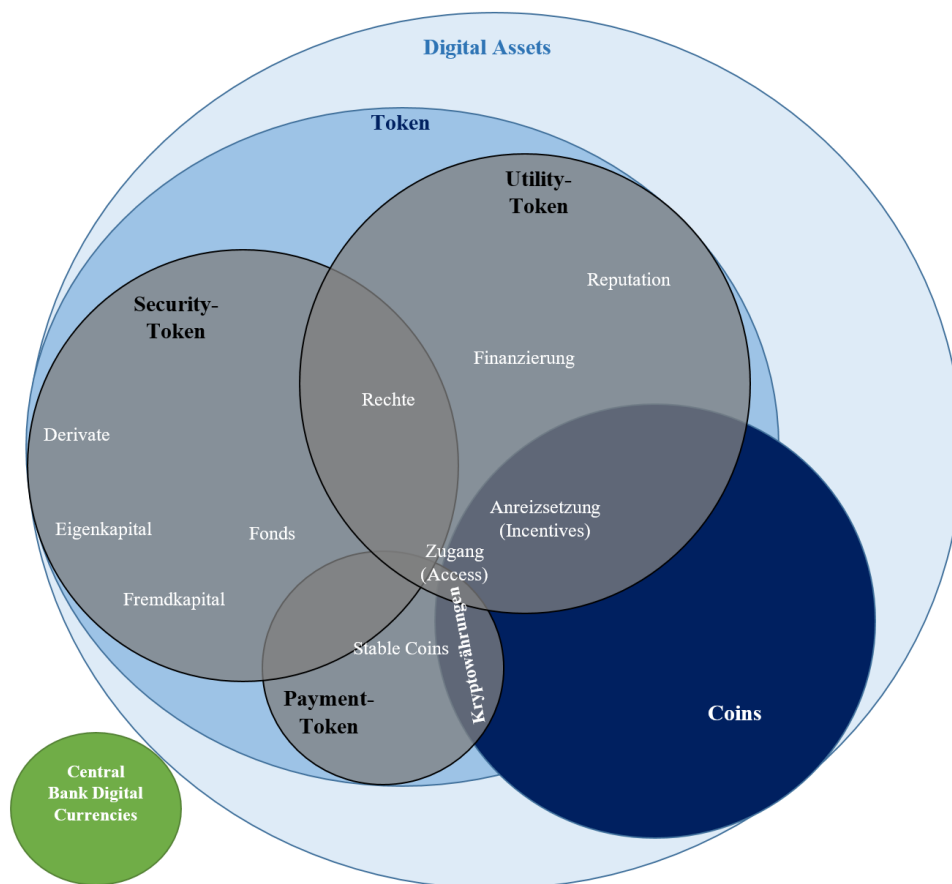


Abb. 5: Taxonomie von Kryptoassets (in Abgrenzung zu digitalen Zentralbankwährungen)¹⁴⁰

Im vorliegenden Kapitel wird – beginnend auf der Ebene der Kryptoassets – zunächst auf eine adjustierte Variante der Taxonomie von Kranz/Iten (2019) (s. Abb. 5) zurückgegriffen und zur weiteren Schärfung des Kryptowährungsbegriffs zunächst eine konzeptio-

¹³⁹ Vgl. für eine exemplarische Auswahl solcher Abgrenzungskonzeptionen u.a. Bech/Garratt (2017), S. 59-61; Burniske/Tatar (2018), S. 31-33; Cryptocompare (2018), S. 11f.; Hacker/Thomale (2018), S. 671-686; Koenig (2017), S. 79, 111, 125; Kranz/Iten (2019); Krüger/Lampert (2018), S. 1155. Auch wenn diese Konzeptionen und die dort verwendeten Begriffssysteme auf den ersten Blick möglicherweise uneinheitlich anmuten, bestehen untereinander zumindest keine großen inhaltlichen Widersprüche. Unterschiede zwischen den einzelnen vorgenannten Konzeptionen bestehen – wenn überhaupt – im verwendeten Begriffssystem (inkl. dem damit verbundenem Sortieralgorithmus), in marginalen Abweichungen der Anzahl gebildeter Klassen sowie – damit verbunden – auch im jeweiligen Abstraktionsgrad der verschiedenen Ansätze. In der Folge wird daher auf eine dezidierte Gegenüberstellung der verschiedenen Ansätze zugunsten der bereits erwähnten, eigens konstruierten Abgrenzungskonzeption verzichtet. Vgl. hierzu exemplarisch Bech/Garratt (2017), S. 59-61; Burniske/Tatar (2018), S. 31-33; Cryptocompare (2018), S. 11f.; Hacker/Thomale (2018), S. 671-686; Koenig (2017), S. 79, 111, 125; Kranz/Iten (2019); Krüger/Lampert (2018), S. 1155.

¹⁴⁰ Eigene Darstellung in enger Anlehnung an Kranz/Iten (2019).

nelle Einordnung dieses Begriffs in die ursprünglich unterschiedenen (Kryptoasset-) Kategorien der sog. Kryptocoins (oder kurz: Coins) und der sog. Kryptotoken (oder kurz: Token¹⁴¹) sowie eine formale Abgrenzung dieser vorgenannten Gattung der Kryptoassets von den in dieser Arbeit noch zusätzlich diskutierten digitalen Zentralbankwährungen vorgenommen, während in Kap. 2.1.2.1.2 dann auf einer tieferen Ebene die zuvor abgegrenzte Kategorie der Kryptowährungen weiter unterteilt wird.¹⁴²

Coins, denen insbesondere traditionelle Kryptowährungen wie z.B. der Bitcoin zuzuordnen sind, werden durch private Initiatoren geschaffen, bedienen sich einer eigenständigen Blockchain und fungieren primär als (eigenständiges) Zahlungsmittel – etwa zur Zahlung von Transaktionsgebühren innerhalb des Netzwerkes oder auch als Entlohnungsinstrument für aktive Netzwerkknoten zur Aufrechterhaltung des Systems.¹⁴³ Neben diesen Zahlungsfunktionalitäten vereinigen Coins aber auch noch (nachfolgend noch weiter vertiefte) Investment- und Nutzungsfunktionalitäten.¹⁴⁴

In Abgrenzung dazu setzen Token als eine Art „Derivat von Kryptowährungen“¹⁴⁵ nur auf der Blockchain-Architektur eines ausgewählten Coins auf und sind dabei überwiegend¹⁴⁶ nicht mehr zwingend als Zahlungsmittel, sondern nun – je nach Ausgestaltung – auch mit einem Wertpapier oder einem Gutschein zu vergleichen.¹⁴⁷ Deren Emission ermöglicht es folglich, die in Coins vereinigten Funktionalitäten (Zahlung, Investment, Nutzung) separiert nutzbar zu machen.¹⁴⁸ Zusammengefasst stellen Token nach der Definition der Bundesanstalt für Finanzdienstleistungsaufsicht (2019) „digitalisierte, auf einer Blockchain dezentral gespeicherte Abbildung[en] von Vermögenswerten“¹⁴⁹ dar. In

¹⁴¹ Der Begriff des Kryptotoken wird dabei in Anlehnung an den englischen Begriff „Token“ gewählt, der übersetzt „Wertmarke“ oder auch „(privat geprägte) Münze“ bedeuten kann. Vgl. hierzu Ministerium für Präsidiales und Finanzen Liechtenstein (2018), S. 15.

¹⁴² Vgl. Kap. 2.1.2.1.2; Bech/Garratt (2017), S. 59-61; Bundesanstalt für Finanzdienstleistungsaufsicht (2019), S. 1; Europäische Zentralbank (2020), S. 50; Hu/Parlour/Rajan (2019), S. 1050f.; Kranz/Iten (2019); Krückeberg/Scholz (2019), S. 2.

¹⁴³ Vgl. Kap. 2.1.1; Coinmarketcap (2019b); Hu/Parlour/Rajan (2019), S. 1050; Kranz/Iten (2019); Pielke (2018), S. 4.

¹⁴⁴ Vgl. Kranz/Iten (2019).

¹⁴⁵ Pielke (2018), S. 5.

¹⁴⁶ In einer Marktanalyse von Cryptocompare (2018) zeigt sich, dass nur etwa 22 % dort betrachteten Token eine Intention als Zahlungsmittel besitzen (sog. Payment Token). Vgl. hierzu Cryptocompare (2018), S. 20

¹⁴⁷ Vgl. Bheemiah/Collomb (2018), S. 18; Cryptocompare (2018), S. 20; Hahn/Wons (2018), S. 10f.; Hu/Parlour/Rajan (2019), S. 1050f.; Krückeberg/Scholz (2019), S. 2; Krüger/Lampert (2018), S. 1155; Pielke (2018), S. 5.

¹⁴⁸ Vgl. Kranz/Iten (2019).

¹⁴⁹ Bundesanstalt für Finanzdienstleistungsaufsicht (2019), S. 1.

diesem Kontext lassen sich Token etwa als Instrumente zur Belohnung bzw. Incentivierung von Nutzern oder zur Finanzierung von Unternehmen oder Projekten¹⁵⁰ einsetzen.¹⁵¹ Die Generierung solcher Token erfolgt dabei über sog. Initial Coin Offerings (ICOs; oftmals auch: Token Sales), bei denen ein Emittent eigene Token erschaffen und diese z.B. zur Erzielung eines Emissionserlöses am Markt platzieren kann.¹⁵² Bei diesem Prozess wird sich üblicherweise den sog. Smart Contracts bedient, deren grundlegende Vision historisch bereits auf Szabo (1994) zurückgeht.¹⁵³ Unter einem Smart Contract ist dabei ein Computerprogramm zu verstehen, das Inhalte eines Vertrages digitalisiert sowie – ausgelöst durch vorab definierte (deterministische) Ereignisse – automatisiert¹⁵⁴ ausführt.¹⁵⁵ Diese Smart Contracts ermöglichen etwa im Kontext von ICOs, dass neu geschaffene Token (unter Einhaltung eines vorab vereinbarten Umtauschverhältnisses) als Gegenleistung automatisch an eine bestimmte Wallet-Adresse ausgezahlt werden, sobald eine im Vertrag vereinbarte Zahlung in derjenigen Kryptowährung erfolgreich auf den Smart Contract übertragen wurde, auf dessen Blockchain der jeweilige Token aufsetzt.¹⁵⁶ Zusammengefasst können die zuvor beschriebenen Token – je nach intendiertem Einsatzzweck – nicht nur die oben beispielhaft erwähnten, sondern letztendlich unterschiedlichste Werte verbriefen, sodass Kranz/Iten (2019) – ebenso wie zuvor auf regulatorischer Ebene auch schon die Bundesanstalt für Finanzdienstleistungsaufsicht (2018a) und die Eidgenössische Finanzmarktaufsicht (2018) – eine weitere Unterteilung in (i) Utility Token, (ii) Security Token und (iii) Payment Token vornehmen.¹⁵⁷ Auch wenn nachfolgend eine idealtypische und isolierte Betrachtung dieser vorgenannten Kategorien vorgenommen wird, ist generell zu berücksichtigen, dass es auch hybride Formen zu beachten gibt, die auch ausgewählte Charakteristika verschiedener Token-Arten (oder auch von Token und Coins) miteinander verbinden.¹⁵⁸

¹⁵⁰ Die Idee einer Entwicklung unternehmensindividueller digitaler Münzen existierte bereits auf konzeptioneller Ebene bei De Bono (1994). Vgl. hierzu Catalini/Gans (2018), S. 2; De Bono (1994), S. 1-8.

¹⁵¹ Vgl. Hahn/Wons (2018), S. 9-14; Hu/Parlour/Rajan (2019), S. 1050f.; Kranz/Iten (2019).

¹⁵² Vgl. Bheemiah/Collomb (2018), S. 11; Hahn/Wons (2018), S. 3f.

¹⁵³ Vgl. Hahn/Wons (2018), S. 21f., 27; Kranz/Iten (2019); Sixt (2017), S. 14; Szabo (1994); Voshmgir (2019), S. 88.

¹⁵⁴ Als Anwendungsbeispiel eines solchen Smart Contracts wäre demnach z.B. denkbar, dass ein Musiker die Tantiemen für ein Musikstück automatisch durch die Software überwiesen bekommt, sobald besagtes Musikstück auf einer Online-Musikplattform abgespielt wurde. Vgl. hierzu O'Dair et al. (2016), S. 11; Szabo (1994).

¹⁵⁵ Vgl. Hahn/Wons (2018), S. 2, 21f.; Kaulartz/Heckmann (2016), S. 618; Szabo (1994); Voshmgir (2019), S. 88f.

¹⁵⁶ Vgl. Hahn/Wons (2018), S. 1f.; Kranz/Iten (2019).

¹⁵⁷ Vgl. Bundesanstalt für Finanzdienstleistungsaufsicht (2018a); Cryptocompare (2018), S. 18-20; Eidgenössische Finanzmarktaufsicht (2018), S. 3; Hahn/Wons (2018), S. 10-12; Kranz/Iten (2019).

¹⁵⁸ Vgl. Eidgenössische Finanzmarktaufsicht (2018), S. 3; Scholz (2019), S. 9f.

Ad (i) Utility Token

So handelt es sich bei Utility Token um die am häufigsten emittierte Ausgestaltungsform solcher Token¹⁵⁹, bei der die z.B. (zentral) von einem Unternehmen oder Projektinitiator emittierten und von Investoren erwerbbaaren digitalen Token als Entschädigung für die Kapitalüberlassung in einem dezentralen (meist: blockchainbasierten) Netzwerk bzw. auf einer (Online-) Plattform Zugang zu bestimmten Funktionalitäten ermöglichen und den Investoren einen direkten Nutzen aus dem Projekt (z.B. besonderen Zugang zu Produkten oder Dienstleistungen) stiften.¹⁶⁰ Aus diesem Nutzen leitet sich dann letztlich deren Wert für die Nutzer ab und weniger aus einer potentiellen Eignung als Zahlungsmittel auf der Plattform des Emittenten (z.B. im Einlösungsprozess solcher Leistungen), wie es bei klassischen Kryptowährungen eher der Fall wäre.¹⁶¹ Investoren erhalten darüber dann z.B. die Möglichkeit, frühzeitig an einem bestimmten Projekt zu partizipieren und vom späteren Resultat zu profitieren, ohne gleichzeitig eine direkte juristische Beziehung zum emittierenden Unternehmen, denkbar etwa über die Partizipation an dessen Eigenkapital, eingegangen zu sein.¹⁶² Die erworbenen Token fungieren dabei als eine Art Wertmarke, die zum Erwerb bestimmter künftiger Leistungen vorgehalten werden muss und die Investoren somit (exklusiv) zu deren Nutzung berechtigen.¹⁶³

Somit ist die Finanzierung über Utility Token z.T. mit dem Reward-based Crowdfunding zu vergleichen, da in beiden Fällen eine vorab definierte Gefälligkeit (z.B. Güter bzw. Dienstleistungen) als Gegenleistung für die Kapitalüberlassung erbracht wird.¹⁶⁴ Dennoch besteht zwischen beiden Finanzierungsformen der Unterschied, dass im Rahmen eines ICOs der Preis der künftig zugängigen Leistungen (in Token oder Fiat-Währungen) noch nicht festgelegt wird.¹⁶⁵ Da Token ebenso wie Coins an ausgewählten Handelsplattformen (Kryptobörsen) handelbar sind, können Investoren ihre erworbenen Token sowie Gründer ihre möglicherweise selbst zurückbehaltenen Token zurück in Liquidität (z.B. in andere Kryptowährungen) umwandeln.¹⁶⁶ Neben dem Finanzierungsaspekt können aber

¹⁵⁹ In der in Fn. 146 angesprochenen Marktanalyse von Cryptocompare (2018) entfallen auf die Kategorie der Utility Token etwa 65 % dort betrachteten Token. Vgl. hierzu Fn. 146; Cryptocompare (2018), S. 20.

¹⁶⁰ Vgl. Block et al. (2020), S. 866-869; Cryptocompare (2018), S. 20; Fisch et al. (2021), S. 564; Gryglewicz/Mayer/Morellec (2019), S. 1; Hahn/Wons (2018), S. 10; Kranz/Iten (2019); Rodrigues Dos Santos et al. (2020), S. 3.

¹⁶¹ Vgl. Fisch et al. (2021), S. 564; Hahn/Wons (2018), S. 10, 12; Nakamoto (2008), S. 1; Tether.to (2016), S. 19.

¹⁶² Vgl. Hahn/Wons (2018), S. 3, 41.

¹⁶³ Vgl. Catalini/Gans (2018), S. 2; Hahn/Wons (2018), S. 7.

¹⁶⁴ Vgl. Ackermann/Bock/Bürger (2020), S. 281f.; Adhami/Giudici (2019), S. 73f.

¹⁶⁵ Vgl. Agrawal/Catalini/Goldfarb (2014), S. 64; Catalini/Gans (2018), S. 2 (inkl. Fn. 2).

¹⁶⁶ Vgl. Hahn/Wons (2018), S. 3.

auch Reputations- oder Anreizmechanismen gegenüber Kunden wichtige Motive für die Emission solcher Utility Token darstellen.¹⁶⁷

Da es zumindest vereinzelte Kryptowährungen (oftmals: Coins) gibt, deren Nutzung als Zahlungsmittel ebenso (weitgehend) auf eine bestimmte Anwendung konzentriert ist und die den Nutzern ihres Systems ebenso Zugang zu besonderen Technologien gewähren (s. nachfolgend Kap. 2.1.2.2.2.3), existieren daher im Detail auch Schnittmengen zwischen Utility Token und den auf allgemeiner Ebene oftmals davon separierten Kryptowährungen (s. Abb. 5), wobei bei der Klassifikation solcher (hybriden) Titel als Kryptowährungen im Einzelfall auch die individuelle Schwerpunktsetzung ihrer Ausgestaltung (etwa hinsichtlich der Dezentralität ihrer Systemarchitektur, der Bedeutung der Zahlungsmittelfunktion und des Umfangs ergänzender Zusatzfunktionen) zu berücksichtigen ist.¹⁶⁸ Dies gilt nicht zuletzt auch deshalb, weil solche Kryptowährungen (im Gegensatz zu einigen Utility Token) keine Ansprüche gegenüber einer identifizierbaren Gegenpartei verbriefen.¹⁶⁹

Ad (ii) Security Token

Neben solchen Utility Token existiert in der Kryptoökonomie mit den Security Token auch noch eine weitere Token-Art, die aus der Unternehmensperspektive ebenso zu Finanzierungszwecken eingesetzt werden kann, aber sich nun primär wertpapierähnlichen Strukturen wie z.B. der Verbriefung von Eigen- oder Fremdkapitalfinanzierungsvehikeln bedient.¹⁷⁰ Als blockchainbasiertes Abbild von Vermögenswerten ermöglichen solche Security Token zudem auch die Verbriefung weiterer Anlagetitel wie z.B. Fonds, Derivaten und/oder (sonstigen) Rechten.¹⁷¹ Als Beispiel solcher Security Token sind nicht zuletzt die sog. Equity Token zu erwähnen, die als eigenkapitalähnliche Finanzierungsvehikel eine direkte Beteiligung am Unternehmen ermöglichen, indem diese im Tausch gegen die Kapitalüberlassung oftmals auch Mitbestimmungs- und/oder Beteiligungsrechte im Unternehmen sowie auch mögliche Gewinnbeteiligungen verbiefen.¹⁷² Gemäß

¹⁶⁷ Vgl. Kranz/Iten (2019).

¹⁶⁸ Vgl. Bundesanstalt für Finanzdienstleistungsaufsicht (2019), S. 6; Cryptocompare (2018), S. 18-21, 31; Eidgenössische Finanzmarktaufsicht (2018), S. 3; Hahn/Wons (2018), S. 7; He et al. (2016), S. 8; Koenig (2017), S. 125f.; Kranz/Iten (2019); Krückeberg/Scholz (2019), S. 2.

¹⁶⁹ Vgl. Kap. 2.1.1; Cryptocompare (2018), S. 19.

¹⁷⁰ Vgl. Bheemiah/Collomb (2018), S. 18; Block et al. (2020), S. 866-869; Bundesanstalt für Finanzdienstleistungsaufsicht (2020a); Cryptocompare (2018), S. 19; Hahn/Wons (2018), S. 9-12, 41; Kranz/Iten (2019).

¹⁷¹ Vgl. Bheemiah/Collomb (2018), S. 18; Cryptocompare (2018), S. 29; Kranz/Iten (2019).

¹⁷² Vgl. Bheemiah/Collomb (2018), S. 18; Block et al. (2020), S. 866-869; Hahn/Wons (2018), S. 10f.

der herrschenden Rechtsmeinung der Bundesanstalt für Finanzdienstleistungsaufsicht (BaFin) sind solche Security Token – je nach Ausgestaltung – auch als Wertpapier i.S.d. § 2 Nr. 1 WpPG zu verstehen, woraus sich regulatorisch in Deutschland etwa eine Prospektspflicht für Neuemissionen ergibt.¹⁷³ Für diese Klassifizierung eines Tokens als Wertpapier werden von der BaFin als Kriterien (i) die generelle Übertragbarkeit der Titel, (ii) ihre Handelbarkeit am Finanzmarkt, sowie (iii) die Existenz daran gekoppelter wertpapierähnlicher Rechte angelegt.¹⁷⁴ Während die Übertragbarkeit und Handelbarkeit am Finanzmarkt für sämtliche hier dargelegte Token-Arten unkritisch ist, müssen als Wertpapier klassifizierbare Token zusätzlich auch noch „aktienähnliche beziehungsweise mitgliedschaftliche Rechte oder ein vermögensmäßiges Recht schuldrechtlicher Natur“¹⁷⁵ verbriefen.¹⁷⁶ Nicht zuletzt mangels Intention als virtuelle Währung und aufgrund der Verbriefung von Ansprüchen gegenüber dem Emittenten sind Security Token somit definitiv vom Kryptowährungsbegriff aus Kap. 2.1.1 zu separieren.¹⁷⁷

Ad (iii) Payment Token

Die ebenso unterschiedenen Payment Token sind im Gegensatz zu den vorausgegangenen Token-Arten nun als Token mit primärer Intention als Zahlungsmittel anzusehen, sodass diese eine – auch in Abb. 5 erkennbare – Schnittmenge mit den zuvor beschriebenen Coins aufweisen, wobei Kryptowährungen (im Allgemeinen) definitiv genau dort in dieser Schnittmenge anzusiedeln sind.¹⁷⁸ Als bekannte Vertreter solcher Payment Token lassen sich u.a. die sog. Stable Coins anführen, die trotz ihres potentiell irreführenden Namens selbst keine Kryptocoins, sondern üblicherweise Token darstellen.¹⁷⁹ In einigen Abgrenzungskonzeptionen werden diese deshalb auch treffender als sog. Asset-backed Token tituliert, weil zur Absicherung der Wertstabilität im Umlauf befindlicher Einheiten oftmals eine Hinterlegung verschiedener Vermögenswerte (z.B. Gold, Fiat-Währungen, Kryptowährungen, etc.) erfolgt.¹⁸⁰

¹⁷³ § 1 WpPG; § 2 Nr. 1 WpPG; Art. 2 lit. a) Verordnung 2017/1129/EU; Art. 3 Abs. 1 Verordnung 2017/1129/EU; Art. 4 Abs. 1 Nr. 44 Richtlinie 2014/65/EU; Weiß (2019), S. 8-10.

¹⁷⁴ Vgl. Weiß (2019), S. 8f.

¹⁷⁵ Weiß (2019), S. 8.

¹⁷⁶ Vgl. Weiß (2019), S. 8f.

¹⁷⁷ Vgl. Kap. 2.1.1; Eidgenössische Finanzmarktaufsicht (2018), S. 3; Hahn/Wons (2018), S. 10-12; He et al. (2016), S. 8; Kranz/Iten (2019).

¹⁷⁸ Vgl. Hahn/Wons (2018), S. 10-12; Kranz/Iten (2019); Krüger/Lampert (2018), S. 1154f.; Nakamoto (2008), S. 1.

¹⁷⁹ Vgl. Kranz/Iten (2019); Reuters (2020).

¹⁸⁰ Vgl. Aras/Wenz (2022); Bank for International Settlements (2019), S. 6, 24; Cryptocompare (2018), S. 20, 26; Hahn/Wons (2018), S. 11f.; Kulkarni et al. (2019), S. 8 (inkl. Fn. 4).

Zwar werden die Kategorien der Kryptowährungen (inkl. der darin enthaltenen Kryptocoins) und der Payment Token nicht zuletzt aufgrund der in Abb. 5 verbildlichten, konzeptionellen Schnittmengen in der Literatur vereinfachungsbedingt oftmals pauschal als Synonyme¹⁸¹ betrachtet, doch kann am Beispiel der vorgenannten Stable Coins gezeigt werden, dass die Frage, in wieweit diese noch der Kategorie der Kryptowährungen hinzurechnen wären, differenziert und einzelfallabhängig bewertet werden sollte:¹⁸² Wird etwa die Hinterlegung von Vermögenswerten bei einem Stable Coin, wie oftmals üblich, durch eine zentrale Instanz wie z.B. den jeweiligen Token-Emittenten übernommen, ist die von Kryptowährungen geforderte dezentrale System-Architektur durch dieses (partielle) Abhängigkeitsverhältnis zu ebenjener zentralen Instanz immerhin eingeschränkt und die Zurechenbarkeit zu den Kryptowährungen somit von der individuellen Auslegung der Kryptowährungsdefinition aus Kap. 2.1.1 abhängig.¹⁸³ Wird die Sicherung der Preisstabilität eines Stable Coins dagegen alternativ über eine dezentrale Besicherung mit Vermögenswerten oder über eine algorithmische Steuerung des Stable-Coin-Angebots vorgenommen, so weisen die Stable Coins aufgrund ihrer stärkeren Dezentralität dann wiederum deutlich größere Schnittmengen mit der Kryptowährungsdefinition auf.¹⁸⁴

Im Falle einer (zentralen oder dezentralen) Unterlegung eines Stable Coins, die etwa an die Währungsarchitektur des Goldstandards erinnert, wird allerdings nicht nur eine künstliche Deckung der Token erreicht, sondern es findet auch ein Werttransfer der zur Unterlegung verwendeten Assets in die Kryptoökonomie statt.¹⁸⁵ Ein Beispiel dafür stellt der Token US Dollar Tether (USDT) dar, dessen Wert durch Unterlegung mit US-Dollars (USD) durch den Emittenten nahezu stabil bei einem Wechselkurs von ca. 1 USD = 1 USDT gehalten wird und somit faktisch den US-Dollar in die Kryptoökonomie transferiert.¹⁸⁶ Ein anderes Beispiel stellt die Reihe von Stable Coins dar, die im u.a. von Facebook konzipierten Online-Zahlungssystem Diem (vormals: Libra) eingesetzt werden und auf mehreren Ebenen jeweils mit einem ganzen Korb verschiedenartiger Assets unterlegt

¹⁸¹ In solchen Fällen wird dabei von den bereits erwähnten technischen Unterschieden beider Erscheinungsformen abstrahiert. Vgl. hierzu exemplarisch Scholz (2019), S. 9.

¹⁸² Vgl. Aras/Wenz (2022); Eidgenössische Finanzmarktaufsicht (2018), S. 3; Kranz/Iten (2019); Scholz (2019), S. 9.

¹⁸³ Vgl. Kap. 2.1.1; Aras/Wenz (2022); Arner/Auer/Frost (2020), S. 2f.; Bank for International Settlements (2019), S. 24; He et al. (2016), S. 7-10.

¹⁸⁴ Vgl. Kap. 2.1.1; Aras/Wenz (2022); He et al. (2016), S. 7-10.

¹⁸⁵ Vgl. Aras/Wenz (2022); Bordo (1981), S. 2f.; Coinmarketcap (2021g); De Boer (2017); Kulkarni et al. (2019), S. 8; Ochynski (2004), S. 17-23.

¹⁸⁶ Vgl. Coinmarketcap (2021g); De Boer (2017); Tether.to (2016), S. 8f.

sind.¹⁸⁷ Allerdings widersprechen einige dieser vorgenannten Anwendungsbeispiele teilweise der eigentlichen Existenzbegründung von Kryptowährungen: Denn diese liegt gerade im Misstrauen gegenüber den traditionellen Fiat-Währungen und in der Unabhängigkeit von der Notwendigkeit, Vertrauen in das korrekte Verhalten einer zentralen Instanz aufzubauen.¹⁸⁸ Allerdings ist dies auch nicht das primäre Ziel von solchen Stable Coins, die stattdessen eher eine kostengünstige Ergänzung zu Fiat-Währungen z.B. für grenzüberschreitende Online-Transaktionen darstellen sollen.¹⁸⁹

Jenseits der in der ursprünglichen Taxonomie von Kranz/Iten (2019) ausschließlich betrachteten Kategorie der Kryptoassets, die allesamt als privat initiiert anzusehen sind, wurde in Abb. 5 noch eine weitere Kategorie (als zusätzliche Form digitaler Zahlungsmittel) ergänzt: die sog. digitalen Zentralbankwährungen (englisch: Central Bank Digital Currencies – kurz: CBDCs), welche von einigen Zentralbanken als Reaktion auf die Entstehung und die zunehmende Popularität von (privat initiierten) Kryptowährungen vorangetrieben wurden.¹⁹⁰ Gemäß einer Studie von Boar/Holden/Wadsworth (2020) befassen sich ca. 80 % aller weltweit existierenden Zentralbanken mit CBDCs.¹⁹¹ Während ein Großteil davon seine Aktivitäten bisher auf die Erforschung solcher CBDCs oder erste Experimente beschränkt, haben bisher nur 10 % mit der Entwicklung von Pilotprojekten begonnen.¹⁹² Ein prominentes Beispiel für solche Projekte wären hier etwa die eKrona der Schwedischen Reichsbank sowie der in Venezuela infolge des Wertverfalls der offiziellen Landeswährung entwickelte Petro.¹⁹³ Für die Eurozone fanden sich zunächst nur in der Academia, z.B. bei Sandner et al. (2020) oder Klein/Gross/Sandner (2020), erste Konzepte für einen CBDC-Euro, aber inzwischen hat auch die Europäische Zentralbank (2020) mit konkreten Planungen begonnen.¹⁹⁴ Je nach individueller Ausgestaltungsform ist es dabei konzeptionell möglich, dass solche CBDCs entweder der breiten Masse als Zahlungsmittel (sog. Retail CBDCs) oder aber nur Finanzinstitutionen (sog. Wholesale

¹⁸⁷ Vgl. Diem Association (2020); Diem Association (2021); Sandner et al. (2020), S. 4-6; Voshmgir (2019), S. 306-308.

¹⁸⁸ Vgl. Nakamoto (2009); Rosenberger (2018), S. 16; Sixt (2017), S. 6, 9, 13, 83, 125.

¹⁸⁹ Vgl. Bank for International Settlements (2019), S. 3f.; Diem Association (2021).

¹⁹⁰ Vgl. Bech/Garratt (2017), S. 55, 59f.; Bheemiah/Collomb (2018), S. 18; Europäische Zentralbank (2020), S. 3; Häring (2017); Ingves (2017), S. 1-6; Kranz/Iten (2019); Schlaffer/Schmeing/Kerber (2022).

¹⁹¹ Vgl. Boar/Holden/Wadsworth (2020), S. 3.

¹⁹² Vgl. Boar/Holden/Wadsworth (2020), S. 3.

¹⁹³ Vgl. Bech/Garratt (2017), S. 61; Pielke (2018), S. 4; Schiller (2018a); Schwedische Reichsbank (2017), S. 4.

¹⁹⁴ Vgl. Europäische Zentralbank (2020), S. 1-55; Klein/Gross/Sandner (2020), S. 6-13; Sandner et al. (2020), S. 1.

CBDCs) zugänglich gemacht werden.¹⁹⁵ In Zeiten einer (immer noch) zentralen, aber dennoch konstant abnehmenden Rolle des (analogen) Bargeldes gelten die ebenso dezentral, aber digital transferierten Retail CBDCs als dessen mögliches künftiges Substitut.¹⁹⁶ Wholesale CBDCs dienen hingegen nur dem DLT-basierten Zahlungsausgleich zwischen Geschäftsbanken und stellen eine Alternative zum bisher (zentralisiert) praktizierten Settlement über Verrechnungskonten bei einer Zentralbank (s. Kap. 2.1.1: Abb. 3) dar.¹⁹⁷ Auf einen ersten, oberflächlichen Blick existieren zwar durchaus einzelne Ähnlichkeiten zwischen Kryptowährungen und CBDCs: z.B. ihre gemeinsame Intention als digitales Zahlungsmittel und die Verwendung eines (eigenen) dezentralen Transaktionssystems basierend auf der DLT.¹⁹⁸ Allerdings weisen CBDCs im Detail – je nach individueller Ausgestaltung – auch wesentliche Unterschiede zu Kryptowährungen auf.¹⁹⁹ Diese bestehen nicht zuletzt darin, dass CBDCs staatlich und im Gegensatz zu den bisher beschriebenen Kryptowährungen (und auch allen anderen Digital Assets) nicht privat initiiert sind.²⁰⁰ Hinzu kommt, dass es sich bei den Einheiten der CBDCs – ähnlich wie beim bereits erwähnten Bargeld – üblicherweise um Verbindlichkeiten der Zentralbank handelt, die als zentrale Instanz gleichzeitig auch für deren Emission zuständig ist, während Kryptowährungen für niemanden eine Verbindlichkeit darstellen.²⁰¹ Somit kann bereits das Dezentralitätskriterium aus der in Kap. 2.1.1 herausgearbeiteten Kryptowährungsdefinition teilweise angegriffen werden.²⁰² Denn charakteristisch erweisen sich CBDCs eher als zentral emittierte, aber immerhin dezentral transferierbare Digitalwährungen, die in ihrem jeweiligen Gültigkeitsgebiet üblicherweise als (weiteres) gesetzliches Zahlungsmittel eingesetzt werden sollen, wobei letzterer Aspekt gleichzeitig auch das Kriterium

¹⁹⁵ Vgl. Bech/Garratt (2017), S. 59.

¹⁹⁶ Vgl. Bank for International Settlements (2020), S. 72, 87; Bech/Garratt (2017), S. 57, 60f., 63-65; Europäische Zentralbank (2020), S. 6f. (inkl. Fn. 4); Sandner et al. (2020), S. 1. Allerdings sind durchaus regionale Unterschiede bei der Rolle von Bargeldzahlungen anzuerkennen. Während Bargeldzahlungen in Deutschland im Jahr 2018 noch einen Anteil von 80 % aller Gesamttransaktionen ausmachten, lag dieselbe Quote in den USA bei 32 %, in Schweden bei 20 % und in Südkorea bei lediglich 14 %. Vgl. hierzu Buchholz (2020); G4S Global Cash Solutions (2018), S. 25.

¹⁹⁷ Vgl. Kap. 2.1.1; Ali et al. (2014a), S. 277; Bech/Garratt (2017), S. 58-61, 66.

¹⁹⁸ Vgl. Bech/Garratt (2017), S. 58-61; Europäische Zentralbank (2020), S. 2, 29f. (inkl. Fn. 52), 40; Kristof (2015), S. 67; Krückeberg/Scholz (2019), S. 2; Nakamoto (2008), S. 1-3.

¹⁹⁹ Vgl. exemplarisch Bank for International Settlements (2018), S. 6; Bech/Garratt (2017), S. 56-59, 63, 65f.; Europäische Zentralbank (2020), S. 6, 48, 50; Pielke (2018), S. 4.

²⁰⁰ Vgl. Europäische Zentralbank (2020), S. 50; Pielke (2018), S. 4; Schlaffer/Schmeing/Kerber (2022).

²⁰¹ Vgl. Bank for International Settlements (2018), S. 6; Bech/Garratt (2017), S. 56-59, 63, 65-67; Europäische Zentralbank (2020), S. 6, 48, 50.

²⁰² Vgl. Kap. 2.1.1; Bech/Garratt (2017), S. 57; He et al. (2016), S. 8.

einer virtuellen Wahrung aus ebenjener Kryptowahrungsdefinition verletzt.²⁰³ Konzeptionell kommt noch verkomplizierend hinzu, dass die Hauptintention von Kryptowahrungen, namlich ihre Abkopplung vom zentralisierten, vertrauensbasierten Finanzsystem sowie ihre damit verbundene Unabhangigkeit von staatlicher Einflussnahme – sei es regulatorischer, aber auch geldpolitischer Natur – z.T. grundlegend verloren geht.²⁰⁴ Angesichts der obigen Kritikpunkte kann somit konsistent zur Ansicht von Bech/Garratt (2017) und der Europaischen Zentralbank (2020) festgehalten werden, dass CBDCs definatorisch von Kryptowahrungen (und allen weiteren Digital Assets) klar zu separieren sind.²⁰⁵

In der Gesamtschau konnte somit gezeigt werden, dass Kryptowahrungen in der hier vorgenommenen Abgrenzung insbesondere in der konzeptionellen Schnittmenge von Kryptocoins und Payment Token anzusiedeln sind, aber vereinzelt auch Schnittmengen mit den Utility Token existieren.²⁰⁶ Da der Erfullungsgrad der Kryptowahrungsdefinition bei Token (als aggregiertes Segment²⁰⁷) stark von der gewahlten Token-Art (Utility Token, Security Token, Payment Token) und daruber hinaus auch von der individuellen Ausgestaltung des dann herangezogenen Titels abhangt (einzelfallabhangig) und Kryptocoins ohnehin eine groere Relevanz am Kryptowahrungsmarkt besitzen, werden letztere in der weiteren Darlegung der theoretischen Grundlagen von Kryptowahrungen, aber auch in den weiterfuhrenden Analyseschritten dieser Arbeit besonders fokussiert.²⁰⁸

2.1.2.1.2 (Weitere) Untergliederung des Kryptowahrungsbegriffs

Im Anschluss an diese konzeptionelle Einordnung der Kryptowahrungen in die zuvor beschriebene Taxonomie der Kryptoassets lasst sich der Kryptowahrungsbegriff nun auf

²⁰³ Vgl. Bech/Garratt (2017), S. 60, 63; Europaische Zentralbank (2020), S. 24f., 39f.; European Banking Authority (2014), S. 11 (inkl. Fn. 7); He et al. (2016), S. 7f.; Sandner et al. (2020), S. 1, 6; Schwedische Reichsbank (2017), S. 36.

²⁰⁴ Vgl. Balz/Paulick (2019), S. 14; Bech/Garratt (2017), S. 59f.; Europaische Zentralbank (2020), S. 9; Nakamoto (2009); Segendorf (2014), S. 73, 82; Sixt (2017), S. 62; Thiele/Diehl (2017), S. 3, 6.

²⁰⁵ Vgl. Bech/Garratt (2017), S. 60f.; Europaische Zentralbank (2020), S. 50.

²⁰⁶ Vgl. Cryptocompare (2018), S. 20; Kranz/Iten (2019); Kruckeberg/Scholz (2019), S. 2.

²⁰⁷ Da Coinmarketcap (als regelmaige Quelle fur Kryptowahrungsdaten dieser Arbeit) bei ihrer Darstellung des Kryptowahrungsmarktes entweder die Kryptocoins alleine oder in Kombination mit Token als aggregiertes Segment (ohne weitere Differenzierung der Token-Arten oder -Charakteristika) heranzieht, werden derartige Eingrenzungen fur den weiteren Verlauf dieser Arbeit notig. Vgl. hierzu exemplarisch Coinmarketcap (2019b); Coinmarketcap (2019e).

²⁰⁸ Vgl. Kap. 2.1.1, 2.2.1; Aras/Wenz (2022); Cryptocompare (2018), S. 35; Hahn/Wons (2018), S. 12-15; Kranz/Iten (2019); Kruckeberg/Scholz (2019), S. 2, 7, 11.

einer untergeordneten Aggregationsebene weiter ausdifferenzieren, indem dieser aus Heterogenitätsgründen noch einmal in weitere Subkategorien unterteilt wird.²⁰⁹

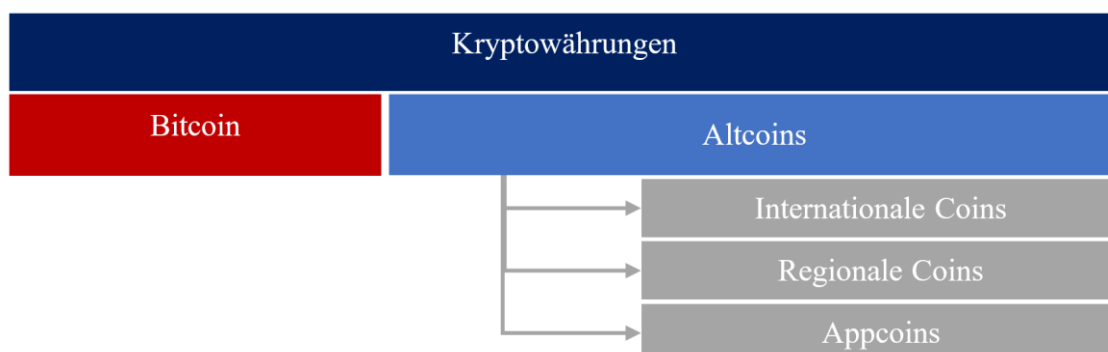


Abb. 6: Taxonomische Abgrenzung verschiedener Kryptowährungsarten²¹⁰

Innerhalb dieser fokussierten Gruppe der Kryptowährungen lassen sich auf einer untergeordneten Gliederungsebene einerseits der Bitcoin und andererseits die sog. Altcoins unterscheiden (s. Abb. 6), wobei sich dem Sammelbegriff der Altcoins letztlich die historisch im Nachgang des Bitcoins, sozusagen als eine Alternative zu diesem, erschaffenen Kryptowährungen zuordnen lassen.²¹¹ Innerhalb der Kategorie der Altcoins ist dabei – u.a. in Anlehnung an Koenig (2017) – allerdings noch einmal zu unterscheiden, ob deren Nutzbarkeit für einen internationalen Geltungsbereich intendiert ist (internationale Kryptocoins), ob dieser Geltungsbereich – wie im Falle der sog. regionalen (bzw. nationalen) Kryptocoins – regional begrenzt wird, oder ob dieser – wie im Falle der sog. Appcoins – nicht regional, sondern nur technisch auf eine einzelne Software-Anwendung (App) limitiert wird.²¹²

Um die wesentlichen Unterschiede dieser Kategorien, etwa zwischen dem Bitcoin und ausgewählten Altcoins, für das Verständnis der weiteren Analyseschritte noch einmal dezidiert herauszustellen, werden die hier gelieferten Informationen in den nachfolgenden Kapiteln 2.1.2.2.1 und 2.1.2.2.2 noch einmal um technische Grundlagen zur Ausgestaltung der zugehörigen Kryptowährungssysteme angereichert.²¹³

²⁰⁹ Vgl. ähnlich Koenig (2017), S. 79, 111, 125; Kristof (2015), S. 67f.; Ong et al. (2015), S. 82-84.

²¹⁰ Eigene Darstellung zur Visualisierung der jeweiligen typologischen Abgrenzungen von Koenig (2017), S. 79, 111, 125; Kristof (2015), S. 67f.; Ong et al. (2015), S. 82-84.

²¹¹ Vgl. Berentsen/Schär (2017), S. 70f.; Ong et al. (2015), S. 82-84; Sixt (2017), S. 111.

²¹² Vgl. Koenig (2017), S. 79, 111, 125; Kristof (2015), S. 67f.

²¹³ Vgl. ausführlich Kap. 2.1.2.2.1, 2.1.2.2.2.

2.1.2.2 Technische Grundlegung ausgewählter Kryptowährungssysteme

2.1.2.2.1 Bitcoin (BTC)

Die Kryptowährung Bitcoin entstand im Jahr 2009 als Ursprung heute existierender Kryptowährungen und basiert auf einer wissenschaftlichen Arbeit, die im Jahr 2008 unter dem Pseudonym Satoshi Nakamoto veröffentlicht wurde.²¹⁴ Darin wird das Bitcoin-Netzwerk – erwartungsgemäß konsistent zur Kryptowährungsdefinition aus Kap. 2.1.1 – als „Peer-to-Peer Electronic Cash System“²¹⁵ definiert, bei dem Zahlungen zwischen Netzwerkteilnehmern dezentral basierend auf einer eigens kreierten Kryptowährung, dem Bitcoin, vorgenommen werden können und das statt auf Vertrauen in eine zentrale Institution (wie z.B. eine Zentral- oder Geschäftsbank) nun primär auf kryptographischen Werkzeugen basiert.²¹⁶ Daraus lässt sich auch bereits die ursprüngliche Intention des Bitcoins als alternatives (bargeldähnliches) Online-Zahlungsmittel ableiten.²¹⁷

(i) Transaktionsabwicklung und Verschlüsselung

Die Umsetzung des dezentralen Transaktionssystems erfolgt auch im Falle des Bitcoin-Netzwerkes mit Hilfe der bereits in ihren Grundzügen erläuterten DLT (s. Kap. 2.1.1), dabei insbesondere über die Blockchain-Technologie.²¹⁸ Zunächst werden dort, wie in Kryptowährungsnetzwerken grundsätzlich üblich (s. Kap. 2.1.1), Zahlungsanweisungen über asymmetrisch verschlüsselte Nachrichten an die Netzwerkknoten gesendet, die wiederum alle neuen Transaktionsdaten sammeln und in die Blockchain einfügen.²¹⁹

Die Echtheit einer verschlüsselten Nachricht kann dann durch eine erfolgreiche Entschlüsselung der Nachricht durch die Netzwerkteilnehmer verifiziert werden.²²⁰ Umgesetzt wird dies durch eine Separation in öffentliche und private Schlüssel im Rahmen der Verschlüsselung und Entschlüsselung von Nachrichten, die gemeinsam ein sog. Schlüsselpaar bilden.²²¹ Der öffentliche Schlüssel repräsentiert dabei die Grundlage der sog. Bitcoin-Adresse (vergleichbar mit einer Kontonummer bei einer klassischen Banküberweisung), während der private Schlüssel eine Zeichenfolge darstellt, die ausschließlich

²¹⁴ Vgl. Nakamoto (2008), S. 1; Sixt (2017), S. 1f., 5, 30.

²¹⁵ Nakamoto (2008), S. 1.

²¹⁶ Vgl. Kap. 2.1.1; Beer/Weber (2015), S. 53f., 56; Nakamoto (2008), S. 1.

²¹⁷ Vgl. Nakamoto (2008), S. 1.

²¹⁸ Vgl. Kap. 2.1.1; Brühl (2017), S. 135f.; Nakamoto (2008), S. 1.

²¹⁹ Vgl. Kap. 2.1.1; Nakamoto (2008), S. 3; Segendorf (2014), S. 73f.; Sixt (2017), S. 34. Dabei verteilen sich solche Netzwerkknoten im April 2021 zwar grundsätzlich weltweit, doch werden in Deutschland (1.776 von insgesamt 9.650 Knoten) nach den USA (1.845 Knoten) weltweit die zweitmeisten solcher Knoten betrieben. Vgl. hierzu Bitnodes (2021).

²²⁰ Vgl. Meier/Hansen/Mendle (2019), S. 23; Segendorf (2014), S. 73f.

²²¹ Vgl. Drescher (2017), S. 96f.; Segendorf (2014), S. 74; Sixt (2017), S. 37.

der Netzwerkteilnehmer selbst kennt (als eine Art PIN interpretierbar) und als Besitznachweis dient.²²² Ein wichtiger zu beachtender Aspekt ist, dass der öffentliche Schlüssel aus dem privaten Schlüssel berechnet werden kann, ohne dass – selbst bei Kenntnis des öffentlichen Schlüssels – ein Rückschluss auf diesen privaten Schlüssel möglich ist.²²³ Die Anzahl möglicher Zeichenkombinationen eines Schlüsselpaares ($\approx 10^{77}$) ist dabei nur einige Größenordnungen kleiner als die Anzahl der Atome im Weltall ($\approx 10^{84}$ bis 10^{89}), sodass eine Doppelbelegung von Schlüsseln oder gar das zufällige Erraten eines gültigen privaten Schlüssels selbst beim Einsatz von Hochleistungscomputern nahezu ausgeschlossen ist, weshalb die Einzigartigkeit der Schlüssel und eine Sicherheit des Kontos vor Fremdzugriffen unterstellt werden kann.²²⁴ Beide Schlüssel werden – neben den bereits in Kap. 2.1.1 erwähnten Vermögensinformationen (Guthaben) – in der Wallet des Besitzers gespeichert und können sowohl zur Verschlüsselung und Entschlüsselung als auch zur Signatur von (Transaktions-) Nachrichten verwendet werden.²²⁵ Soll eine beliebige Transaktion von Netzwerkteilnehmer A zu Netzwerkteilnehmer B erfolgen, so wird B eine entsprechende Nachricht mit seinem öffentlichen Schlüssel an A schicken.²²⁶ Letzterer wird dann eine Zahlungsanweisung zugunsten der Bitcoin-Adresse von B an alle Netzwerkteilnehmer senden.²²⁷ Diese Nachricht wird er dann zur Verifikation seiner Identität (Signatur) mit seinem privaten Schlüssel verschlüsseln.²²⁸ Die anderen Teilnehmer können dann mit Hilfe des (ebenso bekannten) öffentlichen Schlüssels von A die Nachricht entschlüsseln und die Zahlungsaufforderung bestätigen.²²⁹ Die Entschlüsselung ist nur dann erfolgreich, wenn der korrekte private Schlüssel von A für die Verschlüsselung verwendet wird (s. Abb. 7).²³⁰ Bei erfolgreicher Entschlüsselung können die anderen Netzwerkteilnehmer sicher sein, dass lediglich A diese Nachricht versendet haben kann, weil nur dieser Zugang zu seinem privaten Schlüssel besitzt.²³¹

²²² Vgl. Beer/Weber (2015), S. 54; Sixt (2017), S. 37, 44.

²²³ Vgl. Berentsen/Schär (2017), S. 119-121. Dabei findet die Methodik der Multiplikation auf Ellipsen Anwendung, bei der trotz der Kenntnis des Produktes und eines Faktors nicht auf den anderen Faktor zurückgeschlossen werden kann. Vgl. hierzu Berentsen/Schär (2017), S. 119-121.

²²⁴ Vgl. Berentsen/Schär (2017), S. 119, 135-140; Deiss (2019); Segendorf (2014), S. 74.

²²⁵ Vgl. Kap. 2.1.1; Rosenberger (2018), S. 22; Segendorf (2014), S. 74; Sixt (2017), S. 92, 94.

²²⁶ Vgl. Segendorf (2014), S. 74.

²²⁷ Vgl. Segendorf (2014), S. 74.

²²⁸ Vgl. Meier/Hansen/Mendle (2019), S. 23; Segendorf (2014), S. 74.

²²⁹ Vgl. Segendorf (2014), S. 74.

²³⁰ Vgl. Ali et al. (2014b), S. 273; Segendorf (2014), S. 74.

²³¹ Vgl. Segendorf (2014), S. 74.

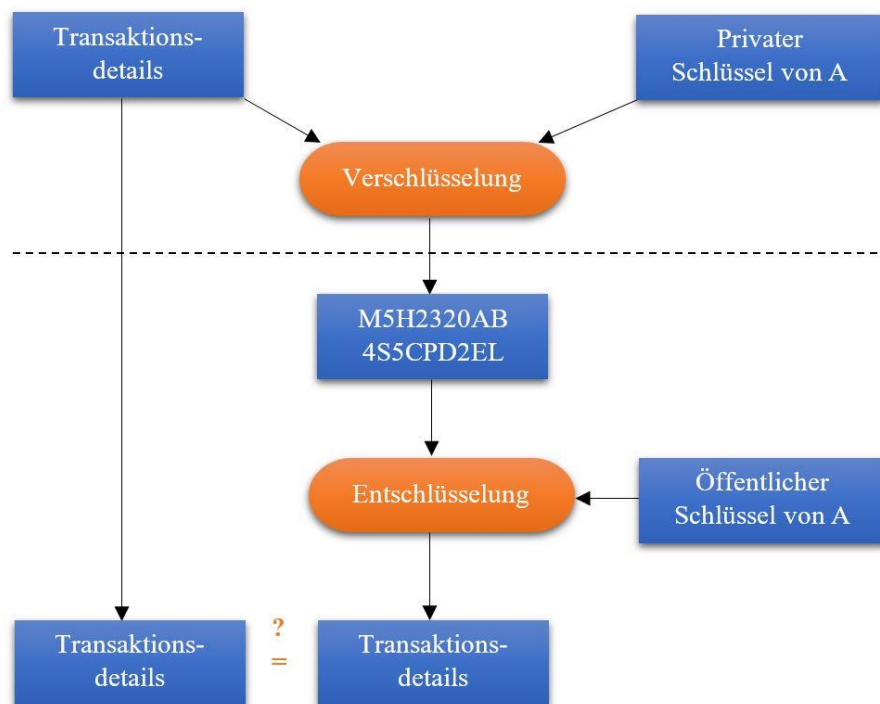


Abb. 7: Visualisierung der Verschlüsselung von Nachrichten²³²

(ii) Blockverifikation und Konsensmechanismus

Die neu eingegangenen Transaktionen werden dann von den aktiven Netzwerkteilnehmern, den sog. Minern, verifiziert, in einem Block gesammelt und dieser dann an die Blockchain angehängen.²³³ Dabei ist zu beachten, dass grundsätzlich jeder Netzwerkteilnehmer als Miner agieren kann, der sich über eine auf verschiedenen Online-Plattformen (z.B. Bitcoin.org) frei verfügbare Open-Source-Software, den sog. Bitcoin Core, herunterlädt und darüber sowohl Zugriff auf die aktuell gültige Version der Blockchain erhält als auch jenem Netzwerk seine Hardware (bzw. Rechenkapazität) zur Verfügung stellt.²³⁴

Um zu entscheiden, welcher dieser Miner im dezentralen Netzwerk den nächsten Block anhängen darf (Konsens-Mechanismus), berechnen diese mit Hilfe besonders leistungsfähiger Computer Lösungen einer sog. Hash-Funktion.²³⁵ Eine Hash-Funktion ist eine Funktion, die beliebig lange (nicht-zufällige) Zeichenfolgen, z.B. bestehend aus Textin-

²³² Eigene Darstellung in enger Anlehnung an Ali et al. (2014b), S. 273.

²³³ Vgl. Berentsen/Schär (2017), S. 206; Meier/Hansen/Mendle (2019), S. 23; Segendorf (2014), S. 74; Sixt (2017), S. 30.

²³⁴ Vgl. Bitcoin.org (2021a); Bitcoin.org (2021b); Meier/Hansen/Mendle (2019), S. 23; Rosenberger (2018), S. 119f.; Sixt (2017), S. 34f.

²³⁵ Vgl. Glas/Poddig (2018), S. 109; Rosenberger (2018), S. 120f.; Segendorf (2014), S. 73-75.

formationen und/oder Zahlen, in (zufällig wirkende) Zeichenkombinationen mit standardisierter Zeichenlänge (sog. Hashes) umwandeln kann.²³⁶ Im Kontext von Kryptowährungen werden Hash-Funktionen dafür verwendet, die Übereinstimmung größerer Transaktionsdatensätze (Inputs) anhand komprimierter Outputs überprüfen zu können, ohne dabei jedes einzelne Teilelement der Transaktionsdaten betrachten zu müssen.²³⁷ Dieses Prinzip kann zum Beispiel durch das Bilden der Quersumme langer Zahlenfolgen veranschaulicht werden, was sich zur Komplexitätsreduktion so lange wiederholen lässt, bis die gewünschte Zeichenlänge erreicht ist.²³⁸ Während Quersummen aber auch leicht durch andere Zahlenkombinationen (Inputs) generierbar sind (sog. Kollisionen), erzeugt die im Bitcoin-Netzwerk verwendete SHA-256-Hash-Funktion unabhängig von der Länge der Input-Daten kollisionsärmere Outputs mit einer festen Länge von 256 Bits, die sich zudem selbst bei inkrementellen Änderungen des Inputs signifikant unterscheiden (s. Tab. 1) und die Korrektheit sämtlicher Daten durch einen simplen Soll-Ist-Vergleich zweier Outputketten leicht detektierbar machen.²³⁹ Ein Grund dafür ist auch, dass ex ante nicht vorherzusehen ist, wie sich der produzierte Output bei Veränderung des Inputs verändern wird.²⁴⁰

Input: Urbild	Output: SHA-256-Hash
Bitcoin	b4056df6691f8dc72e56302ddad345d65fead3ead9299609a826e2344eb63aa4
bitcoin	6b88c087247aa2f07ee1c5956b8e1a9f4c7f892a70e324f1bb3d161e05ca107b
bitcoin1	dbdbac0b3072d7677fc94cebaf8eba9e81e5c3b7de6899dae12c98d6799b065a

Tab. 1: Übersicht über die Outputs der SHA-256-Hash-Funktion bei geringer Variation des Urbildes²⁴¹

Formal gilt für die Hash-Funktion $\tilde{H}(\cdot)$ eines neuen Blockes im Zusammenhang mit dem Bitcoin-Transaktionssystem vereinfacht

$$\tilde{H}(\tilde{H}_{\text{PREV}}, \tilde{H}_{\text{MRKL}}, \text{NONCE}) \leq \text{BOUND} \quad (1)$$

mit den Einflussfaktoren \tilde{H}_{PREV} für den Hashwert des zuletzt angehangenen Blocks (sog. Previous Hash) zur Referenzierung auf die bisherige Blockchain, \tilde{H}_{MRKL} für den Hash

²³⁶ Vgl. Segendorf (2014), S. 75; Sixt (2017), S. 11, 38.

²³⁷ Vgl. Ali et al. (2014b), S. 273; Drescher (2017), S. 71, 81-83.

²³⁸ Vgl. Segendorf (2014), S. 75. Somit würde für 12.345.678 die Quersumme 36 entstehen, welche wiederum die Quersumme 9 besäße. Vgl. für ein ähnliches Beispiel Segendorf (2014), S. 75.

²³⁹ Vgl. Ali et al. (2014b), S. 273; Drescher (2017), S. 81-83; Schmech (2016), S. 243-245, 256; Segendorf (2014), S. 75 (inkl. Fn. 9).

²⁴⁰ Vgl. Ali et al. (2014b), S. 273.

²⁴¹ Eigene Darstellung in konzeptioneller Anlehnung an Ali et al. (2014b), S. 273 sowie basierend auf den Berechnungen von md5hashing (2018).

der nun im neuen Block eingefügten Transaktionen (sog. Merkle Root²⁴²) sowie NONCE als eine frei wählbare zusätzliche Zahl (sog. Nonce²⁴³) (s. Abb. 8).²⁴⁴

Denn beim zuvor skizzierten Verfahren muss unter Anwendung der Trial-and-Error-Methode die Nonce so gewählt werden, dass der Output der Hash-Funktion unterhalb der definierten Schranke BOUND liegt.²⁴⁵ Die Nonce wird in diesem Zusammenhang benötigt, da das Erzeugen eines Hashes der Transaktionsdaten allein diese Restriktion nicht zwingend erfüllen muss.²⁴⁶ Durch die Variation der Nonce kann daher der Input der Hash-Funktion (bei gleichen Transaktionsdaten) so lange verändert werden bis die Restriktion erfüllt ist (s. Abb. 9).²⁴⁷ Dieses Trial-and-Error-Verfahren zur Suche eines gültigen Hashes wird als Proof-of-Work-(PoW)-Verfahren bezeichnet, da dessen Auffinden einen Beweis für den Einsatz einer bestimmten Rechenleistung durch den Miner darstellt und gleichzeitig die Fälschungssicherheit der Blockchain sicherstellen soll.²⁴⁸

²⁴² Im Kryptowährungskontext entsteht diese durch die Hash-Bildung von Transaktionsdaten, wobei die zunächst aus Einzeltransaktionen gewonnenen Hashes dann immer wieder paarweise zu neuen Hashes aggregiert werden bis auf der obersten Ebene die Merkle-Root als endgültigem Hash aller darunter gebildeten Hashes generiert ist. Eine (vereinfachte) grafische Abbildung dieser Merkle-Root-Systematik findet sich darüber hinaus auch in Abb. 8. Vgl. hierzu ausführlich Berentsen/Schär (2017), S. 203; Merkle (1980), S. 125f.; Rosenberger (2018), S. 18, 67f.

²⁴³ Hierbei handelt es sich um eine gängige Abkürzung für den englischen Fachausdruck der sog. Number used once. Vgl. hierzu Glas/Poddig (2018), S. 109.

²⁴⁴ Vgl. Berentsen/Schär (2017), S. 200-203; Europäische Zentralbank (2012), S. 24 (inkl. Fn. 7); Glas/Poddig (2018), S. 109; Meiklejohn et al. (2013), S. 128; Nakamoto (2008), S. 3; Rosenberger (2018), S. 67f.; Segendorf (2014), S. 75.

²⁴⁵ Vgl. Glas/Poddig (2018), S. 109; Segendorf (2014), S. 75; Sixt (2017), S. 13.

²⁴⁶ Vgl. Berentsen/Schär (2017), S. 61; BTC Academy (2021); Meiklejohn et al. (2013), S. 128; Nakamoto (2008), S. 3; Sixt (2017), S. 40.

²⁴⁷ Vgl. Ali et al. (2014b), S. 274; BTC Academy (2021); Meiklejohn et al. (2013), S. 128.

²⁴⁸ Vgl. Berentsen/Schär (2017), S. 61; Glas/Poddig (2018), S. 109.

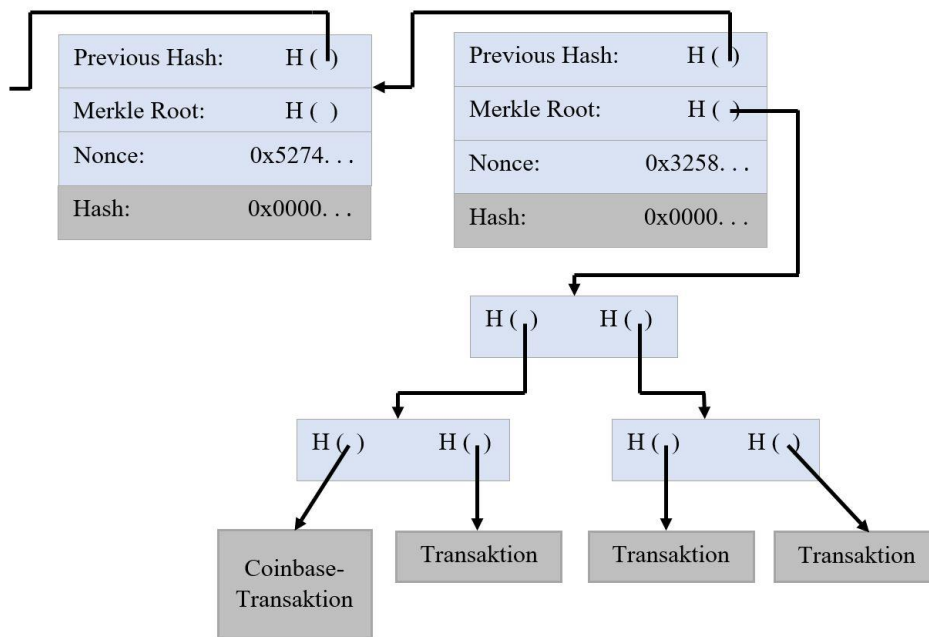


Abb. 8: Visualisierung der Verknüpfung von Transaktionsblöcken durch die Blockchain²⁴⁹

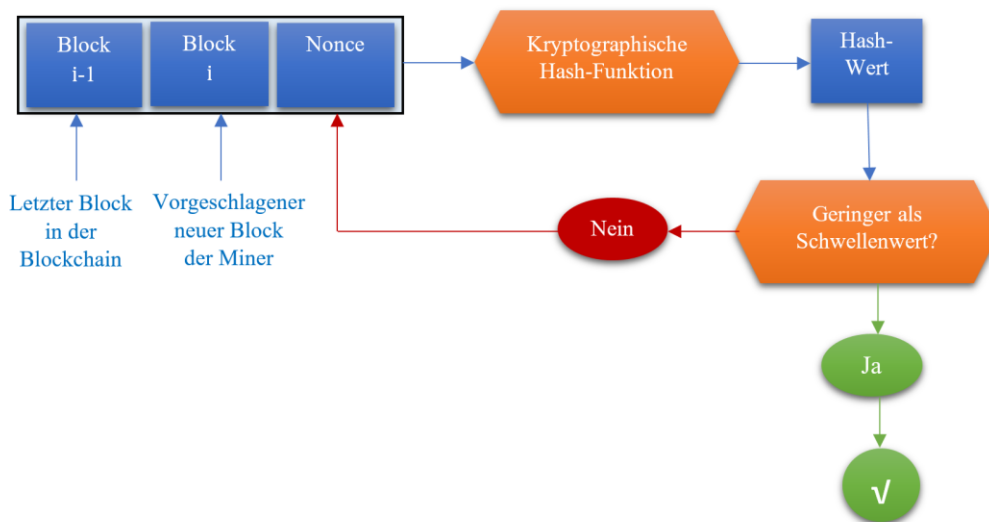


Abb. 9: Visualisierung des Mining-Vorgangs anhand eines Prozessdiagrammes²⁵⁰

Dabei kann über die ex ante Definition der Schranke BOUND der Schwierigkeitsgrad (sog. Difficulty) für die Miner gesteuert werden:²⁵¹ Je niedriger die BOUND gemäß Restriktion sein muss, umso schwieriger gestaltet sich die Suche nach der NONCE.²⁵² In der

²⁴⁹ Eigene Darstellung in enger Anlehnung an Narayanan et al. (2016), S. 106.

²⁵⁰ Eigene Darstellung in enger Anlehnung an Ali et al. (2014b), S. 274.

²⁵¹ Vgl. Berentsen/Schär (2017), S. 60f.; Segendorf (2014), S. 75.

²⁵² Vgl. Berentsen/Schär (2017), S. 60f.; Segendorf (2014), S. 75.

Praxis bedeutet dies, dass ein Hash nur dann akzeptiert wird, wenn dieser mit einer bestimmten Anzahl an Nullbits beginnt.²⁵³ Das Ziel der Auswahl des Schwierigkeitsgrades liegt darin, die Zeitintervalle zwischen der Entstehung neuer Blöcke künstlich auf durchschnittlich ca. 10 Minuten auszudehnen.²⁵⁴ Begründen lässt sich dies u.a. damit, dass neue Blöcke sonst schneller entstehen würden als diese im Bitcoin-Netzwerk ausgetauscht und verifiziert werden könnten. In der Folge würden die Miner jeweils an ihrer individuellen Blockchain arbeiten, die Schaffung eines Konsenses wäre jedoch nicht möglich. Da aufgrund des Moore'schen Gesetzes²⁵⁵ aber künftig eine steigende Rechenleistung und somit auch eine höhere Hash-Rate²⁵⁶ anzunehmen ist, was die Ermittlung einer passenden Nonce beschleunigen würde, wird als Ausgleich der Schwierigkeitsgrad (s.o.) in Intervallen von 2.016 Blöcken (etwa 14 Tagen) automatisch an die erreichte Rechenleistung des Netzwerkes angepasst.²⁵⁷

Derjenige Miner, der zuerst eine gültige Lösung der Hash-Funktion findet, sendet diese dann an alle anderen Miner, die sie verifizieren können und in einer Art Mehrheitsabstimmung²⁵⁸ über deren Akzeptanz entscheiden.²⁵⁹ In diesem Zuge kontrollieren die Miner auch, ob nur gültige Transaktionen in den jeweiligen Block aufgenommen wurden und ob die transferierten Geldeinheiten nicht bereits anderweitig transferiert wurden.²⁶⁰ Akzeptiert die Mehrheit der Stimmen diese Lösung, darf der Miner die vorgeschlagenen Transaktionen in Form eines neuen Blocks an die bestehende Blockchain anhängen, so dass sich diese um einen Block verlängert (s. Abb. 8).²⁶¹ Alle anderen Miner zeigen ihre Akzeptanz der kommunizierten Lösung dadurch, dass diese zur Erzeugung des nächsten Blocks übergehen und jene Lösung dabei als Previous Hash (\tilde{H}_{prev}) in die neue Hash-Funktion einsetzen.²⁶² Im obigen Beispiel würde im Anschluss an die Verifikation der

²⁵³ Vgl. Berentsen/Schär (2017), S. 60f.; Nakamoto (2008), S. 3.

²⁵⁴ Vgl. hierzu und zum Folgenden Berentsen/Schär (2017), S. 60f.

²⁵⁵ Dieses Gesetz postuliert, dass sich bei integrierten Schaltkreisen auf einem Chip in jeder Technologiegeneration die Anzahl der verbauten Transistoren (= Maß für die Leistungsfähigkeit jenes Chips) verdoppeln lässt und es somit auch zu einem stetigen Anstieg der erzielbaren Rechenleistung kommt. Vgl. hierzu Lundstrom (2003), S. 210; Moore (1998), S. 83f.; Nakamoto (2008), S. 4.

²⁵⁶ Die Hash-Rate gibt dabei an, wie viele Hashes durch die Miner mit Hilfe der zugrundeliegenden Rechenleistung in einem definierten Zeitintervall berechnet werden können. Vgl. hierzu Sixt (2017), S. 104.

²⁵⁷ Vgl. Berentsen/Schär (2017), S. 60f.; Lundstrom (2003), S. 210; Moore (1998), S. 83f.; Nakamoto (2008), S. 4; Segendorf (2014), S. 75f.; Sixt (2017), S. 41, 104.

²⁵⁸ Dabei hängen die Stimmrechte eines Miners von seinem Anteil an der gesamten Rechenleistung im Netzwerk ab. Vgl. hierzu Segendorf (2014), S. 75.

²⁵⁹ Vgl. Glas/Poddig (2018), S. 109; Segendorf (2014), S. 75.

²⁶⁰ Vgl. Nakamoto (2008), S. 3.

²⁶¹ Vgl. Segendorf (2014), S. 75.

²⁶² Vgl. Nakamoto (2008), S. 3.

Transaktion der Wallet von B dann der gewünschte Betrag gutgeschrieben werden und der Wallet von A entsprechend abgezogen werden.²⁶³

Im Zuge des Mining-Prozesses ist es möglich, dass die Miner zur gleichen Zeit neue Blöcke finden, was kurzfristig zu einer Verzweigung der Blockchain (sog. Fork) in mehrere konkurrierende Fortsetzungsmöglichkeiten führt.²⁶⁴ Dieses Problem wird dadurch gelöst, dass Miner mit derjenigen Lösung weiterarbeiten, die sie zuerst erhalten, aber sicherheits- halber auch alle anderen Stränge in Kopie speichern.²⁶⁵ Aufgelöst wird das Problem durch das Anhängen nachfolgender Blöcke, die so lang an die konkurrierenden Ketten anknüpfen bis ein Strang der längere ist.²⁶⁶ Dabei wird der längste der jeweiligen Stränge von den Netzwerkteilnehmern als gültig akzeptiert, da dieser den meisten Rechenaufwand erforderte.²⁶⁷ Das Anhängen des nächsten Blockes an die Blockchain ist daher gleichzeitig auch eine Validierung ihrer bisherigen Korrektheit.²⁶⁸ In der Praxis wird daher bei sechs nachfolgend angehängten Blöcken und sechs eingegangenen Bestätigungen, d.h. summiert also nach ca. 1 Stunde, die endgültige Aufnahme einer Transaktion in die Blockchain angenommen.²⁶⁹

Der Vorteil dieses zuvor beschriebenen Mining-Verfahrens liegt in seiner Kostenasymmetrie:²⁷⁰ Während gültige Hashes als Ergebnisse dieses Verfahrens durch die anderen Miner schnell und kostengünstig verifizierbar sind, ist das Auffinden dieses Ergebnisses schwer, zeitaufwändig und kostenintensiv.²⁷¹ Dabei gilt, dass ein Angreifer aufgrund des rekursiven Charakters der Hash-Funktion bei einer von ihm nachträglich vorgenommenen Veränderung einer Transaktion innerhalb eines bestimmten Blocks nicht nur den Proof of Work (d.h. den neu berechneten gültigen Hash) dieses manipulierten Blocks, sondern auch derjenigen aller damit referenzierenden Blöcke neu erbringen und dabei gleichzeitig die weiter wachsende, unverfälschte Blockchain einholen müsste.²⁷² Dies bedeutet, dass je mehr Blöcke bereits an den zu ändernden Block angehängen wurden, gleichzeitig dann auch das Fälschen der Blockchain umso schwieriger bzw. mutmaßlich verunmöglicht wird.²⁷³ Erschwerend kommt für einen solchen Angriff auch noch hinzu,

²⁶³ Vgl. Segendorf (2014), S. 75.

²⁶⁴ Vgl. Chowdhury (2020), S. 17.

²⁶⁵ Vgl. Nakamoto (2008), S. 3.

²⁶⁶ Vgl. Berentsen/Schär (2017), S. 229.

²⁶⁷ Vgl. Berentsen/Schär (2017), S. 61, 207, 216, 228f.; Nakamoto (2008), S. 3.

²⁶⁸ Vgl. Bhaskar/Lee Kuo Chuen (2015), S. 49.

²⁶⁹ Vgl. Beer/Weber (2015), S. 55, 58f.; Sixt (2017), S. 43; Velde (2013), o.S.

²⁷⁰ Vgl. Berentsen/Schär (2017), S. 61.

²⁷¹ Vgl. Berentsen/Schär (2017), S. 61f., 201-203.

²⁷² Vgl. Berentsen/Schär (2017), S. 59-61; Nakamoto (2008), S. 3; Segendorf (2014), S. 75.

²⁷³ Vgl. Berentsen/Schär (2017), S. 60; Glas/Poddig (2018), S. 110.

dass der Angreifer hierfür eine Mehrheit der Rechenleistung im System aufbringen muss (sog. 51 %-Attacke).²⁷⁴ Somit ist anzunehmen, dass in einem System, das von ehrlichen Minern dominiert wird, die unverfälschte Blockchain schneller wachsen müsste als eine manipulierte und letztere deshalb nicht die längste und somit akzeptierte Kette darstellen kann.²⁷⁵ Die bereits erwähnte Anpassung des Schwierigkeitsgrades bei der Ermittlung eines gültigen Hashes sorgt dafür, dass das „Einholen“ der unverfälschten Blockchain auch bei einer möglichen künftigen Weiterentwicklung der verwendeten Technik dennoch nahezu unmöglich bleibt.²⁷⁶ Zudem macht diese Unmöglichkeit nachträglicher Änderungen in der Blockchain diese nicht nur robust gegen potentielle Betrugsversuche, sondern auch gegen menschliche Fehler im Rahmen solcher Änderungen.²⁷⁷

Für die nachgewiesene Erbringung der notwendigen Rechenleistung (Proof of Work) wird jener (erfolgreiche) Miner dann mit neu geschaffenen Bitcoins, die in der Blockchain entsprechend neu registriert werden (sog. Coinbase-Transaktion), sowie einer durch die Auftraggeber jeder Transaktion frei wählbaren Transaktionsgebühr belohnt.²⁷⁸ Da die Größe der Blöcke – und somit auch die maximale Anzahl aufzunehmender Transaktionen – gedeckelt ist, kann über eine höhere Transaktionsgebühr die Wahrscheinlichkeit der Berücksichtigung einer Transaktion im nächsten Block erhöht werden.²⁷⁹ Das grundlegende Entscheidungskalkül der Miner besteht hier darin, dass diese nur noch solche Transaktionen in die Blöcke aufnehmen, bei denen der Sender für eine schnelle Abwicklung die höchsten Einnahmen an Transaktionsgebühren ermöglicht, während Transaktionen mit niedrigen (oder nicht berücksichtigten) Transaktionsgebühren möglicherweise (zunächst) ignoriert werden.²⁸⁰ Diese Entlohnung der Miner bewirkt, dass deren Investitionen in Rechenleistung sowie anfallende Stromkosten abgegolten werden.²⁸¹ Gleichzeitig stellt diese Entlohnung auch einen Anreiz für Miner dar, ehrlich zu sein.²⁸² Denn schafft es ein Angreifer, mehr Rechenleistung als alle anderen Miner zu versammeln, so

²⁷⁴ Vgl. Berentsen/Schär (2017), S. 59; Sixt (2017), S. 105f.

²⁷⁵ Vgl. Berentsen/Schär (2017), S. 59f.; Nakamoto (2008), S. 3; Sixt (2017), S. 106.

²⁷⁶ Vgl. Berentsen/Schär (2017), S. 59-61; Nakamoto (2008), S. 3.

²⁷⁷ Vgl. Glas/Poddig (2018), S. 110.

²⁷⁸ Vgl. Berentsen/Schär (2017), S. 61, 63; Glas/Poddig (2018), S. 109f.; Sixt (2017), S. 11, 41f. Dieser Zusammenhang erklärt auf semantischer Ebene auch die Verwendung der Bezeichnung Miner, der hier vom Goldabbau inspiriert ist, bei dem Gold-Miner neue Goldbestände in Minen physisch bergen. Dieses Bild lässt sich auch auf den Bitcoin übertragen: Denn hierbei schürfen Miner durch ihre Arbeit also (virtuell) neue Bitcoins, die bisher im System verborgen waren und nun in den Umlauf gebracht werden. Vgl. hierzu Beer/Weber (2015), S. 54; World Gold Council (2021b).

²⁷⁹ Vgl. Glas/Poddig (2018), S. 110; Rosenberger (2018), S. 144; Sixt (2017), S. 42.

²⁸⁰ Vgl. Glas/Poddig (2018), S. 110; Sixt (2017), S. 42.

²⁸¹ Vgl. Glas/Poddig (2018), S. 110; Nakamoto (2008), S. 4; Segendorf (2014), S. 75.

²⁸² Vgl. Nakamoto (2008), S. 4.

muss sich dieser entscheiden, ob dieser im Rahmen einer 51 %-Attacke von anderen Netzwerkteilnehmern seine Zahlungen zurückstiehlt (und über den resultierenden Vertrauensverlust letztlich auch das eigene Vermögen vernichtet) oder ob er lieber die Regeln befolgt und stattdessen mit wertvollen Bitcoins entlohnt wird (Erlöse aus Seigniorage).²⁸³ Somit bestimmt im Bitcoin-Transaktionssystem statt einer Zentralbank ein offengelegter Computeralgorithmus über das Coin-Wachstum, das in diesem System ausschließlich auf Coinbase-Transaktionen zurückzuführen ist.²⁸⁴ Während die Coinbase-Transaktionen einst mit 50 BTC/Block begannen, halbierte sich die Anzahl neu geschaffener Bitcoins alle 210.000 Blöcke (ca. vier Jahre) auf aktuell 6,25 BTC/Block.²⁸⁵ In der Folge steigt die Menge aller jemals geschürften Bitcoins (Stand 06/2021: ca. 18,7 Mio. BTC) vorhersagbar an und nähert sich durch den degressiven Wachstumspfad asymptotisch einem oberen Limit von 21 Millionen BTC (im Jahr 2140), um gleichzeitig einen Inflationsschutz zu implementieren.²⁸⁶ Durch dieses schrittweise Herunterfahren des Mining Rewards werden daher künftig die Transaktionsgebühren der Transaktionsurheber eine wichtigere Rolle als Entlohnungsquelle der Miner spielen und c.p. ansteigen (müssen), da die Miner für ihre Leistungen (öffentliches Gut) weiterhin mindestens kostendeckend entlohnt werden wollen, um das Angebot auch weiterhin aufrechtzuerhalten.²⁸⁷

(iii) Dezentrale Verwaltungsstrukturen zur technischen Weiterentwicklung

Nach dieser ausführlichen Vorstellung des Bitcoin-Transaktionssystems mit seiner dezentralen Architektur verbleibt schlussendlich noch die Fragestellung, welche Verwaltungsstrukturen rund um das Transaktionssystem implementiert sind, damit auch ohne einen Inhaber oder eine anderweitige zentrale Autorität z.B. konzeptionelle und/oder technische Korrekturen vorgenommen werden können.²⁸⁸ In diesem Kontext ist hervorzuheben, dass das Bitcoin-Protokoll aufgrund seines Open-Source-Charakters im Zeitablauf von den Nutzern selbst weiterentwickelt werden kann, indem diese Verbesserungsvorschläge für den Quellcode des Protokolls online bereitstellen.²⁸⁹ Letztendlich wird

²⁸³ Vgl. Nakamoto (2008), S. 4; Sixt (2017), S. 14, 41, 105f.

²⁸⁴ Vgl. Ciaian/Rajcaniova/Kancs (2016), S. 1801; Meynkhart (2019), S. 74; Nakamoto (2008), S. 4; Sixt (2017), S. 41, 62.

²⁸⁵ Vgl. Ali et al. (2014b), S. 266, 269; Klee (2020); Segendorf (2014), S. 76.

²⁸⁶ Vgl. Ali et al. (2014a), S. 278; Chowdhury (2016), S. 65; Coinmarketcap (2021a); Leinonen (2016), S. 249; Meier/Hansen/Mendle (2019), S. 23f.; Meynkhart (2019), S. 74.

²⁸⁷ Vgl. Berentsen/Schär (2017), S. 62; Glas/Poddig (2018), S. 110; Sixt (2017), S. 101.

²⁸⁸ Vgl. Berentsen/Schär (2017), S. 69, 71-76.

²⁸⁹ Vgl. Berentsen/Schär (2017), S. 72; Sixt (2017), S. 1, 30.

über die Akzeptanz solch vorgeschlagener Updates durch deren mehrheitliche Übernahme (oder die mehrheitliche Unterlassung) durch die Miner innerhalb des Netzwerks entscheiden.²⁹⁰ Bei der Weiterentwicklung des Systems ist generell zu unterscheiden, ob die neuen Regeln, die mit einem vorgeschlagenen System-Update einhergehen, rückwärtskompatibel zur vorigen Version sind oder möglicherweise auch nicht.²⁹¹ Während es sich im ersteren Fall nur um eine sog. Soft Fork handeln würde, bei der auch die Verwender einer alten Software-Version alle neuen Regeln als gültig erachten, weil diese eine Teilmenge aller zuvor gültigen Regeln bilden, lösen Updates, bei denen die bisher gültigen Regeln erweitert und daher von Verwendern mit alter Software-Version nicht als gültig erachtet werden würden, eine sog. Hard Fork aus.²⁹² In letzterem Falle kann es dann in einigen Konstellationen zu einer langfristigen Abspaltung von der ursprünglichen Blockchain kommen, sodass zwei separierte Blockchains mit jeweils voneinander unabhängigen Kryptowährungen entstehen, die fortan jeweils ihren eigenen Regeln unterliegen.²⁹³ Derartige Abspaltungen hat es auch beim Bitcoin in der Vergangenheit vielfach gegeben.²⁹⁴

2.1.2.2.2 Altcoins als technische Weiterentwicklungen des Bitcoin-Protokolls

2.1.2.2.2.1 Technische Grundlagen von Altcoins

Nach diesem kurzen Überblick über die technische Funktionsweise des Bitcoin-Netzwerkes soll nun auch auf die entsprechende Ausgestaltung alternativer Kryptowährungsnetzwerke eingegangen werden. Aus Vereinfachungsgründen werden dazu aufgrund der Vielzahl existierender Kryptowährungen lediglich Beispiele für konzeptionelle und technische Abweichungen von der Architektur des Bitcoin-Transaktionssystems gegeben. Konsistent der taxonomischen Abgrenzung aus Kap. 2.1.2.1 folgend wird nun die Kategorie der Altcoins fokussiert, wobei sich dieser Abschnitt zunächst auf internationale Altcoins konzentriert, während im Anschluss auch noch regionale Coins (s. Kap. 2.1.2.2.2.2) sowie Appcoins (s. Kap. 2.1.2.2.2.3) vorgestellt werden.

²⁹⁰ Vgl. Berentsen/Schär (2017), S. 72f.

²⁹¹ Vgl. Berentsen/Schär (2017), S. 73f.; Chowdhury (2020), S. 18.

²⁹² Vgl. Berentsen/Schär (2017), S. 73f.; Chowdhury (2020), S. 18.

²⁹³ Vgl. Berentsen/Schär (2017), S. 74f.; Burniske/Tatar (2018), S. 62f.

²⁹⁴ Vgl. exemplarisch Tarasiewicz/Newman (2015), S. 205-207.

Die grundlegende Funktionsweise von Altcoins basiert dabei häufig auf dem Bitcoin-Protokoll, dessen Quellcode als Open-Source-Objekt öffentlich zugänglich ist.²⁹⁵ Sofern diese Altcoins (wie z.B. Bitcoin Cash) nicht ohnehin schon über Hard Forks aus dem Bitcoin entstanden sind, wird dessen Protokoll daher häufig übernommen, aber z.B. durch Optimierungen für das gewünschte Anwendungsfeld der neu emittierten Kryptowährung oder auch durch Anpassungen zur Reduktion von bekannten Limitationen des ursprünglichen Bitcoin-Protokolls ergänzt.²⁹⁶ Als etwaige Limitationen gelten in diesem Zusammenhang beispielsweise: (i) die im Vergleich zu anderen Zahlungsmitteln mangelhafte Ökobilanz, (ii) die limitierte Skalierbarkeit (aufgrund der vergleichsweise geringen Blockgröße und den noch weiter optimierbaren Zeitintervallen zwischen den Blöcken), damit verbunden (iii) lange Wartezeiten zur Bestätigung der einzelnen Transaktionen, sowie (iv) der Umfang der Pseudoanonymität der Nutzer innerhalb des Netzwerkes.²⁹⁷ Anknüpfend an diese Kritikpunkte wird nachfolgend ein kurzer Überblick über ausgewählte Altcoins sowie deren technische Abweichungen gegenüber dem Bitcoin gegeben. Als Ansatzpunkte für Adaptionen sind hier etwa alternative Konsensmechanismen und Mining-Verfahren, die Variation maximaler Blockgrößen (Maximum Block Size), sowie divergierende Konzepte zur Coin-Emission, zum Grad der Anonymität oder auch zur Weiterentwicklung des Blockchain-Konzeptes zu erwähnen.²⁹⁸

Variation: Verbesserung der Ökobilanz durch alternative Konsensmechanismen

Im Hinblick auf den Aspekt der Ökobilanz des Bitcoin-Netzwerkes zeigt zunächst Abb. 10 den Jahresenergieverbrauch des Bitcoin-Transaktionssystems auf. Dabei offenbart sich, dass der Energieverbrauch des Bitcoin-Netzwerkes (2018: bis zu 73,1 Terrawattstunden (TWh)) aufgrund der hohen Energieintensität des PoW-Verfahrens sogar vergleichbar ist mit dem historischen Energieverbrauch kleinerer Staaten wie z.B. Österreich (2018: 72,2 TWh) oder Irland (2018: 75,2 TWh).²⁹⁹ Dieser Wert entspricht dabei etwa 0,3 % des weltweiten Stromverbrauchs (2018: 22.964 TWh).³⁰⁰ Der geschätzte Energieverbrauch pro Bitcoin-Transaktion (2018: ca. 637 Kilowattstunden (KWh)) würde unter

²⁹⁵ Vgl. Github (2021); Sixt (2017), S. 111.

²⁹⁶ Vgl. Rosenberger (2018), S. 144; Sixt (2017), S. 111f., 177f.; Tarasiewicz/Newman (2015), S. 205-207.

²⁹⁷ Vgl. Danezis/Meiklejohn (2015), S. 1; Glas/Poddig (2018), S. 110; Koenig (2017), S. 89; Sixt (2017), S. 98-100, 129; Tarasiewicz/Newman (2015), S. 210-214, 216f., 219f.

²⁹⁸ Vgl. Pielke (2018), S. 13-19; Rosenberger (2018), S. 48-51; Tarasiewicz/Newman (2015), S. 204-217.

²⁹⁹ Vgl. Digiconomist (2019b); Fiedler et al. (2018), S. 8.

³⁰⁰ Vgl. Eigene Berechnungen; Enerdata (2019); Fiedler et al. (2018), S. 8. Ein derartiger Vergleich verbietet sich an dieser Stelle nicht, da Digiconomist (2019b) Energie und Strom hier quasi synonym verwendet. Auch das EU-Parlament nimmt – basierend auf den Daten von Digiconomist (2018) – einen identischen

der Annahme eines durchschnittlichen Vier-Personen-Haushaltes³⁰¹ etwa den Verbrauch von 54,7 Tagen decken und im Kreditkartenzahlungssystem von Visa c.p. für ca. 421.854 Transaktionen ausreichen.³⁰²

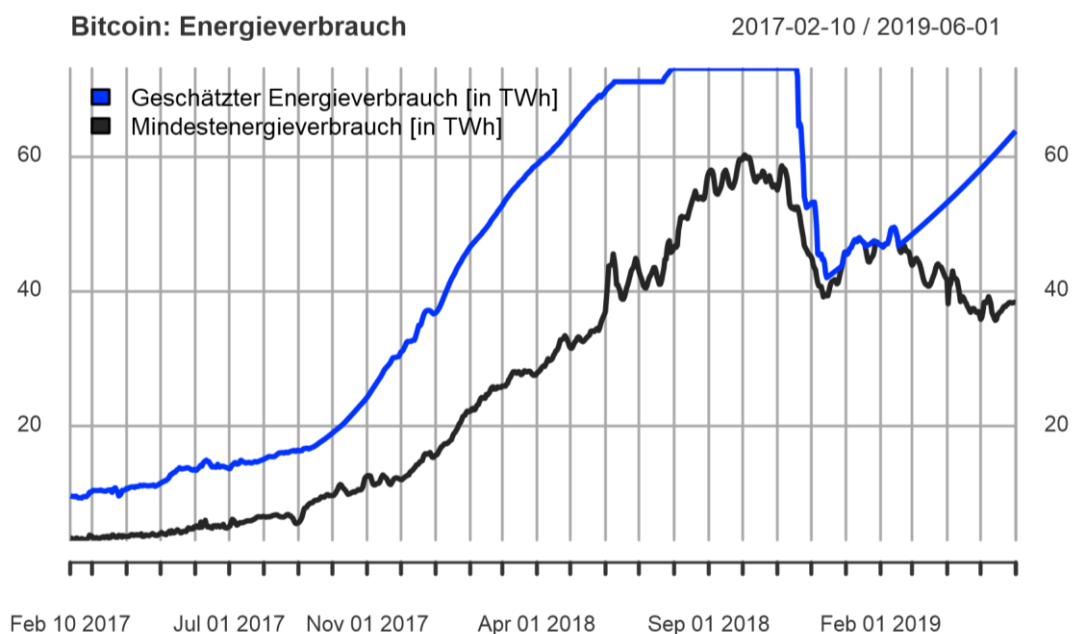


Abb. 10: Energieverbrauch des Bitcoin-Netzwerkes (02/2017-06/2019)³⁰³

Gleichzeitig rangiert der CO₂-Ausstoß des Bitcoins für das oben herangezogene Jahr 2018 zwischen 22 und 23 Megatonnen (Mt), welcher mit dem CO₂-Ausstoß der Länder Bosnien Herzegowina (22 Mt) und Kuba (23 Mt) vergleichbar ist und etwa 0,06 % des weltweiten CO₂-Ausstoßes (36.646 Mt) ausmacht.³⁰⁴ Damit würde sich der Bitcoin zwischen den Plätzen 83 und 84 einordnen, würde er in das vom Global Carbon Project (2021) erstellte, weltweite Länderranking nach CO₂-Ausstoß für das Jahr 2018 aus dem sog. Global Carbon Atlas eingeordnet werden.³⁰⁵

Vergleich vor und kommt ebenso auf eine Quote von 0,3 %. Vgl. hierzu Digiconomist (2018), zit. n. Fiedler et al. (2018), S. 8; Digiconomist (2019b); Fiedler et al. (2018), S. 8.

³⁰¹ Als Referenz für diese Annahme errechnet das Stromkostenvergleichsportal Check 24 einen durchschnittlichen Jahresverbrauch von ca. 4.250 KWh/Jahr. Vgl. hierzu Check 24 (2021).

³⁰² Vgl. Eigene Berechnungen; Check 24 (2021); Digiconomist (2019b). Die Anzahl durchführbarer Visa-Transaktionen wurden hier hochgerechnet; die offizielle Angabe bezog sich auf einen Energieverbrauch von 151 KWh pro 100.000 Transaktionen. Dabei ist allerdings der Stromverbrauch der Visa-Verwaltung aus Vergleichbarkeitsgründen nicht eingerechnet. Vgl. hierzu Digiconomist (2019b).

³⁰³ Eigene Darstellung anhand der bereitgestellten Daten von Digiconomist (2019b).

³⁰⁴ Vgl. Eigene Berechnungen; Global Carbon Project (2021); Stoll/Klaaßen/Gallersdörfer (2019), S. 1648.

³⁰⁵ Vgl. Global Carbon Project (2021). Zum Vergleich: Während China (10.290 Mt) für das Jahr 2018 dieses Ranking anführt, würde Deutschland mit 754 Mt auf Platz 6 liegen. Vgl. hierzu Global Carbon Project (2021).

Gleichzeitig entsteht durch die Beeinflussbarkeit der Erfolgswahrscheinlichkeit mit bereitgestellter Rechenleistung zusätzlich noch ein Aufrüstungswettkampf unter den Minern, sodass zur Sicherstellung der Wettbewerbsfähigkeit in der Folge regelmäßig (ca. alle 1,5 Jahre) Hardware einer neueren Generation benötigt wird und die alte somit faktisch wertlos wird.³⁰⁶ Aufgrund der Kostenintensität des Minings mit dem PoW-Verfahren schließen sich Miner häufig zu Mining-Pools zusammen, die üblicherweise in Gebieten mit geringen Energiekosten beheimatet sind, sodass auf dem Markt klare Konzentrations- bzw. Monopolisierungstendenzen erkennbar sind und dadurch auch die Gefahr von Angriffen auf das Netzwerk (51 %-Attacken) steigt.³⁰⁷ Der durch das Betreiben des Bitcoin-Netzwerk entstandene Elektroschrott beträgt hier 9,4 Kilotonnen (kt) und ist dabei vergleichbar mit dem gesamten Elektroschrottaufkommen von Staaten wie Island (7,6 kt), Guinea (8 kt), Malawi (9 kt) und Luxemburg (12 kt).³⁰⁸ Gemäß dem Electronic Waste Monitor von Digiconomist (2019a) bedeutet dies, dass im Bitcoin-Netzwerk pro Transaktion umgerechnet etwa 80 Gramm Elektroschrott entstehen, während z.B. das Kreditkartenzahlungssystem von Visa pro Transaktion lediglich 0,0045 Gramm, d.h. nur einen Bruchteil (0,0056 %) dieses Elektroschrottaufkommens, produziert.³⁰⁹

Auch jenseits des hier primär fokussierten Beobachtungszeitraumes bis zum 01.06.2019 bleiben die oben gewonnenen Beobachtungen zur Ökobilanz des Bitcoins im Kern weiterhin nicht nur bestehen, sondern verschärften sich – konsistent zur gleichzeitig ansteigenden Mining Difficulty – sogar noch weiter (Energieverbrauch 2021: 98,44 TWh; CO₂-Ausstoß: 46,76 Mt; Elektroschrottaufkommen: 11,04 kt).³¹⁰

Um diesen aus dem PoW-Verfahren hervorgegangenen Problemen entgegenzuwirken, wählen einige – im Nachgang des Bitcoins entwickelte – Kryptowährungen abweichende Konsensmechanismen, von denen hier stellvertretend das Proof-of-Stake- und das Proof-

³⁰⁶ Vgl. De Vries (2019), S. 895f.; Koomey et al. (2011), S. 52; Rosenberger (2018), S. 120f.

³⁰⁷ Vgl. Andoni et al. (2019), S. 149; Bergmann (2014); De Vries (2019), S. 895f.; Schiller (2018b); Sixt (2017), S. 42f., 98, 103-106.

³⁰⁸ Vgl. Baldé et al. (2017), S. 102-108; Digiconomist (2019a). Die von Digiconomist (2019a) bereitgestellten Länderdaten stimmen dabei mit den von Baldé et al. (2017) aufgeführten Länderdaten für das Jahr 2016 überein. Vgl. hierzu Baldé et al. (2017), S. 102-108; Digiconomist (2019a).

³⁰⁹ Vgl. Digiconomist (2019a). Für das von Digiconomist (2019a) berechnete Elektroschrottaufkommen einer Bitcoin-Transaktion ließen sich im Kreditkartenzahlungssystem von Visa c.p. ≈ 17.778 Transaktionen durchführen. Zum besseren Einordnung der Größenordnung des Elektroschrottaufkommens: Eine C-Batterie würde etwa 65 Gramm Elektroschrott erzeugen, eine 60-Watt-Glühbirne hingegen etwa 34 Gramm. Vgl. hierzu Eigene Berechnungen; Digiconomist (2019a).

³¹⁰ Vgl. Bitcoin.com (2021); Digiconomist (2021a); Digiconomist (2021b).

of-Burn-Verfahren vorgestellt werden sollen.³¹¹ Beide dieser Konsensmechanismen besitzen den Vorteil gegenüber dem PoW-Mechanismus, dass sie nicht nur eine deutlich verbesserte Ökobilanz, sondern auch eine deutlich schnellere Transaktionsgeschwindigkeit und z.T. auch eine weniger starke Zentralisierung der Transaktionssysteme erreichen können.³¹²

Beim angesprochenen Proof-of-Stake-Verfahren, welches u.a. bei der Kryptowährung Stratis Anwendung findet, wird im Gegensatz zum PoW-Verfahren derjenige Miner, der den nächsten Block an die Blockchain anfügen darf, über eine Zufallsauswahl ermittelt.³¹³ Die Wahrscheinlichkeit der Zuteilung ist dabei nun positiv abhängig von dem eigenen Vermögen in besagter Kryptowährung (Anzahl der Coins).³¹⁴ Eine Anreizkompatibilität wird bei diesem Verfahren dadurch hergestellt, dass unkonformes Verhalten (wie z.B. eigene Manipulationsversuche) der Miner den Wertverfall ihres eigenen Vermögens auslösen würde.³¹⁵

Auch beim Proof-of-Burn-Verfahren, welches u.a. im Transaktionssystem der (inzwischen nicht mehr gehandelten) Kryptowährung SlimCoin implementiert war und von Schiller (2018b) als „energieschonende Variante des Proof of Work“³¹⁶ tituliert wird, investieren die Miner erneut in die Erhöhung ihrer Erfolgswahrscheinlichkeit, jedoch nun nicht mehr über Hardware zur Lösung rechenintensiver Aufgaben (Proof-of-Work) oder über das eigene Coin-Vermögen (Proof-of-Stake).³¹⁷ Stattdessen wird die Erfolgswahrscheinlichkeit nun über eine Art Bietermechanismus gesteuert, bei dem die Anzahl „verbrannter“ Coins durch die jeweiligen Miner maßgeblich ist.³¹⁸ Das „Verbrennen“ von Coins wird hier darüber simuliert, dass Miner freiwillig einen durch sie selbst gewählten Teil ihrer Coins an eine verifizierbare, durch die Netzwerkteilnehmern nicht zugreifbare Adresse transferieren und somit faktisch signalisieren, dass sie sich über diesen Beitrag an das Projekt binden wollen.³¹⁹ Allerdings besitzen auch diese Verfahren selbst einige

³¹¹ Vgl. Andoni et al. (2019), S. 149f.; Fiedler et al. (2018), S. 8f. Exemplarisch für die hier nicht vertieften Verfahren seien die folgenden hervorgehoben: Practical Byzantine Fault Tolerance, Delegated Proof of Stake, Federated Byzantine Agreement, Proof of Authority, Proof of Elapsed Time, Proof of Activity, Proof of Capacity. Vgl. hierzu und für eine detaillierte Erläuterung Andoni et al. (2019), S. 148-150.

³¹² Vgl. Andoni et al. (2019), S. 149f.; Buterin (2014b); Schiller (2018b).

³¹³ Vgl. Andoni et al. (2019), S. 149; Castor (2017); Trew/Brandon/Dorier (2017), S. 15.

³¹⁴ Vgl. Andoni et al. (2019), S. 149; Castor (2017).

³¹⁵ Vgl. Buterin (2014b); Ethereum.org (2021).

³¹⁶ Schiller (2018b).

³¹⁷ Vgl. Andoni et al. (2019), S. 148-150; Castor (2017); Coinmarketcap (2021f); De Vries (2019), S. 896; Schiller (2018b); Sixt (2017), S. 103.

³¹⁸ Vgl. Andoni et al. (2019), S. 150; Karantias/Kiayias/Zindros (2020), S. 523f.; Schiller (2018b).

³¹⁹ Vgl. Andoni et al. (2019), S. 150; Castor (2017); Schiller (2018b).

Nachteile:³²⁰ Während etwa in beiden Verfahren letztendlich der eigene Besitz (direkt oder indirekt) eine Rolle für die Erfolgswahrscheinlichkeit spielt, um z.B. von den gezahlten Transaktionsgebühren und/oder Block Rewards zu profitieren (Vermögenskonzentration), kommt beim Proof-of-Burn-Verfahren noch hinzu, dass bewusst Wert vernichtet wird (Verschwendung wertvoller Ressourcen).³²¹

Variation: Weitere Adaption des Mining-Prozesses

Neben dem gewählten Konsensmechanismus stellt auch die damit eng verbundene Ausgestaltung des jeweils implementierten Mining-Prozesses einen wesentlichen Stellhebel dar, um mögliche Abweichungen vom Bitcoin-Protokoll zu dokumentieren.³²² Dabei geht es im Wesentlichen um das verwendete Mining-Verfahren.³²³ Denn neben dem im Bitcoin-Netzwerk angewendeten SHA-256-Mining-Verfahren (s. Kap. 2.1.2.2.1) wird z.B. im Litecoin-Netzwerk mit Scrypt ein abweichendes Verfahren gewählt, bei dem zwar erneut die Miner beim Transaktionsbestätigungsprozess miteinander in Konkurrenz stehen, aber der implementierte Hash-Algorithmus das schnellere Auffinden des gesuchten Hashes erlaubt.³²⁴ So werden z.B. beim Litecoin sogar alle 2,5 Minuten neue Blocks generiert (Bitcoin: ca. 10 Minuten).³²⁵ Aufgrund einer dort implementierten, stetigen Anpassung der Ziele kann der Erfolg im Mining beim Scrypt-Verfahren auch nicht einfach durch eine Erhöhung der Rechenleistung gefördert werden, was die Mining-Leistung gleichmäßiger verteilt, den Aufrüstungswettkampf im Mining abmildert und somit auch Stromkosten und Elektroschrottaufkommen einspart.³²⁶ Wiederrum andere Kryptowährungen (z.B. Ripple) verzichten sogar komplett auf das Mining.³²⁷ Dies funktioniert dadurch, dass sämtliche Coins bereits vor Handelsbeginn vollständig gemined (sog. Pre-

³²⁰ Vgl. Andoni et al. (2019), S. 149f.; Castor (2017); Saleh (2021), S. 1163, 1176; Schiller (2018b).

³²¹ Vgl. Andoni et al. (2019), S. 149f.; Castor (2017); Saleh (2021), S. 1163, 1176; Schiller (2018b). Der von Schiller (2018b) angebrachte Kritikpunkt der Vermögenskonzentration wird gemäß Roşu/Saleh (2021) allerdings abgeschwächt, da ein solcher Effekt in ihrer Analyse für ein Proof-of-Stake-Verfahren nur vernachlässigbare Wirkung zeigte. Vgl. hierzu Roşu/Saleh (2021), S. 667; Saleh (2021), S. 1176; Schiller (2018b).

³²² Vgl. exemplarisch Andoni et al. (2019), S. 149; Castor (2017); Sixt (2017), S. 113; Tarasiewicz/Newman (2015), S. 205-207.

³²³ Vgl. exemplarisch Sixt (2017), S. 113.

³²⁴ Vgl. Kap. 2.1.2.2.1; Sixt (2017), S. 113; Zhang et al. (2020), S. 60.

³²⁵ Vgl. Rosenberger (2018), S. 65; Zhang et al. (2020), S. 60.

³²⁶ Vgl. De Vries (2019), S. 896f.; Sixt (2017), S. 113.

³²⁷ Vgl. Sixt (2017), S. 180f.; XRP Ledger Project (2021b).

Mining) und entweder als Verkauf über ICOs oder über sog. Air Drops³²⁸ in Umlauf gebracht wurden.³²⁹ Trotz des Wegfalls der beim Bitcoin üblichen Mining Rewards verbleibt den aktiven Netzwerkknoten für die Validierung von Transaktionen und deren Aufnahme in die Blockchain aber noch die Entlohnung über Transaktionsgebühren.³³⁰ Die mögliche Obsoleszenz eines Minings wird dabei auch wesentlich vom gewählten Konsensmechanismus beeinflusst, da dieses etwa beim Proof-of-Stake-Ansatz nicht unbedingt benötigt wird.³³¹ Wird ein Mining neuer Einheiten hingegen beibehalten, so stellt sich unweigerlich die Frage, in welcher Anzahl neue Coins pro neu angehängtem Block in den Umlauf gelangen, ob sich diese Anzahl im Zeitablauf verändert, z.B. wie beim Bitcoin halbiert (sog. Halving), und, falls ja, in welchen Zeiträumen dies etwa geschieht.³³² Insofern lässt sich über diesen Wachstumspfad auch die Anzahl im Umlauf befindlicher Coins und somit auch deren Kaufkraft steuern.³³³ Während durch das Zusammenwirken der vorgenannten Faktoren beim Bitcoin nur maximal 21 Mio. Coins geschürft werden können (s. Kap. 2.1.2.2.1), sorgen divergierende Ausgestaltungen bei anderen Coins dafür, dass eine solche Obergrenze höher oder niedriger ausfällt oder wie z.B. beim Peercoin erst gar nicht existiert.³³⁴

Variation: Steuerung der Transaktionsabwicklung über die maximale Blockgröße

Bezogen auf das Problem einer ausreichenden Skalierbarkeit des betrachteten Kryptowährungssystems ist außerdem erkennbar, dass es unter den Kryptowährungen auch Variationen hinsichtlich ihrer maximalen Blockgrößen gibt.³³⁵ Während die maximale Block Size beim Bitcoin ursprünglich nur bei 1 Megabyte (MB) lag, implementiert etwa Bitcoin Cash eine maximale Block Size von zunächst 8 MB bzw. später 32 MB.³³⁶ Ein Grund dafür liegt darin, dass das Bitcoin-Netzwerk aufgrund der vorgegebenen Blockgröße pro Sekunde nur bis zu 7 Transaktionen durchzuführen kann, während alternative Zahlungsdienstleister wie PayPal (über 100 Transaktionen pro Sekunde) und Visa (im

³²⁸ Bei einem Air Drop werden Coins z.B. zu Werbezwecken gratis an die Nutzer verteilt. Vgl. hierzu Pielke (2018), S. 19.

³²⁹ Vgl. Chowdhury (2020), S. 268f.; Hsieh/Vergne/Wang (2018), S. 57; Pielke (2018), S. 19; Sixt (2017), S. 181.

³³⁰ Vgl. Andoni et al. (2019), S. 149; Hsieh/Vergne/Wang (2018), S. 57; Sixt (2017), S. 100f.; XRP Ledger Project (2021a).

³³¹ Vgl. Andoni et al. (2019), S. 149; Castor (2017).

³³² Vgl. Sixt (2017), S. 11, 41.

³³³ Vgl. Sixt (2017), S. 11, 41, 108-110.

³³⁴ Vgl. Kap. 2.1.2.2.1; Tarasiewicz/Newman (2015), S. 205-207.

³³⁵ Vgl. exemplarisch Sixt (2017), S. 96, 112; Vermaak (2021).

³³⁶ Vgl. Sixt (2017), S. 96, 112; Vermaak (2021).

Durchschnitt 2.000-7.000 Transaktionen pro Sekunde) auch für deutlich höhere Transaktionszahlen geeignet sind.³³⁷ Bei wachsenden Nutzerzahlen ermöglicht eine höhere Block Size insbesondere eine verbesserte Skalierbarkeit des Systems, weil pro Block mehr Transaktionen abgewickelt werden können und folglich auch der übliche Bieterwettbewerb der Nutzer über Transaktionsgebühren zur möglichst schnellen Aufnahme eigener Transaktionen in die Blockchain abgemildert wird.³³⁸ Insofern kann über die konkrete Ausgestaltung der Block Size auch die Geschwindigkeit beeinflusst werden, mit der eine neu übermittelte Transaktion in die Blockchain aufgenommen wird.³³⁹ Dem entgegen würden sich größere Blöcke aber auch nur langsamer im Transaktionsnetzwerk zu den anderen Minern verbreiten und somit nicht nur die Transaktionsgeschwindigkeit bremsen, sondern gleichzeitig auch die Gefahr zwischenzeitlicher Forks erhöhen.³⁴⁰ Gleichzeitig geht mit wachsender Blockspeicherkapazität auch das Problem einher, dass dadurch das Datenaufkommen der Blockchain schneller anwächst und auch die Hardware-Anforderungen zur Verarbeitung der eingehenden Transaktionsdaten schneller steigen (Aufrüstungswettkampf), sodass es zu einer (weiteren) Selektion unter den Minern käme und darüber die Dezentralität des Transaktionssystems gefährdet wäre.³⁴¹ Unter Berücksichtigung dieses offensichtlichen Trade-offs wurde auch die maximale Block Size des Bitcoins inzwischen auf 2 bis maximal 4 MB angepasst.³⁴²

Variation: Maßnahmen zur Herstellung einer verbesserten Anonymität der Nutzer

Im Hinblick auf den Kritikpunkt, dass der Bitcoin (u.a.) trotz des Einsatzes kryptographischer Verfahren den Nutzern nur ein gewisses Maß an Anonymität (eine sog. Pseudo-Anonymität³⁴³) gewährt, ist in der Vergangenheit eine Reihe von Altcoins wie z.B. Dash und Monero entwickelt worden, die tiefgreifende Verfahren zur Erhöhung der Anonymität ihrer Verwender implementiert haben, wodurch sich diese auch für ein Spektrum

³³⁷ Vgl. Danezis/Meiklejohn (2015), S. 1; Tarasiewicz/Newman (2015), S. 220.

³³⁸ Vgl. Kap. 2.1.2.2.1; Sixt (2017), S. 96.

³³⁹ Vgl. Sixt (2017), S. 96-99.

³⁴⁰ Vgl. Nierste (2015); Sixt (2017), S. 98f.

³⁴¹ Vgl. Sixt (2017), S. 96. Ein Beispiel: Mit einer Abwicklung von Transaktionen in der Größenordnung des Visa-Transaktionssystems würde ein jährliches Wachstum der Blockchain um 8 Terabyte einhergehen, was die Kapazitäten vieler Miner übersteigen würde. Vgl. hierzu Buterin (2014a), S. 33; Tarasiewicz/Newman (2015), S. 220.

³⁴² Vgl. o.V. (2020b).

³⁴³ Damit sei die Verwendung von nicht (direkt) zuordenbaren Pseudonymen in einem öffentlich einsehbareren Rechnungsbuch gemeint. Insbesondere größere Konten sind dabei aber durchaus einzelnen Personen zuordenbar. Vgl. hierzu Glas/Poddig (2018), S. 109; Meiklejohn et al. (2013), S. 127; Rosenberger (2018), S. 86f.

von Geschäften mit besonderen Diskretionsanforderungen bis hin zu illegalen Geschäften (z.B. auf Schwarzmärkten oder zur Terrorismusfinanzierung) qualifizieren.³⁴⁴

Variation: Weiterentwicklung des Blockchain-Konzeptes

In den vorausgegangenen Ausführungen wurde bisher immer davon ausgegangen, dass mit der Verwendung der DLT auch die Verwendung einer Blockchain als dezentral geführtes Rechnungsbuch einhergeht.³⁴⁵ Allerdings existiert mit IOTA auch ein sehr prominenter Altcoin, der anstelle einer Blockchain das sog. Tangle-Verfahren bemüht.³⁴⁶ Während die Blockchain eine Kette aus validierten Blöcken (bestehend aus Einzeltransaktionen) bildet (s. Kap. 2.1.2.2.1), handelt es sich beim Tangle-Verfahren (s. Abb. 11) eher um eine Art Baumstruktur aus validierten Einzeltransaktionen.³⁴⁷

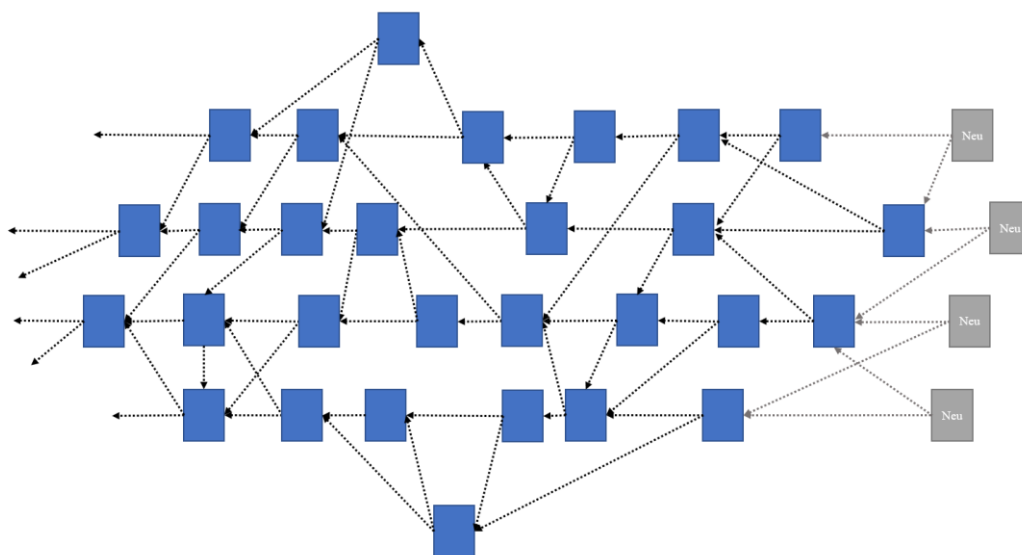


Abb. 11: Exemplarische Abbildung des Tangle-Verfahrens³⁴⁸

Bei einer Transaktion werden hierbei Einheiten der Kryptowährungen aus der Wallet des Senders der Wallet-Adresse des Empfängers gutgeschrieben und eine Signatur mit dem privaten Schlüssel des Senders vorgenommen.³⁴⁹ Im Rahmen solcher Transaktionen wählen Wallets durch einen speziellen Algorithmus dann zufällig zwei vormals durchgeführte Transaktionen aus, um diese zu validieren.³⁵⁰ Je mehr neue Transaktionen auf frühere

³⁴⁴ Vgl. Foley/Karlsen/Putniņš (2019), S. 1799, 1802; Getmonero.org (2021); Hurlburt (2017), S. 103; Meiklejohn et al. (2013), S. 127, 138; Rosenberger (2018), S. 56f., 86f.; Sixt (2017), S. 112, 129.

³⁴⁵ Vgl. exemplarisch etwa Kap. 2.1.2.2.1.

³⁴⁶ Vgl. Popov (2018), S. 2.

³⁴⁷ Vgl. Kap. 2.1.2.2.1; Egloff/Turnes (2019), S. 73, 131; Popov (2018), S. 10.

³⁴⁸ Eigene Darstellung in Anlehnung an Popov (2018), S. 10.

³⁴⁹ Vgl. Egloff/Turnes (2019), S. 131.

³⁵⁰ Vgl. Egloff/Turnes (2019), S. 132; Popov (2018), S. 1-3.

referenzieren, umso stärker ist das Vertrauen, das einer Transaktion entgegengebracht werden kann.³⁵¹ Missbräuchlich oder fehlerhaft durchgeführte Transaktionen werden in der Folge von neuen Transaktionen nicht als Referenz ausgewählt, sodass diese als unbestätigte Transaktionen im Tangle verbleiben. Auch wird bei der Validierung vorausgegangener Transaktionen geprüft, ob das Vermögen der Transaktionsparteien noch für eine solche Transaktion ausreicht und ob die Signatur der Transaktion wirklich dem rechtmäßigen Besitzer dieses Vermögens zuordenbar ist. Im Anschluss an die Validierung müssen Wallets der Sender kryptographische Aufgaben lösen, die im Vergleich zum Bitcoin einen deutlich geringeren (Rechen-) Aufwand verursachen. Sobald eine neue Transaktion dann eine ausreichende Anzahl an Bestätigungen erhalten hat, so gilt diese im Tangle nachfolgend als bestätigt.

Insgesamt besitzt dieses Verfahren die Vorteile, dass (i) hierfür keine Miner mehr notwendig sind, (ii) deshalb keinerlei Mining Rewards oder Transaktionsgebühren mehr benötigt werden, was (iii) eine wichtige Voraussetzung für die Durchführbarkeit von Mikrotransaktionen (als wichtige Säule im sog. Internet of Things) darstellt.³⁵² Daneben ist mit der Implementierung eines Tangle-Verfahrens im Vergleich zur (Blockchain-) Architektur des Bitcoin-Transaktionssystems (iv) nicht nur ein deutlich geringerer Energieverbrauch verbunden, sondern (v) auch eine deutlich bessere Skalierbarkeit, da Transaktionen parallel abgewickelt werden können und aufgrund der fehlenden Blockbildung auch die zeitlichen Intervalle zwischen den Blöcken wegefallen.³⁵³

Neben der Weiterentwicklung der Blockchain zu einem Tangle sind in der Kryptoökonomie auch noch weitere Verfahren wie z.B. (Pegged-) Sidechains oder Lightning-Networks identifizierbar, die die Transaktionsabwicklung auch unter Beibehaltung einer Blockchain-Architektur beschleunigen und zur Förderung der Skalierbarkeit von Kryptowährungssystemen beitragen sollen.³⁵⁴ Bei den von Back et al. (2014) entworfenen Sidechains handelt es sich um separierte Ketten aus Transaktionsblöcken, die zur parallelen Zahlungsabwicklung neben der Haupt-Blockchain zu deren Entlastung eröffnet werden.³⁵⁵ Bei der Umsetzung können Coins von der Haupt-Blockchain auf die Sidechain transferiert werden, sind dadurch im Transaktionssystem vermerkt und können deshalb

³⁵¹ Vgl. hierzu und zum Folgenden Egloff/Turnes (2019), S. 78, 131f.

³⁵² Vgl. Egloff/Turnes (2019), S. 132f.

³⁵³ Vgl. Kap: 2.1.2.2.1; Egloff/Turnes (2019), S. 132f.

³⁵⁴ Vgl. Back et al. (2014), S. 8-11; Poon/Dryja (2016), S. 43-49; Popov (2018), S. 2; Sixt (2017), S. 115-117.

³⁵⁵ Vgl. hierzu und zum Folgenden Back et al. (2014), S. 8-11; Sixt (2017), S. 96f., 115f.

vorübergehend nicht mehr über die Haupt-Blockchain verarbeitet werden. Diese Coins können dann in Folgetransaktionen über eine Sidechain transferiert werden, ohne dabei die Haupt-Blockchain zu belasten. Auch das (Bitcoin-) Lightning-Network, welches von Poon/Dryja (2016) zur nachträglichen Ergänzung des Bitcoin-Transaktionssystems entwickelt wurde, zielt auf eine Beschleunigung der Transaktionsabwicklung sowie eine Senkung der Transaktionsgebühren ab, indem (insbesondere kleinere) Zahlungen über ein Netzwerk sog. Mikrozahlungskanäle zunächst (direkt) jenseits der Blockchain verarbeitet werden.³⁵⁶ Hierbei werden die betroffenen Zahlungsbeträge im Bitcoin-Transaktionssystem eingefroren, dann über derartige (direkte) Zahlungskanäle transferiert und erst nach dem Abschließen eines Zahlungskanals werden die finalen, d.h. saldierten, Kontostände über eine Blockchain-Transaktion übermittelt.³⁵⁷

2.1.2.2.2.2 Besonderheiten regional begrenzter Altcoins (Regionale Coins)

Neben diesen als globales Zahlungsmittel ausgelegten Bitcoins und Altcoins (in verschiedenen Ausgestaltungsvariationen) existieren am Markt auch noch Coins als Zahlungsmittel mit einem regional begrenztem Geltungsbereich (z.B. Regionen, Städte und Stadtteile), die hier aggregiert als Regionalcoins bezeichnet sein sollen.³⁵⁸

Das zugrundeliegende Konzept ist dabei schon von den sog. Regionalwährungen als analoge Vorfahren solcher Digitalcoins bekannt.³⁵⁹ So existierten in Deutschland auch schon vor der Entwicklung von regionalen Coins diverse (analoge) regionale Währungen wie z.B. der Roland (Bremen) oder auch der Chiemgauer (Priem am Chiemsee).³⁶⁰ Diese werden häufig von Regionalvereinen emittiert und im Geltungsgebiet im Tausch gegen gesetzliche Zahlungsmittel – häufig im Verhältnis 1:1 – zum Erwerb angeboten.³⁶¹ Dabei verfolgen diese die Ziele, (i) stabiles Geld zu emittieren, (ii) darüber die lokale Wirtschaft im Geltungsbereich sowie nachhaltigen Konsum zu fördern (und dadurch ggf. auch eine Art Gegengewicht zu aktuellen Globalisierungstendenzen darzustellen), aber auch (iii) die Finanzsituation von gemeinnützigen Vereinen, Kultureinrichtungen, Biolandwirten,

³⁵⁶ Vgl. Poon/Dryja (2016), S. 1-3, 43-49, 55; Sixt (2017), S. 117.

³⁵⁷ Vgl. Sixt (2017), S. 117.

³⁵⁸ Vgl. Kap. 2.1.2.2.1, 2.1.2.2.2.1; Koenig (2017), S. 111-124.

³⁵⁹ Vgl. Koenig (2017), S. 111f.; Rösl (2006), S. 2f.

³⁶⁰ Vgl. Balz/Paulick (2019), S. 15 (inkl. Fn. 9); Koenig (2017), S. 111f.; Rösl (2005), S. 182; Rösl (2006), S. 2f.

³⁶¹ Vgl. Degens (2013), S. 23; Rösl (2006), S. 4, 39-41.

o.Ä. in der Region zu stärken.³⁶² Ermöglicht wird dies dadurch, dass Regionalwährungen häufig als sog. Schwundgeld ausgestaltet sind und somit per Konstruktion im Laufe der Zeit ihren Wert verlieren, um den Besitzer darüber zum zeitnahen Konsum zu bewegen.³⁶³ Umgesetzt wird dieser Wertverfall darüber, dass bei vielen solcher Regionalwährungen in regelmäßigen Abständen Marken käuflich erworben und auf die Geldscheine aufgeklebt werden müssen (sog. Markengeld), damit diese über einen Stichtag hinaus weiterhin Gültigkeit besitzen.³⁶⁴ Bei einer weiteren Ausgestaltungsform, dem sog. Tابلengeld, ist der Wertverlust für bestimmte Zeitpunkte nach der Emission einer Tabelle die auf dem Geldschein zu entnehmen. Eine dritte Schwundgeldvariante stellt zudem das Ablaufgeld dar, bei dessen Ausgestaltung zwar auf einen laufenden Wertverlust verzichtet wird, aber ein festgelegtes Ablaufdatum der Gültigkeit in Kombination mit einer anfallenden Gebühr am Ende der Laufzeit für einen Umtausch in neue Geldscheine bzw. einen Rücktausch in Euro vorliegt. Über diesen Mechanismus soll ein zeitnaher Konsum regionaler Leistungen durch eine zügige Verausgabung des gehaltenen Regionalgeldes erreicht werden. Somit lassen sich Regionalwährungen insgesamt als regionale Komplementärwährungen zur Förderung der betrachteten Region interpretieren.³⁶⁵

Regionalcoins entwickeln diese Grundidee von Regionalwährungen auf einer digitalen Ebene weiter.³⁶⁶ Dabei verzichten diese im Gegensatz zu obigen Regionalwährungen allerdings auf eine zentrale Ausgabestelle, die – analog zu Kap. 1.1 – ihre Rolle als faktische private Zentralbank zum eigenen Vorteil ausnutzen könnte.³⁶⁷ Stattdessen fußt die technische Ausgestaltung ihres zugehörigen Kryptowährungssystems im Kern auch weiterhin auf den Grundelementen, wie sie am Beispiel des Bitcoins (s. Kap. 2.1.2.2.1) und ausgewählter Altcoins (s. Kap. 2.1.2.2.2.1) bereits zuvor ausführlich präsentiert wurden.³⁶⁸ Letztendlich werden auch solche Regionalcoins – analog zu den anderen Kryptowährungen – an gängigen Kryptobörsen gehandelt.³⁶⁹ Ein weiterer wichtiger Unterschied zu den analogen Regionalwährungen besteht hier zudem darin, dass die aktuell

³⁶² Vgl. Rösl (2005), S. 182, 185; Rösl (2006), S. 14f. Diese Ziele finden sich, wenngleich etwas weniger explizit, auch in den §§ 2 und 5 der Satzung des Chiemgauer e.V. als Herausgeber der Regionalwährung Chiemgauer. Vgl. hierzu Chiemgauer e.V. (2021).

³⁶³ Vgl. Gesell (1949), zit. n. Rösl (2005), S. 182; Rösl (2005), S. 182; Rösl (2006), S. 6f.

³⁶⁴ Vgl. hierzu und zum Folgenden Rösl (2006), S. 6-9.

³⁶⁵ Vgl. Degens (2013), S. 2, 23-25; Rösl (2005), S. 185; Sixt (2017), S. 63, 67.

³⁶⁶ Vgl. Deutsche-emark.org (2020a); Koenig (2017), S. 111f.

³⁶⁷ Vgl. Kap. 1.1; Deutsche-emark.org (2020a); Koenig (2017), S. 112.

³⁶⁸ Vgl. exemplarisch Kap. 2.1.2.2.1, 2.1.2.2.2.1; Deutsche-emark.org (2020a); Deutsche-emark.org (2020b).

³⁶⁹ Vgl. Kap. 2.1.2.1.1; Deutsche-emark.org (2020a); Gulden.com (2021).

bekanntesten Regionalcoins nicht wie Schwundgeld ausgestaltet sind, sondern eine Förderung der lokalen Wirtschaft z.B. über eingeräumte Rabatte bei Bezahlung mit dieser Kryptowährung erreichen wollen.³⁷⁰ Die prominentesten Beispiele dieser – bislang jedoch wenig verbreiteten – Regionalcoins stellen u.a. der (nicht mehr existierende) isländische Auroracoin, die Deutsche e-Mark sowie der Niederländische Gulden dar.³⁷¹ Die teilweise Benennung solcher Coins nach den erfolgreichen Vorgängerwährungen des Euros (Deutsche Mark, Gulden) legen zudem teilweise die Sichtweise nahe, dass diese auch ein Stück weit als nostalgische Gegenstücke zum Euro verwendet werden.³⁷²

2.1.2.2.2.3 Besonderheiten von Appcoins als applikationsinterne Altcoins

Im Gegensatz zum Bitcoin sowie zu den zuvor vorgestellten internationalen Kryptocoins und Regionalcoins handelt es sich bei Appcoins³⁷³ um Kryptowährungen, die nicht primär als allgemeines Zahlungsmittel und somit auch nicht unbedingt als Konkurrenz zu klassischen Fiat-Währungen, sondern stattdessen eher für die Allokation von Ressourcen innerhalb eines Netzwerkes konzipiert sind, um die Nutzung einer bestimmten anwendungsbezogenen Applikation (Software) zu ermöglichen und gleichzeitig die Betreiber der Netzwerkknoten für ihre Bereitstellung von Rechenleistung zu entlohnen.³⁷⁴

Das aktuell bekannteste Beispiel solcher Appcoins stellt die Kryptowährung Ether dar.³⁷⁵ Diese dient im von Buterin (2013) entwickelten Ethereum-Netzwerk als applikationsinterne (virtuelle) Währung.³⁷⁶ Das Netzwerk selbst fungiert hingegen als eine Entwicklungsplattform für dezentrale Software-Anwendungen (sog. dApps), über die mit Hilfe verschiedener Programmiersprachen sowie gegen eine Bezahlung von Ether individuell erstellbare Programmcodes in der – nun programmierbaren – Blockchain (Speichermedium) zur Ergänzung einer Finanztransaktion hinterlegt werden können.³⁷⁷ Die Ausführung der in der Blockchain dezentral verwalteten Programmcodes obliegt dabei neben der üblichen Transaktionsverifikation auch noch den Minern, die für diesen Aufwand mit

³⁷⁰ Vgl. Deutsche-emark.org (2020a); Deutsche-emark.org (2020b); Koenig (2017), S. 119, 122; Rösl (2005), S. 186; Rösl (2006), S. 6-9.

³⁷¹ Vgl. Deutsche-emark.org (2020b); Gulden.com (2021); Koenig (2017), S. 111-114, 117f.; MacLeod (o.J.), S. 2.

³⁷² Vgl. exemplarisch Deutsche-emark.org (2020a); Deutsche-emark.org (2020b), S. 2; Gulden.com (2021).

³⁷³ Diese hier gewählte funktionale Kategorisierung als Appcoins sei nicht zu verwechseln mit dem Kryptotoken AppCoins (APPC). Vgl. für weitere Informationen zu diesem Token AppCoins.io (2017).

³⁷⁴ Vgl. Koenig (2017), S. 125f.; Lutz (2018), S. 8; Travis (2021), S. 416.

³⁷⁵ Vgl. ähnlich Koenig (2017), S. 125.

³⁷⁶ Vgl. Buterin (2013), S. 13; Koenig (2017), S. 125; Wood (2021), S. 2.

³⁷⁷ Vgl. Buterin (2013), S. 13; Koenig (2017), S. 125f.; Sixt (2017), S. 189f.; Wood (2021), S. 1, 7, 11.

einer an die Komplexität des Programmcodes gekoppelten Transaktionsgebühr vergütet werden.³⁷⁸ Diese Architektur ermöglicht nun z.B. die Umsetzung von Smart Contracts.³⁷⁹ Somit wird hier mit einer in die Blockchain eingetragenen Transaktion zugleich auch ein Programmcode verknüpft, der die Transaktionsausführung (als juristisch relevante Aktion) an ein für einen Algorithmus objektiv beobachtbares, auslösendes Ereignis koppelt.³⁸⁰ Am Beispiel von ICOs konnte dieses Prinzip bereits in Kap. 2.1.2.1.1 konkret veranschaulicht werden.³⁸¹ Der Vorteil einer Nutzung solcher Smart Contracts besteht für Anwender darin, dass zur Sicherstellung von Rechtssicherheit weder menschliche Kontrolle noch das Vertrauen in eine Drittpartei erforderlich ist.³⁸² Dies bewirkt, dass einerseits Transaktionskosten reduziert werden können, aber gleichzeitig auch die Vertragssicherheit verbessert werden kann.³⁸³ In diesem Zuge wird aber auch deutlich, dass die Kryptowährung Ether selbst somit primär nur die Möglichkeit von applikationsinternen Werttransfers zum Funktionieren dieses Programmes beisteuert.³⁸⁴

Weitere Beispiele solcher Appcoins stellen u.a. noch die Kryptowährungen Steem oder Filecoin dar.³⁸⁵ Diese Titel sind für die weiteren Analysen jedoch nicht relevant und werden folglich auch nicht weiter beleuchtet. Für weitere Ausführungen zu deren individuellen Zielen und technischen Ausgestaltungen wird stattdessen auf die bestehenden Whitepaper³⁸⁶ dieser Kryptowährungen verwiesen.

2.2 Überblick über den Kryptowährungsmarkt

2.2.1 Historische Entwicklung des Kryptowährungsmarktes anhand seiner Marktkapitalisierung und der Anzahl existierender Kryptowährungen

Nach dieser ausführlichen Vorstellung der definitorischen und technischen Charakteristika von Kryptowährungen soll nun der Kryptowährungsmarkt im Allgemeinen genauer fokussiert werden.

³⁷⁸ Vgl. Sixt (2017), S. 190.

³⁷⁹ Vgl. Buterin (2013), S. 13; Wood (2021), S. 1, 7, 11.

³⁸⁰ Vgl. Hahn/Wons (2018), S. 2; Kaulartz/Heckmann (2016), S. 618; Sixt (2017), S. 189f.; Szabo (1994).

³⁸¹ Vgl. ausführlich Kap. 2.1.2.1.1.

³⁸² Vgl. Hahn/Wons (2018), S. 2; Hildner/Danzmann (2017), S. 385f.; Kaulartz/Heckmann (2016), S. 618; Koenig (2017), S. 126; Szabo (1994).

³⁸³ Vgl. Hahn/Wons (2018), S. 2; Hildner/Danzmann (2017), S. 385-387; Kaulartz/Heckmann (2016), S. 618.

³⁸⁴ Vgl. Buterin (2013), S. 13-20; Sixt (2017), S. 190.

³⁸⁵ Vgl. Koenig (2017), S. 139-145; Protocol Labs (2017), S. 4, 18; Steem.com (2017), S. 5-8.

³⁸⁶ Vgl. Protocol Labs (2017); Steem.com (2017).

Die Preisbildung auf dem Kryptowährungsmarkt erfolgt über das Zusammenspiel von Angebot und Nachfrage an Kryptobörsen.³⁸⁷ Dabei existieren mehrere Hundert solcher Kryptobörsen (Tendenz steigend), an denen jeweils ausgewählte Kryptowährungen im Tausch gegen bestimmte Landeswährungen gehandelt werden.³⁸⁸ Auf solchen Kryptobörsen spielt z.B. der Handel des Bitcoins als meistgehandelte Kryptowährung in Euro (Stand 04/2021: 17 %) im Vergleich zum Handel in anderen Hartwährungen (z.B. US-Dollar: 42 %; japanischer Yen: 31 %) aktuell nur die dritt wichtigste Rolle.³⁸⁹

Aufgrund seiner Entstehung im Jahr 2009 ist der Kryptowährungsmarkt insgesamt als vergleichsweise junger Markt zu klassifizieren, der seither eine bemerkenswerte Entwicklung vorzuweisen hat.³⁹⁰ So ist in der historischen Rückblende für diesen Markt phasenweise ein sehr hohes Wachstum zu erkennen – sowohl was die Anzahl der existierenden Coins und Token am Markt betrifft (2009: 1 Coin, 06/2019: 875 Coins bzw. 2.216 Coins und Token) als auch hinsichtlich der stetig steigenden Gesamtmarktkapitalisierung (s. Abb. 12 oben).³⁹¹ Bei der Einordnung der Anzahl der (hier besonders fokussierten) Coins aus dem Juni 2019 ist zu beachten, dass von den 875 identifizierten Coins nur für 756 (\cong 86,40 %) überhaupt eine Marktkapitalisierung bekannt war.³⁹² Wird hier der Maßstab der Europäischen Zentralbank (2015) angelegt, wonach Kryptowährungen erst dann eine signifikante Marktkapitalisierung zugesprochen wird, wenn diese die Marke von 1 Mio. EUR übersteigt, so verbleiben lediglich 272 Coins mit signifikanter Marktkapitalisierung.³⁹³ Im Aggregat von Coins und den (mit der Kryptowährungsdefinition in Kap. 2.1.1 zumindest nicht immer ganz konsistenten) Token war dagegen in 1.836 von insgesamt 2.216 Fällen (\cong 82,85 %) eine Marktkapitalisierung bekannt und in 892 Fällen lag diese auch oberhalb von 1 Mio. EUR.³⁹⁴

³⁸⁷ Vgl. El Bahrawy et al. (2017), S. 7; Segendorf (2014), S. 73.

³⁸⁸ Vgl. Coingecko (2021); Coinmarketcap (2021i); Segendorf (2014), S. 73. Je nach betrachteter Quelle (z.B. Coingecko oder Coinmarketcap) kann die Zahl der identifizierten Börsen aber massiv voneinander abweichen. Vgl. hierzu exemplarisch Coingecko (2021); Coinmarketcap (2021i); Sedgwick (2018).

³⁸⁹ Vgl. Bitcoincharts (2021); Coinmarketcap (2021h).

³⁹⁰ Vgl. Coinmarketcap (2019b); Coinmarketcap (2021d); Segendorf (2014), S. 73 (inkl. Fn. 75), 86.

³⁹¹ Vgl. Coinmarketcap (2019b); Coinmarketcap (2021d).

³⁹² Vgl. Eigene Berechnungen; Coinmarketcap (2019b).

³⁹³ Vgl. Coinmarketcap (2019b); Europäische Zentralbank (2015), S. 15.

³⁹⁴ Vgl. Eigene Berechnungen; Kap. 2.1.1, 2.1.2.1.1; Coinmarketcap (2019e).



Abb. 12: Entwicklung der Marktkapitalisierung des Kryptowährungsmarktes (jeweils sonntags) und relative Frequenz des englischsprachigen Google-Suchbegriffs „Cryptocurrency“³⁹⁵

Im historischen Verlauf wuchs mit steigenden Marktkapitalisierungen und teils extremen Kursgewinnen von Kryptowährungen, wie sie etwa im Jahr 2017 während des Kryptowährungsbooms zu verzeichnen waren, – flankiert durch eine steigende mediale Aufmerksamkeit – auch das öffentliche Interesse an Kryptowährungen (z.B. manifestiert in steigenden Google-Suchfrequenzen; s. Google Trends Daten: Abb. 12 unten), was die Nachfrage nach Kryptowährungen weiter ausdehnte.³⁹⁶ Ein Grund dafür liegt u.a. im

³⁹⁵ Eigene Darstellung in konzeptioneller Anlehnung an Sovbetov (2018), S. 11 sowie unter Verwendung der bereitgestellten Daten von Coinmarketcap (2021d); Google (2021). Bei der Einordnung der aggregierten Marktkapitalisierungsdaten des Kryptowährungsmarktes (sowohl im oberen Teil von Abb. 12) als auch nachfolgenden Fließtext dieses Kapitels ist zu beachten, dass die von Coinmarketcap (2021d) bereitgestellten aggregierten Marktkapitalisierungsdaten nicht nur die bisher besonders fokussierten Coins umfassen, sondern auch das aggregierte Segment der Token, die gemäß Kap. 2.1.2.1.1 zumindest in bestimmten Ausgestaltungsformen nicht immer ganz deckungsgleich mit dem in dieser Arbeit verwendeten Kryptowährungsbegriff (i.e.S.) sind, sodass der Begriff des Kryptowährungsmarktes im aktuellen Kontext (ausnahmsweise) weiter ausgelegt werden muss. Zu den Google Trends Daten (im unteren Teil von Abb. 12) ergeben sich auch dann ähnliche Ergebnisse, wenn der englischsprachige Google-Suchbegriff „Cryptocurrency“ durch „Kryptowährung“ oder spezieller durch „Bitcoin“ substituiert wird. Die Beobachtungsfrequenz der oberen Grafik orientiert sich an den von Coinmarketcap (2021b) in wöchentlicher Frequenz (sonntags) herausgegebenen historischen Marktausschnitten. Die Google Trends Daten (untere Grafik) sind hingegen nur in monatlicher Frequenz verfügbar und werden hier dem jeweiligen Monatsersten zugeordnet. Vgl. hierzu Kap. 2.1.1, 2.1.2.1.1; Coinmarketcap (2021b); Coinmarketcap (2021d); Google (2019a); Google (2019b); Google (2021).

³⁹⁶ Vgl. Beer/Weber (2015), S. 53; Coinmarketcap (2021a); Coinmarketcap (2021c); Coinmarketcap (2021d); Coinmarketcap (2021e); Coinmarketcap (2021j); Glas (2019), S. 96; Google (2021); Sovbetov (2018), S. 7f., 11.

(Herden-) Verhalten uniformierter Investoren (sog. Noise Trader), die fürchteten, etwas zu verpassen, wenn sie nicht oder erst zu spät an steigenden Kryptowährungskursen partizipieren (sog. Fear of Missing Out), sodass deren Verhalten die Kurse weiter in die Höhe trieb.³⁹⁷ Exemplarisch dafür stieg der Bitcoin-Kurs im Jahr 2017 um über 1.000 % an und erreichte am Ende des Jahres 2017 mit ca. 17.000,00 EUR (17. Dezember 2017) einen bis dahin historischen Höchstwert.³⁹⁸ In diesem Zuge erreichte auch die Marktkapitalisierung des Kryptowährungsmarktes einen (zwischenzeitlichen) historischen Höchstwert von ca. 700 Mrd. EUR (07. Januar 2018).³⁹⁹ Im Anschluss an diesen (temporären) Kryptowährungshype verzeichnete der Kryptowährungsmarkt ab Januar 2018 jedoch wieder eine Phase, in der Marktkapitalisierungen und Kryptowährungskurse stark einbrachen, was u.a. durch sukzessive aufkommende Regulierungsbestrebungen in nationalen Schlüsselmärkten (wie z.B. China) und damit einhergehende Nachfrageeinbußen getrieben wurde.⁴⁰⁰ Ein zusätzlicher negativer Preiseffekt durch die erstmalige Einführung von Bitcoin-Futures an der Chicago Board Options Exchange (CBOE; 10. Dezember 2017) und an der Chicago Mercantile Exchange (CME; 18. Dezember 2017), die erstmals Spekulationen auf den künftigen Preisverfall am Kryptowährungsmarkt ermöglichten (Short-Position) und somit ein Korrekturinstrument mit Auswirkungen auf den seinerzeit überhitzten Bitcoin-Kassakurs darstellten, wird dabei ebenso in Teilen der Literatur als Begründung hervorgebracht.⁴⁰¹

In der Folge lag die Marktkapitalisierung des Gesamtmarktes im Januar 2019 lediglich noch im Bereich von rund 100 Mrd. EUR und erholte sich Anfang Juni 2019 allerdings wieder auf einen Stand von knapp 250 Mrd. EUR.⁴⁰² Im Nachgang an den hier fokussierten Beobachtungszeitraum setzte sich die Seitwärtsbewegung des Marktes zunächst noch weiter fort, ehe in den Jahren 2020 und 2021 – getrieben durch die Corona-Pandemie und

³⁹⁷ Vgl. Baur/Dimpfl (2018a), S. 149-151. Zum divergierenden (Kapital-) Marktverhalten uninformatierter und informierter Investoren zeigen Hellwig (1980) und Wang (1993) modelltheoretisch, dass uninformierte Investoren mit ihrem Verhalten die Kursvolatilität c.p. tendenziell erhöhen, während informierte Investoren diese mit ihrem Verhalten c.p. tendenziell senken. Vgl. hierzu Baur/Dimpfl (2018a), S. 150; Hellwig (1980), S. 477-498; Wang (1993), S. 249f.

³⁹⁸ Vgl. Coinmarketcap (2021a); Glas (2019), S. 96; Schmidt (2017).

³⁹⁹ Vgl. Coinmarketcap (2021d).

⁴⁰⁰ Vgl. exemplarisch Coinmarketcap (2021a); Coinmarketcap (2021d); Park/Tian/Zhao (2020), S. 3, 6-8; thecrix.de (2021).

⁴⁰¹ Vgl. Corbet et al. (2018a), S. 23f.; Hale et al. (2018), S. 2-4. Allerdings zeigt etwa die Betrachtung von Hattori/Ishida (2021), dass dieses Argument durchaus kontrovers diskutiert wird. Vgl. hierzu Hattori/Ishida (2021), S. 6.

⁴⁰² Vgl. Coinmarketcap (2019b); Coinmarketcap (2021d).

die damit verbundene Unsicherheit an den Finanzmärkten – ein neuer Kryptowährungsboom einsetzte, der in neuen Höchstständen des Bitcoin-Kurses (um ca. 50.000,00 EUR am 01. April 2021) sowie bei der Gesamtmarktkapitalisierung (ca. 1,6 Bill. EUR am gleichen Stichtag) erreicht wurde.⁴⁰³ Auch hier zeigt sich parallel zu den zuvor identifizierten Kursanstiegen ein erneuter extremer Anstieg der Google Trends Daten, wie er auch schon während des (vorausgegangenen) Kryptowährungsbooms im Jahr 2017 erkennbar war.⁴⁰⁴ Wie auch schon im Jahr 2017 hielt auch dieser aktuellere Trend nicht nachhaltig an, sodass die Bitcoin-Kurse bereits Anfang Juni 2021 wieder auf ein Niveau von etwa 30.000,00 EUR zurückgefallen waren und auch die Gesamtmarktkapitalisierung (leicht) auf dann etwa 1,4 Bill. EUR einbrach.⁴⁰⁵

2.2.2 Markteintritt und Marktaustritt (Lebenszyklusbetrachtung)

Nach dieser kurzen historischen Rückblende auf die vergangene Entwicklung der Marktkapitalisierung des Kryptowährungsmarktes sowie der Anzahl existierender Kryptowährungen sollen nun evolutionäre Entwicklungen auf dem Kryptowährungsmarkt genauer beleuchtet werden.

Interessant erscheint in diesem Kontext, dass im Zeitablauf zwar immer wieder neue Kryptowährungen auf dem Markt hinzugekommen sind, gleichzeitig aber z.B. auch eine Vielzahl bestehender Kryptowährungen sukzessive an Bedeutung verloren hat und daher irgendwann nicht mehr (aktiv) gehandelt wurde, sodass diese Titel in der Kryptowährungsszene als sog. Dead Coins (zu Deutsch: „tote“ Kryptowährungen) bezeichnet werden.⁴⁰⁶ Durch diese gegenläufige Tendenzen ist die Anzahl der aktiven Kryptowährungen im Zeitfenster 2014-2017 gemäß El Bahrawy et al. (2017) etwa stabil geblieben.⁴⁰⁷ So beträgt für deren Stichprobe die durchschnittliche monatliche Geburtenrate 1,16 % und die durchschnittliche monatliche Sterberate 1,04 %, was durchschnittlich etwa 7 neu entstehenden und 7 wegfallenden Kryptowährungen pro Woche entspricht. Von überschlagsmäßig rund 1.500 Kryptowährungen, die seit 2009 bis zu ihrem Erhebungsstichtag emittiert wurden, identifizieren die Autoren lediglich nur noch etwa 600 aktiv gehandelte

⁴⁰³ Vgl. Coinmarketcap (2021a); Coinmarketcap (2021d); Demir et al. (2020), S. 359.

⁴⁰⁴ Vgl. Google (2021).

⁴⁰⁵ Vgl. Coinmarketcap (2021a); Coinmarketcap (2021d).

⁴⁰⁶ Vgl. Coinmarketcap (2019b); Coinmarketcap (2019c); El Bahrawy et al. (2017), S. 2-4; Fantazzini/Zimin (2020), S. 20; Glas/Poddig (2018).

⁴⁰⁷ Vgl. hierzu und zum Folgenden El Bahrawy et al. (2017), S. 2-4.

Kryptowährungen und somit 900 Dead Coins. Zum Stichtag 01. Juni 2019 identifiziert das Internetportal Deadcoins (2019) sogar eine Zahl von inzwischen 1.660 Dead Coins.⁴⁰⁸

In der Literatur existieren dabei keine einheitlichen Kriterien zur Einstufung als Dead Coin:⁴⁰⁹ Während Fantazzini/Zimin (2020) neben dem De-Listing eines Titels von Kryptowährungsbörsen sowie der Abwesenheit aktiver Netzwerkknoten, einer aktiven Community bzw. eines aktiven Handels auch das Unterschreiten einer konkreten Wertgrenze (1 Cent⁴¹⁰) durch dem Aussterben vorausseilende Wertverluste als potentiell maßgebliche Kriterien diskutieren, machen Feder et al. (2018) das Aussterben lediglich daran fest, dass das (durchschnittliche) Handelsvolumen eines Coins einen dort speziell definierten kritischen Wert⁴¹¹ unterschreitet.⁴¹² Dass das Aussterben einer Kryptowährung jedoch keinen zeitlich genau fixierbaren Punkt, sondern vielmehr einen schleichenden Prozess darstellt, bei dem zum Teil zumindest vorübergehend noch Finanzmarktdaten (wie z.B. Handelsvolumina) verfügbar sind, lässt sich auf eine Besonderheit zurückführen.⁴¹³ Denn diese vermeintlichen Dead Coins können, z.B. durch die erfolgreiche Implementierung von notwendigen Updates, im Zeitablauf aber wieder an Relevanz gewinnen und an den Markt zurückkehren – eventuell sogar noch in Kombination mit einer Anpassung des Coin-Namens (und/oder Kürzels).⁴¹⁴ Aus diesem Grund kann die Spekulation auf eine mögliche Rückkehr dafür sorgen, dass auch Dead Coins vereinzelt noch in unwesentlichem Umfang am Markt gehandelt werden.⁴¹⁵ Terminologisch scheint die gängige Bezeichnung als Dead Coins daher in manchen Fällen nur bedingt zu passen, sodass im weiteren Verlauf überwiegend die allgemeinere Bezeichnung als inaktive Titel⁴¹⁶ gewählt werden wird, weil dies sowohl eine temporäre als auch eine endgültige Abwesenheit abdecken kann und die Inaktivität dadurch inhaltlich dem (temporären bis langfristigen) Sterben gleichgesetzt wird.

⁴⁰⁸ Vgl. Deadcoins (2019).

⁴⁰⁹ Vgl. exemplarisch Fantazzini/Zimin (2020), S. 23f.; Feder et al. (2018), S. 6.

⁴¹⁰ Wie sich im weiteren Verlauf noch in Tab. 2 (s. Kap. 2.2.3) zeigen wird, können auch aktive Kryptowährungen einen Kurs vom Bruchteil eines Cents aufweisen, sodass dieses Kriterium mit einer gewissen Unschärfe verbunden wäre. Vgl. hierzu exemplarisch Coinmarketcap (2019b).

⁴¹¹ Eine ausführlichere Beleuchtung der Herleitung dieses kritischen Wertes findet sich bei Feder et al. (2018), S. 6.

⁴¹² Vgl. Fantazzini/Zimin (2020), S. 23f.; Feder et al. (2018), S. 6.

⁴¹³ Vgl. Fantazzini/Zimin (2020), S. 20f., 23f.; Feder et al. (2018), S. 6.

⁴¹⁴ Vgl. Bitcoin Magazine (2017); Fantazzini/Zimin (2020), S. 20f., 23f.; Feder et al. (2018), S. 6. Exemplarisch für eine Namensänderung sei die Umbenennung des (damals allerdings aktiven) Coins Antshares in NEO im Jahr 2017 erwähnt. Vgl. hierzu Bitcoin Magazine (2017).

⁴¹⁵ Vgl. Fantazzini/Zimin (2020), S. 20f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 5 (inkl. Fn. 3).

⁴¹⁶ Vgl. ähnlich Schmitz/Hoffmann (2021), S. 5.

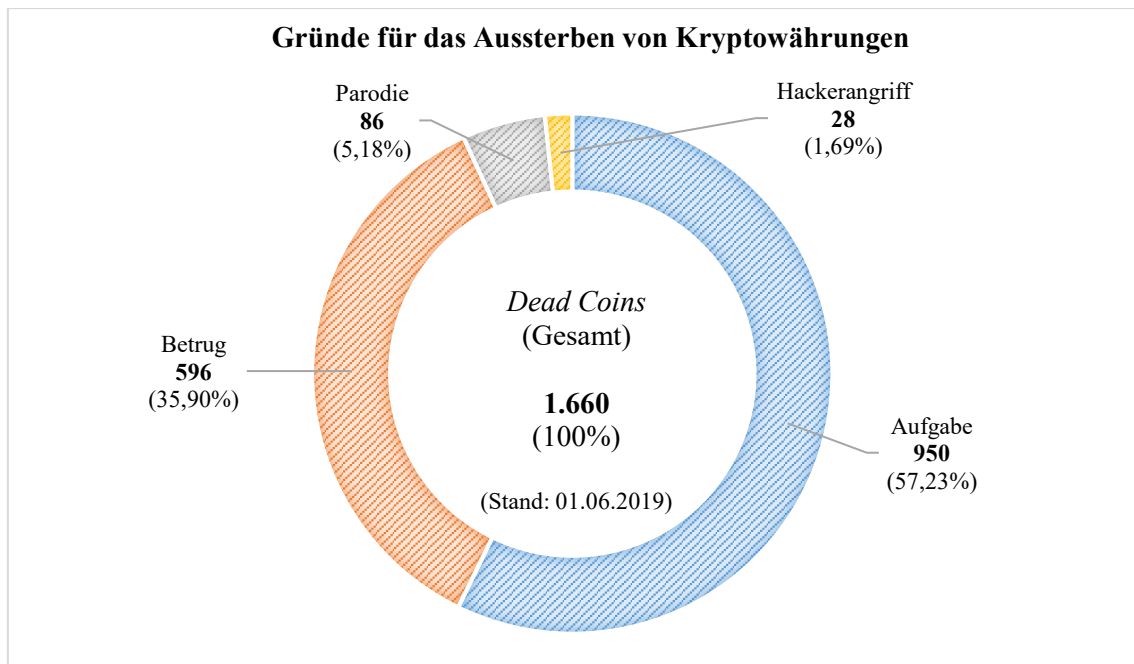


Abb. 13: Überblick über verschiedene (empirisch festgestellte) Gründe des Aussterbens von Kryptowährungen (Stand: 01.06.2019)⁴¹⁷

In ihrer Untersuchung zur Inaktivität von Kryptowährungen zeigen Feder et al. (2018) auf, dass etwa 85,00 % aller neu angekündigten Kryptowährungen bereits vor ihrer ersten Listung an einer offiziellen Kryptobörse scheitern, während die Ausfallquote bei börsennotierten Titeln lediglich bei 44,00 % für temporäre Ausfälle und bei 18,00 % für dauerhafte Ausfälle liegt.⁴¹⁸ Zudem wird die Inaktivität von Kryptowährungen auch mit abnehmendem Handelsvolumen wahrscheinlicher.⁴¹⁹ Da insbesondere Titel mit höherer Marktkapitalisierung tendenziell mehr gehandelt werden, scheinen aufgrund der Existenz (positiver) Netzwerkeffekte auf dem Kryptowährungsmarkt folglich gerade kleinere Kryptowährungen tendenziell stärker von der Inaktivität bedroht zu sein.⁴²⁰ Positive Netzwerkeffekte bedeuten hier, dass der Wert, der einer bestimmten Kryptowährung beigemessen wird, mit der Anzahl ihrer Nutzer ansteigt.⁴²¹ Denn eine wachsende Nutzerzahl macht die entsprechende Kryptowährung nützlicher für ihre Verwender, da diese folglich eine breitere Akzeptanz findet (z.B. bei Händlern), was zudem auch die Attraktivität für neue Nutzer fördert.⁴²² Für die Inaktivität einer Kryptowährung kann es dabei zahlreiche

⁴¹⁷ Eigene Berechnungen in enger konzeptioneller Anlehnung an Brandt (2019) sowie unter Verwendung der Daten von Deadcoins (2019).

⁴¹⁸ Vgl. Feder et al. (2018), S. 2.

⁴¹⁹ Vgl. Fantazzini/Zimin (2020), S. 24; Feder et al. (2018), S. 11.

⁴²⁰ Vgl. Coinmarketcap (2019b); Fantazzini/Zimin (2020), S. 24; Feder et al. (2018), S. 11, 14; Gandal/Halaburda (2016), S. 1.

⁴²¹ Vgl. Gandal/Halaburda (2016), S. 1f.; Katz/Shapiro (1985), S. 424f.; Sauer (2015), S. 278.

⁴²² Vgl. Gandal/Halaburda (2016), S. 1f.; Luther (2016), S. 554; Sauer (2015), S. 278.

Gründe geben, wie das historische Inaktivitätsregister von Deadcoins (2019) zum Erhebungsstichtag 01.06.2019 (s. Abb. 13) aufzeigt.⁴²³ Neben der Inaktivität einer Kryptowährung durch Aufgabe der selbigen (maßgeblich in 57,23 % aller bis zum Erhebungsstichtag registrierten Fälle) besteht auch die Möglichkeit, dass diese lediglich zu Betrugszwecken existierte (35,90 %), einem Hackerangriff zum Opfer fiel (1,69 %) oder nur aus Parodiegründen geschaffen wurde (5,18 %) und daher vom Markt ausschied.⁴²⁴

2.2.3 Marktanteile und Konzentrationstendenzen

Im Rahmen der Beleuchtung der Dynamiken auf dem Kryptowährungsmarkt sind allerdings nicht nur Markteintritte und -austritte relevant, sondern auch die aktuelle Wettbewerbssituation und Konzentrationstendenzen.⁴²⁵ Dabei fokussieren sich die nachfolgenden Ausführungen (zunächst) auf den Intra-Market-Wettbewerb⁴²⁶.

Marktführer auf dem Kryptowährungsmarkt (im hier besonders fokussierten Segment der Kryptocoins⁴²⁷) ist zum Stichtag 01.06.2019 mit einem Marktanteil von 59,29 % die zuerst entstandene Kryptowährung Bitcoin, während alle weiteren Kryptowährungen außer Ethereum (11,18 %) und Ripple (7,18 %) keine Marktanteile jenseits von 5 % aufweisen (s. Tab. 2).⁴²⁸ Dabei liegen die jeweiligen Marktkapitalisierungen der Kryptowährungen jenseits der Top 3 so nah beieinander, dass es dort zu häufigen Verschiebungen hinsichtlich deren Wettbewerbsposition kommt.⁴²⁹ Aber auch im Nachgang an den hier besonders fokussierten Beobachtungszeitraum vom 01.01.2014 bis zum 01.06.2019 bleiben diese vorgenannten Beobachtungen (Konzentrationstendenzen, häufige Positionswechsel) –

⁴²³ Vgl. Brandt (2019); Deadcoins (2019).

⁴²⁴ Vgl. Eigene Berechnungen; Brandt (2019); Deadcoins (2019).

⁴²⁵ Vgl. El Bahrawy et al. (2017), S. 2-4; Gandal/Halaburda (2016), S. 1-3, 7.

⁴²⁶ Vgl. Lutz (2018), S. 8.

⁴²⁷ Die für diese Berechnungen unterstellte Konzentration auf das Segment der (Krypto-) Coins ist hier dadurch begründet, dass die Kategorie der Token im zugrundeliegenden Coinmarketcap-Marktkapitalisierungsranking ggf. auch solche Titel enthalten kann, die gemäß Kap. 2.1.2.1.1 wegen ihrer speziellen Ausgestaltungsform definitorische und/oder konzeptionelle Unterschiede zum hier verwendeten Kryptowährungsbegriff aufweisen können. Diese vereinfachende Trennung ist hier allerdings auch deshalb unkritisch, weil die relevantesten Kryptowährungen (nach Marktkapitalisierung) im vorgenannten Ranking zum Stichtag ohnehin überwiegend den Coins zuzurechnen sind. Vgl. hierzu Kap. 2.1.2.1.1; Coinmarketcap (2019b); Coinmarketcap (2019e).

⁴²⁸ Vgl. Eigene Berechnungen; Coinmarketcap (2019b).

⁴²⁹ Vgl. ähnlich Coinmarketcap (2021d); El Bahrawy et al. (2017), S. 4. Diese Verschiebungen zeigen sich zudem auch bei einem Vergleich des in Tab. 2 auszugsweise wiedergegebenen Coinmarketcap-Marktkapitalisierungsrankings zum Stichtag 01.06.2019 mit dem korrespondierenden Ranking aus dem Vormonat (Stichtag: 01.05.2019). Vgl. hierzu Coinmarketcap (2019a); Coinmarketcap (2019b).

trotz der im Detail abweichenden Zusammensetzung des Marktkapitalisierungsrankings – in ihrem Kern weiterhin gültig.⁴³⁰

Nr.	Name	Markt- kapitalisierung	Preis	Marktanteil [in %] ⁴³¹
1	Bitcoin	135.990.340.527 EUR	7.667,98 EUR	59,28 %
2	Ethereum	25.648.470.382 EUR	241,27 EUR	11,18 %
3	Ripple	16.468.238.134 EUR	0,39 EUR	7,18 %
4	Bitcoin Cash	7.054.271.313 EUR	396,00 EUR	3,08 %
5	EOS	6.852.450.984 EUR	7,47 EUR	2,99 %
6	Litecoin	6.304.694.047 EUR	101,64 EUR	2,75 %
7	Binance Coin	4.202.157.501 EUR	29,77 EUR	1,83 %
8	Bitcoin SV	3.052.192.714 EUR	171,36 EUR	1,33 %
9	Stellar	2.293.716.405 EUR	0,12 EUR	1,00 %
10	TRON	2.133.971.018 EUR	0,03 EUR	0,93 %
11	Cardano	2.069.956.078 EUR	0,08 EUR	0,90 %
12	Monero	1.412.347.998 EUR	83,00 EUR	0,62 %
13	Dash	1.309.552.037 EUR	148,19 EUR	0,57 %
14	IOTA	1.216.267.644 EUR	0,44 EUR	0,53 %
15	Cosmos	1.047.034.592 EUR	5,49 EUR	0,46 %
16	Tezos	889.676.218 EUR	1,35 EUR	0,39 %
17	Ethereum Classic	869.693.305 EUR	7,84 EUR	0,38 %
18	NEO	815.304.658 EUR	12,54 EUR	0,36 %
19	NEM	767.380.083 EUR	0,09 EUR	0,33 %
20	Ontology	667.988.321 EUR	1,35 EUR	0,29 %
21	Zcash	534.410.389 EUR	80,26 EUR	0,23 %
22	Bitcoin Gold	456.859.157 EUR	26,09 EUR	0,20 %
23	VeChain	372.798.677 EUR	0,01 EUR	0,16 %
24	Dogecoin	372.005.530 EUR	< 0,01 EUR	0,16 %
25	Qtum	314.141.805 EUR	3,28 EUR	0,14 %
26	Decred	256.230.441 EUR	25,97 EUR	0,11 %
27	Waves	236.742.554 EUR	2,37 EUR	0,10 %
28	Bitcoin Diamond	235.204.495 EUR	1,26 EUR	0,10 %
29	Lisk	218.521.654 EUR	1,86 EUR	0,10 %
30	Ravencoin	212.613.370 EUR	0,06 EUR	0,09 %

Tab. 2: Ranking der Top-30 Kryptowährungen (Coins) nach Marktkapitalisierung (Stichtag: 01.06.2019)⁴³²

Darüber hinaus hätte auch eine zusätzliche Berücksichtigung des aggregierten Segments der (mit der Kryptowährungsdefinition aus Kap. 2.1.1 zumindest nicht immer ganz konsistenten) Token aufgrund ihrer untergeordneten Marktrelevanz zum Erhebungsstichtag weder einen großen Einfluss auf die Zusammensetzung des in Tab. 2 dargelegten Top-30-Rankings (nach Marktkapitalisierung) noch auf die Marktanteilsverteilung der dort

⁴³⁰ Vgl. exemplarisch Coinmarketcap (2021d).

⁴³¹ Der Marktanteil wird in diesem Rechenbeispiel als Anteil der Marktkapitalisierung der jeweiligen Kryptocoins an der Kapitalisierung ihres gesamten Marktsegmentes ermittelt. Als letztere wird hier die Summe der Marktkapitalisierungen alljener 756 Kryptocoins gebildet, für die bei Coinmarketcap (2019b) zum Stichtag 01.06.2019 auch eine Marktkapitalisierung bekannt war. Vgl. für ein vergleichbares Vorgehen Coinmarketcap (2019b); Coinmarketcap (2021d).

⁴³² Eigene Darstellung basierend auf bereitgestellten Daten von Coinmarketcap (2019b) sowie ergänzenden eigenen Berechnungen.

ausgewiesenen Titel gehabt, sodass die oben abgeleiteten Erkenntnisse auch dann im Kern weiterhin Gültigkeit besäßen.⁴³³

Aggregat	Aggregierte Marktkapitalisierung	Aggregierter Marktanteil
Marktausschnitte (Coins):		
Top 1	135.990.340.527 EUR	59,28 %
Top 5	192.013.771.340 EUR	83,71 %
Top 10	210.000.503.025 EUR	91,55 %
Top 20	221.065.703.959 EUR	96,37 %
Top 30	224.275.232.031 EUR	97,77 %
Gesamtmarkt (Coins):		
Top 875	229.384.127.304,00 EUR	100,00 %

Tab. 3: Visualisierung der Konzentration des betrachteten Kryptowährungsmarktes (Coins) anhand aggregierter Marktkapitalisierungen und Marktanteile (Stichtag: 01.06.2019)⁴³⁴

Die vorgenannten Beobachtungen erscheinen zudem konsistent zu den Ergebnissen von El Bahrawy et al. (2017) zu sein, dass (i) das Ausmaß von Verschiebungen im Kryptowährungsranking (nach Marktkapitalisierung) im Zeitablauf stabil bleibt und gleichzeitig (ii) mit zunehmender Entfernung von der Spitzenposition verstärkt wird.⁴³⁵

Zurückführen lässt sich die (dauerhafte) Marktführerschaft des Bitcoins auf dessen First-Mover-Advantage in Kombination mit der Existenz positiver Netzwerkeffekte auf dem Kryptowährungsmarkt (s. Kap. 2.2.2).⁴³⁶ Bei einer Anwendung der klassischen Literatur zu Netzwerkeffekten auf den aktuellen Kontext läge daher der Schluss nahe, dass im Währungswettbewerb der verschiedenen Kryptowährungen eine sog. Winner-takes-it-all-Dynamik existieren könnte, nach der die populärste Kryptowährung (seit 2009: Bitcoin) weiter an Popularität gewinnt und langfristig möglicherweise den gesamten Markt dominieren könnte (sog. Reinforcement-Effekt).⁴³⁷ Dem steht allerdings die Innovationskraft neu geschaffener Kryptowährungen entgegen, die z.B. mögliche Schwächen des Bitcoins

⁴³³ Vgl. Eigene Berechnungen; Kap. 2.1.1, 2.2.1.1; Coinmarketcap (2019b); Coinmarketcap (2019e).

⁴³⁴ Eigene Berechnungen basierend auf bereitgestellten Daten von Coinmarketcap (2019b). Die hier angegebenen Daten ergeben sich dabei als Aggregat der in Tab. 2 hinterlegten Individualdaten.

⁴³⁵ Vgl. El Bahrawy et al. (2017), S. 4, 7. Zur Quantifizierung dieser Beobachtung ziehen die Autoren diejenige Zeitspanne heran, in der eine Kryptowährung einen bestimmten Rang im Marktkapitalisierungsranking belegt, bevor sie diese Position wieder verlässt (durchschnittliche Belegungsdauer). Bei deren Betrachtung fällt auf, dass seit der Entstehung des Kryptowährungsmarktes bis zum betrachteten Stichtag (s.o.) ausschließlich der Bitcoin die Spitzenposition innehatte, während die Ränge 2-6 von insgesamt 33 Kryptowährungen mit einer durchschnittlichen Belegungsdauer von 12,6 Wochen und die Ränge 7-12 von insgesamt 70 Kryptowährungen mit einer durchschnittlichen Belegungsdauer von 3,6 Wochen besetzt wurden. Korrelierend mit einem abnehmenden Ranking erhöht sich auf allen darauffolgenden Rängen die jeweilige Mobilität der Kryptowährungen im Ranking weiter und es kommt zu regelmäßigen (z.T. sogar wöchentlichen) Positionswechseln. Dabei bleibt die statistische Verteilung der Marktanteile im Zeitablauf allerdings konstant. Vgl. hierzu El Bahrawy et al. (2017), S. 4.

⁴³⁶ Vgl. Kap. 2.2.2; El Bahrawy et al. (2017), S. 2; Luther (2016), S. 553f.

⁴³⁷ Vgl. Kap. 2.1.2.2.1; Gandal/Halaburda (2016), S. 1f.; Katz/Shapiro (1985), S. 424f.

beheben (s. Kap. 2.1.2.2.1) und die Nutzer möglicherweise aufgrund eines höheren Nutzens doch dazu bewegen, den Bitcoin durch eine solche alternative Kryptowährung zu ersetzen (Substitutionseffekt).⁴³⁸

Welcher dieser beiden Effekte letztendlich die künftigen Marktdynamiken dominiert, ist in der Literatur höchst umstritten.⁴³⁹

Gandal/Halaburda (2016) sehen dabei eine klare Dominanz des Reinforcement-Effekts und identifizieren den Bitcoin folglich als klaren Gewinner des Wettbewerbs.⁴⁴⁰ Konsistent dazu argumentiert Luther (2016) auf der Basis eines theoretischen Modells von Dowd/Greenaway (1993) sogar, dass derartige Netzwerkeffekte und damit verbundene Wechselkosten in einem Währungswettbewerb sogar verhindern könnten, dass die Wirtschaftssubjekte konkurrierende Währungen verwenden – selbst wenn diese ihrer bisher verwendeten Währung überlegen wären.⁴⁴¹ Als möglicher Beleg könnte angeführt werden, dass sich zum Stichtag 01.06.2019 in der Tat eine starke Marktkonzentration identifizieren lässt.⁴⁴² Diese wird in den Tabellen 2 und 3 auch dadurch deutlich, dass trotz einer Anzahl von 875 Kryptocoins am Markt mit besonders heterogenen Anwendungsgebieten etwa 83,71 % (97,77 %) der Gesamtmarktkapitalisierung bereits durch die Top 5 (Top 30) Kryptowährungen erreicht wird.⁴⁴³

Zugunsten des Substitutionseffektes ließe sich im Sinne von El Bahrawy et al. (2017) argumentieren, dass – trotz der immer noch unbestreitbaren Marktkonzentration (s.o.) – der Marktanteil des Bitcoins und somit auch dessen Überlegenheit durch die stetige Entwicklung neuer Altcoins im Zeitablauf sukzessive abgenommen hat, wie etwa der Vergleich mit den Jahren 2014 (bis zu ca. 95,00 % Marktanteil) verdeutlicht.⁴⁴⁴ Passend hierzu schlussfolgern El Bahrawy et al. (2017), dass stetig neu in den Markt eintretende Kryptowährungen der Marktposition des Bitcoins als dominierende Kryptowährung am meisten schaden und dessen Dominanz somit sukzessive abgetragen wird.⁴⁴⁵ Dem wiederum entgegenhalten lässt sich, dass das Absinken des Bitcoin-Marktanteils seit 2014 u.a. gemäß Coinmarketcap (2021d) kein ununterbrochen anhaltender Trend ist, sondern auch immer wieder durch Erholungsphasen erkennbar sind, in denen der Marktanteil

⁴³⁸ Vgl. Kap. 2.1.2.2.1; Gandal/Halaburda (2016), S. 1f.

⁴³⁹ Vgl. exemplarisch El Bahrawy et al. (2017), S. 2f.; Gandal/Halaburda (2016), S. 1f., 18.

⁴⁴⁰ Vgl. Gandal/Halaburda (2016), S. 1f., 18.

⁴⁴¹ Vgl. Dowd/Greenaway (1993), S. 1188f.; Luther (2016), S. 553f.

⁴⁴² Vgl. Coinmarketcap (2021d); Gandal/Halaburda (2016), S. 18.

⁴⁴³ Vgl. Eigene Berechnungen; Coinmarketcap (2019b).

⁴⁴⁴ Vgl. Coinmarketcap (2021d); El Bahrawy et al. (2017), S. 2f., 6f.; Gandal/Halaburda (2016), S. 7f.; Hileman/Rauchs (2017), S. 16.

⁴⁴⁵ Vgl. El Bahrawy et al. (2017), S. 2f., 6f.

(auch für längere Phasen) wieder spürbar ansteigt, sodass ein finales Urteil in diesem Diskussionspunkt möglicherweise verfrüht wäre.⁴⁴⁶

Somit bleibt angesichts der fortwährenden technischen Weiterentwicklungen und auch einigen regulatorischer Unklarheiten hinsichtlich der künftigen Legalität von Kryptowährungen interessant zu beobachten, ob es in diesem Intra-Market-Wettbewerb überhaupt Gewinner geben wird und, falls ja, welcher sich dabei künftig herauskristallisieren wird.⁴⁴⁷ Allerdings ist trotz der Existenz positiver Netzwerkeffekte auch eine Koexistenz verschiedener Kryptowährungen nicht auszuschließen, etwa wenn diese aufgrund ihrer beobachteten Heterogenität (s. Kap. 2.1.2) unterschiedliche Bedürfnisse abdecken und somit auch verschiedene Nutzergruppen anziehen.⁴⁴⁸

In der Abwägung der verschiedenen Effekte wird aber auch eine entscheidende Rolle spielen, ob sich Kryptowährungen langfristig als Zahlungsmittel (bzw. Geldform) etablieren, was den Reinforcement-Effekt zugunsten des Bitcoins weiter stützen dürfte, oder ob diese primär als Anlageform (Assets) verwendet werden, was möglicherweise eher für eine Vermögensallokation über verschiedene Kryptowährungstitel und somit eine wachsende Relevanz von Altcoins sprechen würde.⁴⁴⁹ Einen ausführlichen aktuellen Zwischenstand zu dieser Fragestellung wird dabei das nachfolgende Kapitel 3 auf der Basis der zuvor gewonnenen Erkenntnisse hinsichtlich der definitorischen und technischen Grundlagen zu Kryptowährungen (aus Kap. 2.1) sowie ihres Marktes mit seinen individuellen Wettbewerbsdynamiken (aus Kap. 2.2) geben.⁴⁵⁰

⁴⁴⁶ Vgl. Coinmarketcap (2021d).

⁴⁴⁷ Vgl. Kap. 1.1, 3.1.2.2.1.3; Abramova/Böhme (2016), S. 5, 16; Ali et al. (2014a), S. 279; Gandal/Halaburda (2016), S. 7; Lutz (2018), S. 8.

⁴⁴⁸ Vgl. Kap. 2.1.2; Cennamo/Santalo (2013), S. 1345; Eisenmann (2007), S. 7f.; Gandal/Halaburda (2016), S. 8; Lutz (2018), S. 8; Rysman (2009), S. 134.

⁴⁴⁹ Vgl. El Bahrawy et al. (2017), S. 7; Gandal/Halaburda (2016), S. 7f.

⁴⁵⁰ Vgl. ausführlich Kap. 2.1, 2.2, 3.1.

3 Prüfung des Geld- und Asset-Charakters von Kryptowährungen

3.1 Beurteilung des Geldcharakters von Kryptowährungen

3.1.1 Beurteilung des Geldcharakters von Kryptowährungen anhand der juristischen Gelddefinition

Im Anschluss an diese kurze theoretische Einführung in Kryptowährungen und ihren zugehörigen Markt liegt nun die Fragestellung nahe, ob es sich bei ersteren wegen ihrer (ursprünglichen) Intention als Zahlungsmittel möglicherweise um eine Geldform oder – aufgrund vielfacher Berichte in den Medien und der Literatur über einen solchen alternativen Nutzungszweck – nicht doch eher um einen finanziellen Vermögensgegenstand (Asset) handelt.⁴⁵¹ Angesichts der kontroversen⁴⁵² Diskussion dieser Fragestellung in der Literatur werden beide Perspektiven separat und ausführlich in der vorgenannten Reihenfolge (Geldform: s. Kap. 3.1; Asset: s. Kap. 3.2) beleuchtet. In diesem Unterabschnitt wird dabei zunächst der Umfang eines (potentiellen) Geldcharakters von Kryptowährungen anhand juristischer und ökonomischer Gelddefinitionen diskutiert, wobei hier vor einer späteren Betrachtung ökonomischer Aspekte (s. Kap. 3.1.2) zunächst mit einer juristischen Analyse in Anlehnung an Kubát (2015) begonnen wird, für die nachfolgend der juristische Rahmen der Bundesrepublik Deutschland sowie, falls anzuwenden, auf übergeordneter Ebene der juristische Rahmen der Europäischen Union zugrunde liegt.⁴⁵³ Eine solche juristische Charakterisierung von Kryptowährungen ist hier gerade deshalb sinnvoll, weil je nach Einordnung oftmals auch bestimmte regulatorische Konsequenzen ausgelöst werden können, die von den Wirtschaftssubjekten z.B. bei der Bewertung von Risiken einer Kryptowährungsnutzung zu berücksichtigen sind.⁴⁵⁴

Generell finden sich auf vielerlei Ebenen, d.h. etwa in nationalen Gesetzen oder auch in europäischen Richtlinien, Erwähnungen des Geldbegriffes, die entweder selbst eine Hilfsdefinition des unterstellten Geldbegriffs enthalten oder durch etwaige Gerichtsurteile und/oder Gesetzeskommentare konkretisiert werden konnten, sodass ein potentieller

⁴⁵¹ Vgl. exemplarisch Baur/Hong/Lee (2018), S. 177f.; Glas (2019), S. 96f.; Neuhaus (2020).

⁴⁵² So gibt es einerseits einen Literaturstrang, der die Grundidee von Kryptowährungen als Zahlungsmittel weiterverfolgt (z.B. Abramova/Böhme (2016); Alqaryouti et al. (2019)), andererseits aber auch einen Literaturstrang, der Kryptowährungen hingegen streng als finanzielle Assets ansieht und z.B. Konsequenzen für das Asset-Management untersucht (z.B. Glas/Poddig (2018); Krückeberg/Scholz (2019)). Vgl. hierzu Abramova/Böhme (2016); Alqaryouti et al. (2019); Glas/Poddig (2018); Krückeberg/Scholz (2019).

⁴⁵³ Vgl. Kap. 3.1.2; Kubát (2015), S. 411-413.

⁴⁵⁴ Vgl. exemplarisch Abramova/Böhme (2016), S. 5-8; Kubát (2015), S. 411-413. Eine solche Risikobewertung wird exemplarisch in Kap. 3.2.2.4 dieser Arbeit vorgenommen.

juristischer Geldcharakter von Kryptowährungen nachfolgend mit Hilfe dieses verfügbaren Instrumentariums schlaglichtartig überprüft werden soll:⁴⁵⁵

Im Strafrecht, insbesondere für die Anwendung der §§146 ff. StGB (dort: Geld- und Wertzeichenfälschung) wird bereits ein Geldbegriff verwendet, der gemäß dem BGH-Urteil vom 27.01.1959 (Az. 5 StR 428/57) zu definieren ist als

„jedes vom Staat oder einer durch ihn ermächtigten Stelle als Wertträger beglaubigte, zum Umlauf im öffentlichen Verkehr bestimmte Zahlungsmittel ohne Rücksicht auf einen allgemeinen Annahmezwang“^{456, 457}

Diese Rechtsnorm dient dabei offenbar dem Schutz des allgemeinen Vertrauens in staatlich ausgegebene Zahlungsmittel.⁴⁵⁸ Diese Definition scheidet bereits daran, dass Kryptowährungen durch den Staat oder einer entsprechend ermächtigten Instanz als Wertträger hätten anerkannt werden müssen.⁴⁵⁹ Die in der Definition geäußerte, nicht zwingende Notwendigkeit einer Annahmepflicht des Geldes bezieht sich darauf, dass auch ausländische gesetzliche Zahlungsmittel im Geltungsbereich des Gesetzes als Geld angesehen werden, auch wenn im Inland keine Annahmepflicht hierfür herrscht.⁴⁶⁰

Der Gesetzeskommentar von Berger (2021), der (u.a.) auf den in den §§ 244 und 245 BGB verwendeten (ähnlichen) Begriff der Geldschuld referenziert, versteht unter Geld (konsistent zur obigen Definition aus dem Strafrecht) primär das gesetzliche Zahlungsmittel, für das – zumindest in ihrem eigenen Geltungsbereich – qua Gesetz (hier: § 14 Abs. 1 S. 2 BBankG zur Umsetzung von Art. 128 AEUV) eine Annahmepflicht für Gläubiger zur Begleichung einer Geldschuld besteht.⁴⁶¹ Dies bedeutet verallgemeinert, dass Währungen im Sinne der allgemeinen Definition in Kap. 2.1.1 innerhalb ihres Gültigkeitsbereichs gleichzeitig einen Geldcharakter besitzen.⁴⁶² So besteht kein Zweifel, dass es sich beim Euro (als gesetzliches Zahlungsmittel innerhalb der Eurozone) um Geld handelt.⁴⁶³ Konsistent zu den vorigen Beobachtungen schließt der angesprochene Gesetzeskommentar die juristische Eignung von Kryptowährungen als Geld im juristischen Sinne

⁴⁵⁵ Vgl. exemplarisch Art. 4 Nr. 25 Richtlinie 2015/2366/EU; Art. 128 AEUV; §§ 146 ff. StGB; § 1 Abs. 2 Satz 2 ZAG; Bundesgerichtshof: Urteil vom 27.01.1959, Az. 5 StR 428/57; Berger (2021), BGB §§ 244, 245, Rn. 1-4.

⁴⁵⁶ Bundesgerichtshof: Urteil vom 27.01.1959, Az. 5 StR 428/57.

⁴⁵⁷ Vgl. §§146 ff. StGB; Bundesgerichtshof: Urteil vom 27.01.1959, Az. 5 StR 428/57.

⁴⁵⁸ Vgl. Sternberg-Lieben (2019), StGB § 146 Rn. 1.

⁴⁵⁹ Vgl. Bundesgerichtshof: Urteil vom 27.01.1959, Az. 5 StR 428/57; Ali et al. (2014a), S. 278; Eisl/Gasser/Weinmayer (2015), S. 2; Europäische Zentralbank (2012), S. 5.

⁴⁶⁰ Vgl. Erb (2021), StGB § 146 Rn. 1.

⁴⁶¹ Vgl. Kap. 2.1.1; § 14 Abs. 1 S. 2 BBankG; §§ 244, 245 BGB; Art. 128 AEUV; Bundestagsdrucksache 17/14530, Tz. 43 (S. 41); Bundesgerichtshof: Urteil vom 27.01.1959, Az. 5 StR 428/57; Berger (2021), BGB §§ 244, 245, Rn. 1-4.

⁴⁶² Vgl. Kap. 2.1.1; Europäische Zentralbank (2015), S. 24; Kubát (2015), S. 410.

⁴⁶³ Vgl. Art. 128 Abs. 1 S. 3 AEUV; Kubát (2015), S. 410.

sogar explizit aus, u.a. da in Deutschland (bzw. in der Eurozone) im Zweifelsfalle nur jener Euro als gesetzliches Zahlungsmittel anzunehmen ist.⁴⁶⁴

Der deutsche Gesetzgeber selbst stufte Bitcoins (und somit implizit auch die weiteren Kryptowährungen) in der historischen Chronologie zunächst explizit nicht als eine Form von Devisen (= ausländisches Buchgeld) i.S.d. § 1 Abs. 11 S. 1 Nr. 7 Alt. 1 KWG a.F. ein, sondern stattdessen zuerst als sog. Rechnungseinheiten i.S.d. § 1 Abs. 11 S. 1 Nr. 7 Alt. 2 KWG a.F., wobei sowohl Devisen als auch Rechnungseinheiten im Kreditwesengesetz (in der damaligen wie auch in der aktuellen Fassung) dem Oberbegriff der Finanzinstrumente i.S.d. § 1 Abs. 1-3, 17 KWG und § 2 Abs. 1, 6 KWG zu subsumieren sind (§ 1 Abs. 11 S. 1 KWG).⁴⁶⁵ Dabei besteht der Unterschied zwischen Devisen und Rechnungseinheiten darin, dass Devisen zwingend in einem gesetzlichen Zahlungsmittel (aus dem Ausland) denominiert sind.⁴⁶⁶ Dem Begriff der Rechnungseinheiten werden durch den Gesetzgeber Werteinheiten untergeordnet,

„die die Funktion von privaten Zahlungsmitteln bei Ringtauschgeschäften haben sowie jedes andere ‚private Geld‘ oder sonstige Komplementärwährungen, die auf der Grundlage privatrechtlicher Vereinbarungen als Zahlungsmittel in multilateralen Verrechnungskreisen eingesetzt werden können“^{467, 468}

Dies bedeutet, dass der Gesetzgeber Kryptowährungen juristisch zunächst höchstens als eine Art privates Geld bzw. als Komplementärwährung ansah.⁴⁶⁹ Auch die Bundesanstalt für Finanzdienstleistungsaufsicht (BaFin) als nationaler Regulator vertrat diese Einstufung in ihrem (Regulierungs-) Merkblatt für Finanzinstrumente.⁴⁷⁰ Regulatorisch hätte die Einstufung als Finanzinstrumente i.S.d. § 1 KWG a.F. zur Folge gehabt, dass z.B. das Betreiben von Kryptobörsen nach dieser Rechtsauffassung als erlaubnispflichtiges Geschäft i.S.d. § 32 Abs. 1 S. 1 KWG a.F. einzustufen gewesen wäre.⁴⁷¹

⁴⁶⁴ Vgl. § 14 Abs. 1 Satz 2 BBankG und § 244 Abs. 1 BGB (auf Bundesebene) sowie Art. 128 Abs. 1 S. 3 AEUV; Art. 10, 11 Verordnung 974/98/EG (auf europäischer Ebene).

⁴⁶⁵ Vgl. Bundestagsdrucksache 17/14530, Tz. 43 (S. 41); Kammergericht Berlin: Urteil vom 25.09.2018, Az. (4) 161 Ss 28/18 (35/18); Bundesanstalt für Finanzdienstleistungsaufsicht (2018b).

⁴⁶⁶ Vgl. Bundestagsdrucksache 17/14530, Tz. 43 (S. 41); Sixt (2017), S. 120.

⁴⁶⁷ Bundestagsdrucksache 17/14530, Tz. 43 (S. 41).

⁴⁶⁸ Vgl. Bundestagsdrucksache 17/14530, Tz. 43 (S. 41).

⁴⁶⁹ Vgl. Bundestagsdrucksache 17/14530, Tz. 43 (S. 41).

⁴⁷⁰ Vgl. Bundesanstalt für Finanzdienstleistungsaufsicht (2018b).

⁴⁷¹ Vgl. § 1 KWG a.F.; § 32 Abs. 1 S. 1 KWG a.F.; Bundestagsdrucksache 17/14530, Tz. 43 (S. 41); Kammergericht Berlin: Urteil vom 25.09.2018, Az. (4) 161 Ss 28/18 (35/18).

Das Kammergericht Berlin verneinte im September 2018 aber die Einschätzung vom Gesetzgeber und der BaFin, dass es sich bei Kryptowährungen juristisch um ein Finanzinstrument i.S.d. § 1 KWG a.F. und dabei speziell um Rechnungseinheiten i.S.d. § 1 Abs. 11 S. 1 Nr. 7 Alt. 2 KWG a.F. handelt.⁴⁷² Gleichzeitig verneinte das Kammergericht ebenso, nur diesmal konsistent zum Gesetzgeber, dass es sich bei Kryptowährungen im juristischen Sinne um ein klassisches Geldzahlungsmittel oder um eine Währung handelt.⁴⁷³ Der Gesetzgeber wiederum interpretierte dieses Urteil zunächst aber nur dahingehend, dass lediglich die Strafbarkeit eines nicht bei der BaFin angemeldeten, gewerblich ausgeübten Handels mit Kryptowährungen (§ 54 Abs. 1 Nr. 2 KWG a.F.) vom Urteil betroffen sei, nicht aber die Verwaltungspraxis der BaFin, die Kryptowährungen als Rechnungseinheiten einstuft und somit eine Erlaubnispflicht von Finanzdienstleistungen mit Kryptowährungen annimmt.⁴⁷⁴ Andererseits stellte der Gesetzgeber ebenso heraus, dass der Erwerb von Bitcoins mit Euro-Geldeinheiten nicht als Währungsumtausch, sondern vielmehr als Anschaffung eines Wirtschaftsgutes klassifiziert wird.⁴⁷⁵

Im Anschluss an diese Unstimmigkeiten konkretisierte der Gesetzgeber den Status von Kryptowährungen durch eine Reform des Kreditwesengesetzes, der auch auf die oben erwähnten Kritikpunkte des Kammergerichtes Berlin eingeht.⁴⁷⁶ Hierbei werden Anbieter sog. Kryptoverwahrleistungen (z.B. Wallet-Anbieter) regulatorisch erstmals explizit als sog. Finanzdienstleistungsinstitute eingestuft (§ 1 Abs. 1a S. 2 Nr. 6 KWG), sodass die dort erbrachten Finanzdienstleistungen nun doch erlaubnispflichtiges Geschäft i.S.d. § 32 Abs. 1 S. 1 KWG darstellen.⁴⁷⁷ Gleichzeitig wird durch diese Reform auch Banken das Anbieten solcher Kryptoverwahrleistungen eröffnet – und das sogar ohne ein Trennungsgebot, das die Auslagerung dieses Geschäftes in eine separate rechtliche Einheit erfordert hätte.⁴⁷⁸ Im Hinblick auf die juristische Einstufung von Kryptowährungen als Geld- oder Asset-Form wird der Gesetzgeber im reformierten Kreditwesengesetz ebenfalls deutlicher: In § 1 Abs. 11 S. 4, 5 KWG wird der Begriff der sog. Kryptowerte (zur gemeinsamen Erfassung von Coins und Token) eingeführt⁴⁷⁹, bei dem es sich definitiv um

⁴⁷² Vgl. § 1 KWG a.F.; Bundestagsdrucksache 17/14530, Tz. 43 (S. 41); Kammergericht Berlin: Urteil vom 25.09.2018, Az. (4) 161 Ss 28/18 (35/18).

⁴⁷³ Vgl. Kammergericht Berlin: Urteil vom 25.09.2018, Az. (4) 161 Ss 28/18 (35/18).

⁴⁷⁴ Vgl. § 54 Abs. 1 Nr. 2 KWG a.F.; Bundestagsdrucksache 19/6034, Tz. 1, 2, 4 (S. 1-3).

⁴⁷⁵ Vgl. Bundestagsdrucksache 17/14530, Tz. 42 (S. 40).

⁴⁷⁶ Vgl. § 1 Abs. 11 S. 1 Nr. 10 KWG; § 1 Abs. 1a S. 2 Nr. 6 KWG; § 32 Abs. 1 S. 1 KWG; Kammergericht Berlin: Urteil vom 25.09.2018, Az. (4) 161 Ss 28/18 (35/18).

⁴⁷⁷ Vgl. § 1 Abs. 1a S. 2 Nr. 6 KWG; § 32 Abs. 1 S. 1 KWG; Bundesanstalt für Finanzdienstleistungsaufsicht (2020a).

⁴⁷⁸ Vgl. Holtermann (2019a).

⁴⁷⁹ Vgl. § 1 Abs. 11 S. 4, 5 KWG; Bundesanstalt für Finanzdienstleistungsaufsicht (2020a).

„digitale Darstellungen eines Wertes [handelt, Anm. d. Verf.], der von keiner Zentralbank oder öffentlichen Stelle emittiert wurde oder garantiert wird und nicht den gesetzlichen Status einer Währung oder von Geld besitzt, aber von natürlichen oder juristischen Personen aufgrund einer Vereinbarung oder tatsächlichen Übung als Tausch- oder Zahlungsmittel akzeptiert wird oder Anlagezwecken dient und der auf elektronischem Wege übertragen, gespeichert und gehandelt werden kann. Keine Kryptowerte im Sinne des Gesetzes sind

1. E-Geld im Sinne des § 1 Absatz 2 Satz 3 des Zahlungsdiensteaufsichtsgesetzes oder
2. ein monetärer Wert, der die Anforderungen des § 2 Absatz 1 Nummer 10 des Zahlungsdiensteaufsichtsgesetzes erfüllt oder nur für Zahlungsvorgänge nach § 2 Absatz 1 Nummer 11 des Zahlungsdiensteaufsichtsgesetzes eingesetzt wird⁴⁸⁰.

Hierbei findet eindeutig die Klassifizierung Anwendung, dass es sich nur dann um Kryptowerte handelt, wenn weder der gesetzliche Status von Geld noch der von einer Währung vorliegt.⁴⁸¹ Gleichzeitig verweist die Norm auf beide Nutzungsmöglichkeiten von Kryptowerten:⁴⁸² Einerseits wäre dies die mögliche Nutzbarkeit als privates, bilateral vereinbartes Tausch- bzw. Zahlungsmittel.⁴⁸³ Andererseits unterstreicht die oben genannte Definition durch explizites Herausstellen der häufigen Nutzung zu Anlagezwecken auch den Asset-Charakter von Kryptowerten.⁴⁸⁴ Der hier geschaffene Begriff der Kryptowerte wird zudem über § 1 Abs. 11 S. 1 Nr. 10 KWG als eigenständig aufgeführte Erscheinungsform von Finanzdienstleistungen (§ 1 Abs. 11 S. 1 Nr. 1-10 KWG) explizit erwähnt, sodass diese nun auch explizit von den Rechnungseinheiten i.S.d. § 1 Abs. 11 S. 1 Nr. 7 Alt. 1 KWG abgegrenzt sind.⁴⁸⁵

Neben diesen (nationalen) Überlegungen finden sich auch auf europäischer, d.h. auf supranationaler, Ebene Regelungen zur (behelfsweisen) Definition von Geld.⁴⁸⁶ In Art. 4 Nr. 25 der Richtlinie 2015/2366/EU des Europäischen Parlaments und des Rates vom 25. November 2015 über Zahlungsdienste im Binnenmarkt (sog. PSD-II-Richtlinie⁴⁸⁷) findet sich eine Definition des ähnlichen Begriffs Geldbetrag als

„Banknoten und Münzen, Giralgeld oder E-Geld im Sinne des Artikels 2 Nummer 2 der Richtlinie 2009/110/EG“⁴⁸⁸.

Kryptowährungen besitzen per definitionem einen rein digitalen Charakter und lassen sich, wie bereits in Kap. 2.1.1 hervorgehoben, deshalb nicht dem Bargeld (Banknoten und

⁴⁸⁰ § 1 Abs. 11 S. 4, 5 KWG.

⁴⁸¹ Vgl. § 1 Abs. 11 S. 4, 5 KWG. Als exemplarische Beispiele für den gesetzlichen Status von Geld oder einer Währung sei etwa die gesetzlich verankerte Annahmepflicht von Euro-Münzen und -Scheinen gemäß § 3 Abs. 1 S. 2 MünzG und § 14 Abs. 1 S. 2 BBankG angeführt. Vgl. hierzu § 3 Abs. 1 S. 2 MünzG; § 14 Abs. 1 S. 2 BBankG.

⁴⁸² Vgl. § 1 Abs. 11 S. 4, 5 KWG.

⁴⁸³ Vgl. § 1 Abs. 11 S. 4, 5 KWG; Europäische Zentralbank (2012), S. 5.

⁴⁸⁴ Vgl. § 1 Abs. 11 S. 4, 5 KWG; Bundesanstalt für Finanzdienstleistungsaufsicht (2020a).

⁴⁸⁵ Vgl. § 1 Abs. 11 S. 1 Nr. 1-10 KWG.

⁴⁸⁶ Vgl. exemplarisch Art. 4 Nr. 25 Richtlinie 2015/2366/EU.

⁴⁸⁷ Vgl. hierzu detailliert Deutsche Bundesbank (2021).

⁴⁸⁸ Art. 4 Nr. 25 Richtlinie 2015/2366/EU.

Münzen) subsumieren.⁴⁸⁹ Auch vom Giralgeld (Buchgeld), definiert als Sichtguthaben bei den Geschäftsbanken (bzw. als Auszahlungsanspruch von Bargeld), lassen sich Kryptowährungen leicht abgrenzen, weil diese Guthaben zentralisiert durch eine Geschäftsbank verwaltet werden und eben ein Auszahlungsanspruch gegenüber dieser besteht, während die Kryptowährungen gemäß Kap. 2.1.1 keine Verbindlichkeit von irgendwem darstellen.⁴⁹⁰ Die Abgrenzung der Kryptowährungen vom E-Geld war bereits im Kontext des nationalen Rechts der Definition des Begriffs Kryptowerte in § 1 Abs. 11 S. 4, 5 KWG (s.o.) explizit zu entnehmen.⁴⁹¹ E-Geld wird gemäß Art. 2 Nr. 2 der Richtlinie 2009/110/EG juristisch definiert als

„jede[r] elektronisch — darunter auch magnetisch — gespeicherte[r] monetäre[r] Wert in Form einer Forderung gegenüber dem Emittenten, der gegen Zahlung eines Geldbetrags ausgestellt wird, um damit Zahlungsvorgänge im Sinne des Artikels 4 Nummer 5 der Richtlinie 2007/64/EG durchzuführen, und der auch von anderen natürlichen oder juristischen Personen als dem E-Geld-Emittenten angenommen wird“⁴⁹².

Diese Definition ist auch in das nationale Recht über § 1 Abs. 2 S. 3 ZAG eingeflossen.⁴⁹³ Auch diese Legaldefinition wird von Kryptowährungen nicht erfüllt, weil diese erneut nicht das Charakteristikum einer Forderung gegen einen Emittenten erfüllen (s.o.), was alleine schon am Vorliegen einer zentralen ausgebenden Stelle scheitern würde.⁴⁹⁴

Insgesamt ist aus juristischer Perspektive also zu konstatieren, dass der Geldcharakter von Kryptowährungen – zumindest auf Basis des aktuellen Definitionsrahmens – juristisch je nach betrachteter Norm (aktuell) entweder nicht nachweisbar ist oder sogar vereinzelt, wie z.B. im reformierten Kreditwesengesetz, sogar aktiv verneint wird.⁴⁹⁵ Die oben beschriebenen, (zunächst) divergierenden Ansichten von Gesetzgeber, Regulierungspraxis und Jurisdiktion sowie die daraus resultierenden Anpassungen des Regulierungsrahmens

⁴⁸⁹ Vgl. Kap. 2.1.1; Bech/Garratt (2017), S. 59f.; Berentsen/Schär (2017), S. 47f.; He et al. (2016), S. 7f; Issing (2011), S. 5.

⁴⁹⁰ Vgl. Kap. 2.1.1; Bech/Garratt (2017), S. 59f.; Berentsen/Schär (2017), S. 19f., 31; He et al. (2016), S. 9; Issing (2011), S. 6; Rosenberger (2018), S. 8, 17.

⁴⁹¹ Vgl. § 1 Abs. 11 S. 4, 5 KWG; § 1 Abs. 2 Satz 2 ZAG; Art. 4 Nr. 25 Richtlinie 2015/2366/EU; Bundesgerichtshof: Urteil vom 27.01.1959, Az. 5 StR 428/57.

⁴⁹² Art. 2 Nr. 2 Richtlinie 2009/110/EG. In den eckigen Klammern wurden Anmerkungen des Verfassers zur grammatikalischen Anpassung des Satzes hinzugefügt.

⁴⁹³ Vgl. § 1 Abs. 2 S. 3 ZAG.

⁴⁹⁴ Vgl. § 1 Abs. 11 S. 5 Nr. 1 KWG; § 1 Abs. 2 S. 3 ZAG; Art. 2 Nr. 2 Richtlinie 2009/110/EG; Bundesanstalt für Finanzdienstleistungsaufsicht (2020b); Kubát (2015), S. 412; Sixt (2017), S. 120.

⁴⁹⁵ Vgl. exemplarisch Art. 4 Nr. 25 Richtlinie 2015/2366/EU; §§ 244, 245 BGB; § 1 Abs. 11 S. 4, 5 KWG; §§ 146 ff. StGB; Berger (2021), BGB §§ 244, 245, Rn. 1-4; Erb (2021), StGB § 146 Rn. 1.

zeigen allerdings die außerordentliche Dynamik, die die Regulierung des Kryptowährungsmarktes inzwischen aufgenommen hat⁴⁹⁶, sodass auch in Zukunft weitere Anpassungen des Regulierungsrahmens sowie der Definitiorik denkbar sind und hier lediglich ein aktueller Stand analysiert werden konnte.

3.1.2 Beurteilung des Geldcharakters von Kryptowährungen anhand der monetär-theoretischen Gelddefinition

3.1.2.1 Überblick über monetär-theoretische Grundlagen des Geldbegriffes

3.1.2.1.1 Abgrenzung ausgewählter Definitionsansätze des Geldbegriffes

Nachdem zuvor der Geldcharakter von Kryptowährungen bereits aus einer juristischen Perspektive angezweifelt wurde, soll ebenjener nun auch noch einmal aus der ökonomischen Perspektive im Lichte ausgewählter geldtheoretischer Definitionsansätze analysiert werden.⁴⁹⁷ In diesem Unterkapitel werden dazu zunächst verschiedene Näherungsansätze zur Abgrenzung des Geldbegriffes vorgestellt.

Eine erste hier vorgestellte Geld-Definition von Hanl/Michaelis (2017), die sich stark an die zuvor erarbeitete juristische Definition anlehnt, sieht dabei alles als Geld an,

„was [in einer Volkswirtschaft, Anm. d. Verf.] allgemein zur Bezahlung von Gütern und Dienstleistungen sowie zur Begleichung von Schulden akzeptiert wird“^{498, 499}

Diese Definition dient aber zunächst nur als erste thematische Orientierung. In der geldtheoretischen Literatur ist der Geldbegriff nämlich durchaus umstritten und durch die Existenz verschiedener geldtheoretischer Schulen geprägt, sodass vor einer möglichen Analyse zunächst ein kurzer Überblick über deren verschiedene Definitionsansätze eingeschoben werden soll.⁵⁰⁰

Auf einer aggregierten Ebene lassen sich historisch grundsätzlich zwei übergeordnete Literaturstränge mit unterschiedlichen Näherungsweisen an den Geldbegriff ablesen:

- (i) die Erforschung der historischen Entstehung und Evolution des Geldes,
- (ii) die Funktionstheorie des Geldes.⁵⁰¹

⁴⁹⁶ Für verschiedene Auseinandersetzungen nationaler/supranationaler Institutionen/Regulatoren mit dem Charakter von Kryptowährungen, vgl. exemplarisch Bundesanstalt für Finanzdienstleistungsaufsicht (2018b); Bundesanstalt für Finanzdienstleistungsaufsicht (2020a); Europäische Zentralbank (2012); Europäische Zentralbank (2015); European Banking Authority (2014).

⁴⁹⁷ Vgl. für ein konzeptionell ähnliches Vorgehen Yermack (2015), S. 31-43.

⁴⁹⁸ Hanl/Michaelis (2017), S. 363.

⁴⁹⁹ Vgl. Kap. 3.1.1; Hanl/Michaelis (2017), S. 363.

⁵⁰⁰ Vgl. Issing (2011), S. 1.

⁵⁰¹ Vgl. Andereg (2007), S. 19; Issing (2011), S. 1; Rosenberger (2018), S. 5-10.

Für eine besonders vielschichtige Analyse des (potentiellen) Geldcharakters von Kryptowährungen werden dazu beide Literaturstränge beleuchtet.

3.1.2.1.2 Näherung an die Gelddefinition über den Ursprung und die Evolution des Geldes

Der erste Literaturstrang nähert sich dem Geldbegriff über die historische Entstehung von Geld sowie dessen Evolution im Zeitablauf.⁵⁰²

Vor mehreren tausend Jahren wurde Warenverkehr zunächst über direkte Tauschgeschäfte von Waren und Dienstleistungen abgewickelt.⁵⁰³ Weil hierfür aber gemäß der doppelten Koinzidenz der Wünsche eine geeignete Gegenpartei gefunden werden musste, die genau die gesuchte Leistung anbot und gleichzeitig die im Gegenzug angebotene Leistung suchte, damit ein Tauschgeschäft zustande kommen konnte, stellte sich dieses Verfahren im Laufe der Geschichte als zu kompliziert und praktisch zu umständlich heraus.⁵⁰⁴ In der Folge entwickelten sich verschiedene allgemein akzeptierte Zwischentauschgüter, mit deren Hilfe nun das ursprüngliche Tauschgeschäft in zwei verschiedene Teilgeschäfte (Kauf und Verkauf) separierbar war und die Wünsche der Gegenpartei für das Geschäft obsolet wurden.⁵⁰⁵ Als solche Zwischentauschgüter haben sich zunächst Muscheln, Perlen, Kakaobohnen und Salz, aber auch Felle, Zähne oder Pfeilspitzen durchgesetzt, die allesamt dem Oberbegriff des Naturalgeldes zuordenbar sind.⁵⁰⁶

Eine lange Zeit gültige Erklärung für den potentiellen Ursprung dieses Geldes liefert die sog. Konventionstheorie des Geldes u.a. nach Aristoteles (*384 v.Chr.; † 322 v.Chr.), aber auch noch später nach Thomas von Aquin (*1225; † 1274) und John Locke (*1632; † 1704), die diesen in einer vernunftsbasierten Vereinbarung der Wirtschaftssubjekte sieht, nach welcher ein allgemeines Tauschmittel als Zwischentauschgut zur Vereinfachung des Wirtschaftsverkehrs bewusst geschaffen bzw. ausgewählt wurde.⁵⁰⁷ Diese Theorie erinnert in ihrer zugrundeliegenden Argumentationslogik an die Lehre des Gesellschaftsvertrages, die insbesondere auf den Philosophen Jean-Jacques Rousseau (*1712;

⁵⁰² Vgl. Issing (2011), S. 1; Rosenberger (2018), S. 5-10.

⁵⁰³ Vgl. Rosenberger (2018), S. 5.

⁵⁰⁴ Vgl. Fernandez-Villaverde (2021), S. 4; Jarchow (2010), S. 1f.; Rosenberger (2018), S. 5.

⁵⁰⁵ Vgl. Jarchow (2010), S. 2; Rosenberger (2018), S. 5.

⁵⁰⁶ Vgl. Braunschweig/Pichler (2021), S. 11; Rosenberger (2018), S. 6.

⁵⁰⁷ Vgl. Anderegg (2007), S. 7; Braunschweig/Pichler (2021), S. 9f.; Issing (2011), S. 1; Rosenberger (2018), S. 5; Schmolders (1966), S. 19; Stoll (1878), S. 400; Stosch (2018), S. 40; Voigt (2015), S. 11.

† 1778) zurückgeht und die Existenz einer staatlichen Gemeinschaft als per Vertrag geschlossene soziale Konvention zur Erfüllung der gemeinsamen Zwecke von Individuen zu begründen versuchte.⁵⁰⁸ Allerdings gelten mittlerweile beide Theorien – d.h. nicht nur die Theorie des Gesellschaftsvertrages, sondern auch die Konventionstheorie des Geldes – gemeinhin als wissenschaftlich widerlegt.⁵⁰⁹

Stattdessen kann ein Ursprung des Geldes in der Nutzung als Rangzeichen oder Schmuck, oder aber für religiöse Zwecke gesehen werden (sog. Schmuckgeldtheorie).⁵¹⁰ Dieses Motiv konnte wissenschaftlich auch durch die Auswertung von Materialien aus dem kulturgeschichtlichen und ethnologischen Kontext bestätigt werden, wobei die menschliche Psyche – und hierbei insbesondere das menschliche Streben nach Geltung und dessen Bedürfnis nach Schmuck (zur Abhebung von anderen Artgenossen bzw. sozialen Differenzierung) – als wesentlicher Treiber identifizierbar ist.⁵¹¹ Dabei ist wichtig zu betonen, dass derartiger Besitzschmuck, aus dem sich schlussendlich das Geld entwickelte, gemäß Braunschweig/Pichler (2021) „nicht aus dem (weiblichen) Werbeschmuck [...], sondern aus dem (männlichen) Würde- oder Rangschmuck“⁵¹² hervorging, welcher dann ein Status- bzw. Zugehörigkeitssymbol eines bestimmten Stammes oder einer bestimmten sozialen Schicht darstellte und folglich bereits damals den auch noch heute oftmals unterstellten Zusammenhang von Reichtum und Macht symbolisierte.⁵¹³ Genauer konnte das Anhäufen solcher besonderen Schmuckgüter den Reichtum und besonderen Status einer Familie ausdrücken und ließ dieser somit Möglichkeiten zur sozialen Differenzierung.⁵¹⁴ Im Rahmen dieser sozialen Differenzierung eignete sich das entstandene Schmuckgeld als Maßstab, da dieses (i) für andere visuell wahrnehmbar und (ii) unter diesen allseits begehrt war, aber optimalerweise auch (iii) gut zu transportieren, (iv) einfach durchzuzählen und (v) mit einem allgemein anerkannten Gegenwert zwischen den einzelnen Individuen transferierbar war.⁵¹⁵

Dieser Theorie stehen die in der obigen Aufzählung identifizierten frühen Naturalgeldformen nicht entgegen, da es sich hierbei auch um Schmuckgeldformen (wie z.B. Muscheln oder Perlen), um Jagdtrophäen als besondere Statussymbole (wie z.B. Zähne) oder

⁵⁰⁸ Vgl. Braunschweig/Pichler (2021), S. 9; Voigt (2015), S. 19f.

⁵⁰⁹ Vgl. Braunschweig/Pichler (2021), S. 9; Issing (2011), S. 1; Schmolders (1966), S. 19.

⁵¹⁰ Vgl. Anderegg (2007), S. 7; Issing (2011), S. 1.

⁵¹¹ Vgl. Braunschweig/Pichler (2021), S. 10f.

⁵¹² Braunschweig/Pichler (2021), S. 10.

⁵¹³ Vgl. Braunschweig/Pichler (2021), S. 10f.; Rosenberger (2018), S. 5f.

⁵¹⁴ Vgl. Braunschweig/Pichler (2021), S. 10f.

⁵¹⁵ Vgl. Braunschweig/Pichler (2021), S. 11; Rosenberger (2018), S. 5f.

zumindest um nützliche Güter von damals besonderem Wert (wie z.B. Salz) handelte.⁵¹⁶ Aus solchem Schmuck- bzw. Nutzgeld entwickelten sich dann im weiteren Verlauf der Historie auch noch Formen von Münz-, Papier- und Buchgeld (Giralgeld) sowie durch zunehmende Dematerialisierung des Geldes auch noch digitale Geldformen.⁵¹⁷ Dabei ist gemäß Gless/Kugler/Stagno (2015) in der historischen Rückblende zu beachten, dass derartige Geldformen im Laufe der Zeit häufig als eine private „Reaktion auf staatliche Ineffizienz oder gar auf hoheitlichen Missbrauch von offiziellen Zahlungsmitteln“⁵¹⁸ entstanden sind.⁵¹⁹ Diese Entwicklung begann bereits beim Naturalgeld, das je nach betrachtetem Zwischentauschgut (wie z.B. Salz, Felle, Muscheln und Pfeilspitzen) u.a. den Nachteil besaß, dass dessen Wert teilweise durch das variierende Angebot geographisch schwankte, da beispielsweise Salz in küstennahen Regionen leichter zu beziehen war als in küstenferneren Regionen.⁵²⁰ Durch diese Unterschiede wurde eine Geldform benötigt, deren Wert überall gleichermaßen akzeptiert wurde. Infolge der Erfindung der Waage ist dann das Münzgeld als vereinheitlichtes Zahlungsmittel entstanden, dessen Wert (zunächst) genau mit seinem Materialwert übereinstimmte. Diese Münzen waren nicht zuletzt dank ihrer einheitlichen Größe einfacher zu lagern, aufgrund ihrer Prägung zudem schwierig zu fälschen und bei Transaktionen leicht abzuzählen. Wird dieser kurze historische Abriss weitergeführt, sind Banknoten⁵²¹ als Konsequenz aus den hohen Transaktionskosten bei großen Geldtransfers (mit Münzgeld) entstanden und die Entwicklung von Buchgeld (Giralgeld)⁵²² lässt sich zudem auf den unsicheren Edelmetallgehalt der

⁵¹⁶ Vgl. Anderegg (2007), S. 7; Braunschweig/Pichler (2021), S. 11; Rosenberger (2018), S. 5f.

⁵¹⁷ Vgl. Anderegg (2007), S. 7; Braunschweig/Pichler (2021), S. 10f., 13; Gless/Kugler/Stagno (2015), S. 84-86; Rosenberger (2018), S. 6-9; Thiele/Diehl (2017), S. 3f.

⁵¹⁸ Gless/Kugler/Stagno (2015), S. 84.

⁵¹⁹ Vgl. Gless/Kugler/Stagno (2015), S. 84-86.

⁵²⁰ Vgl. hierzu und zum Folgenden Rosenberger (2018), S. 6f.

⁵²¹ Erste Banknoten entstanden in China bereits im 10. Jahrhundert nach Christus, waren inspiriert durch den aufkeimenden Buchdruck und angetrieben durch die damals hohen Transaktionskosten des dort kursierenden (geringwertigen) Kupfergeldes. Im 16. Jahrhundert kamen diese auch erstmals in Europa zum Einsatz und erleichterten fortan größere Finanztransaktionen, weil keine Kisten mit Münzen mehr transportiert werden mussten. Dabei waren die emittierten Banknoten eine Art „Quittung“, an die jeweils Auszahlungsansprüche einer bestimmten Anzahl an Münzen gekoppelt waren, woraus sich letztendlich auch die später gewählte Bezeichnung „Banknote“ abgeleitet hat. Diese Banknoten konnten dann entweder in Münzen zurückgetauscht werden oder waren auch direkt zur Bezahlung eigener Verbindlichkeiten einsetzbar. Aufgrund der sich immer weiter ausprägenden Präferenz der Wirtschaftssubjekte zur Zahlung mit Papiergeld konnten Banken daraufhin das bei ihnen eingezahlte Münzgeld als Kredite an andere Wirtschaftssubjekte verleihen und darüber weiteres Geld erzeugen, wobei das Ausmaß dieser Geldschöpfung bis heute durch eine sog. fraktionelle Reservehaltung begrenzt ist. Vgl. hierzu Gless/Kugler/Stagno (2015), S. 84 (inkl. Fn. 23); Issing (2011), S. 56-58; Mayer (2017), S. 7.

⁵²² Buchgeld entstand in Westeuropa im Mittelalter im römischen Reich deutscher Nation. Dort emittierten viele kleine Teilstaaten ihre eigenen Münzen mit unsicherer Qualität (hinsichtlich des Silber- bzw. Kupfergehaltes) heraus. Dieser Problematik begegneten Geldwechsler, indem sie geprüfte hochwertige Münzen von Kunden entgegennahmen und auf Konten verbuchten (heutiges Bankgeschäft). Zahlungen wurden

damals kursierenden Münzen zurückführen.⁵²³ Im Zuge der Digitalisierung wurden dann die oftmals noch handschriftlich über Schecks oder Überweisungsformulare initiierten und daher insgesamt aufwändigen Transaktionen mit Buchgeld (Giralgeld) dann auf die digitale Ebene transformiert.⁵²⁴ In diesem Zuge entstanden dann in der Chronologie zunächst digitale Finanztransaktionen via Geld-, EC- oder Kreditkarte, infolge der Weiterentwicklung des Internets sowie der Erfindung des Smartphones kamen dann auch noch Online-Banking und Mobile Payment Services (wie z.B. Apple Pay) hinzu.⁵²⁵ Ob sich Kryptowährungen aufgrund des aktuell vereinzelt vorherrschenden Misstrauens gegenüber dem traditionellen Finanzsystem (s. Kap. 1.1) wirklich, wie etwa von Rosenberger (2018) unterstellt, in diese Reihe als eine neuartige Geldform einfügen und welche Nutzergruppen diese vermeintliche Geldform dann wie intensiv nutzen, dafür lohnt nun allerdings ein Blick auf den weiteren vorzustellenden Literaturstrang.⁵²⁶

3.1.2.1.3 Näherung an die Gelddefinition über die Funktionstheorie des Geldes

3.1.2.1.3.1 Historischer Abriss zur Funktionstheorie des Geldes

Der zweite Literaturstrang, die sog. Funktionstheorie des Geldes, findet in der modernen geldtheoretischen Literatur⁵²⁷ vorrangig Verwendung und setzt zur Definition des Geldbegriffes an den Funktionen des Geldes an.⁵²⁸ Demnach wäre dann definatorisch als Geld anzusehen, was die Funktionen von Geld erfüllt: „money is what money does“⁵²⁹.⁵³⁰ Dieser Ansatz, mit dem sich auch die (hierzu durchaus konsistente) Gelddefinition von Hanl/Michaelis (2017) (s. Kap. 3.1.2.1.1) inhaltlich weiter konkretisieren lässt⁵³¹, wird im Einklang mit bisherigen Kryptowährungsliteratur⁵³² auch in dieser Arbeit gewählt.

Die zuvor eingeführte theoretische Strömung, Geld anhand seiner ausgeübten Funktionen zu definieren, ist dabei maßgeblich geprägt durch die ursprüngliche Theorie des Geldes

dann nicht mehr physisch vorgenommen, sondern zwischen den jeweiligen Konten verbucht. Vgl. Gless/Kugler/Stagno (2015), S. 84; Spufford (1989), S. 289-318; White (1999), S. 11-13, zit. n. Gless/Kugler/Stagno (2015), S. 84.

⁵²³ Vgl. Gless/Kugler/Stagno (2015), S. 83; Rosenberger (2018), S. 6-9.

⁵²⁴ Vgl. Rosenberger (2018), S. 8f.

⁵²⁵ Vgl. Apple (2021); Rosenberger (2018), S. 8f.

⁵²⁶ Vgl. Kap. 1.1; Ali et al. (2014a), S. 278f.; Nakamoto (2009); Rosenberger (2018), S. 5-10.

⁵²⁷ Vgl. exemplarisch Gangwal/Longin (2018), S. 5; Issing (2011), S. 1; Rösl (2005), S. 184.

⁵²⁸ Vgl. Anderegg (2007), S. 19; Hanl/Michaelis (2017), S. 363; Issing (2011), S. 1.

⁵²⁹ u.a. Rösl (2005), S. 184.

⁵³⁰ Vgl. Anderegg (2007), S. 19; Issing (2011), S. 1; Rösl (2005), S. 184.

⁵³¹ Vgl. Kap. 3.1.2.1.1; Hanl/Michaelis (2017), S. 363.

⁵³² Vgl. exemplarisch Ali et al. (2014a), S. 278f.; Baur/Hong/Lee (2018), S. 177; Yermack (2015), S. 32, 36-41.

von Aristoteles, nach der Geld lediglich ein Hilfsmittel darstellt, um die Hausgemeinschaft über Tauschgeschäfte mit Gütern versorgen zu können, und dabei nicht der persönlichen Bereicherung (wie z.B. durch Zinszahlungen) dient.⁵³³ Die Kernidee dieses Gedankens ist hierbei philosophisch, dass Wirtschaftssubjekte mit Geld Güter erwerben, deren Besitz in ihrer Wertschätzung höher anzusiedeln sind als der Besitz jenes Geldes selbst (da sonst kein Geschäft zustande käme), wobei dieser Besitz schlussendlich zur Erhöhung des eigenen Glücksempfindens (oberste Handlungsmaxime) führt.⁵³⁴ Das somit als Tauschmittel fungierende Geld dient in der aristotelischen Geldtheorie zudem auch noch der Wertspeicherung sowie der Herstellung der Wertrelationen zur Sicherstellung der Wertgleichheit von den Tauschparteien ausgetauschter Güter und Dienstleistungen.⁵³⁵ Somit näherte sich bereits Aristoteles dem Geld anhand seiner wichtigsten Funktionen.⁵³⁶

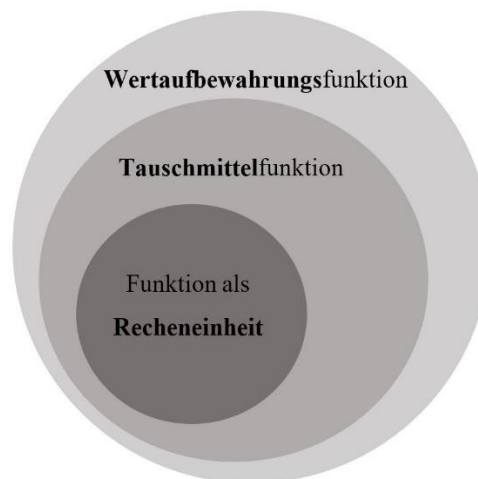


Abb. 14: Mengendiagramm zur Darstellung der Hierarchie der Grundfunktionen von Geld⁵³⁷

In Anlehnung an die historischen Aufzeichnungen von Aristoteles finden sich auch noch in der neuzeitlichen Literatur wie z.B. Wicksell (1922) immer wiederkehrend die oben bereits (implizit) angedeuteten drei Geldfunktionen:

- (i) Funktion als Wertaufbewahrungsmittel (Store of Value),
- (ii) Funktion als Tauschmittel (Medium of Exchange) sowie
- (iii) Funktion als Recheneinheit (Unit of Account).⁵³⁸

⁵³³ Vgl. Anderegg (2007), S. 259f.; Aristoteles (1985), Rz. 133a; Aristoteles (2013), Rz. 1132-1133; Braunschweig/Pichler (2021), S. 31f.; Gangwal/Longin (2018), S. 5; Hofweber (2010); Samida/Eggert/Hahn (2014), S. 119.

⁵³⁴ Vgl. Hofweber (2010).

⁵³⁵ Vgl. Anderegg (2007), S. 260; Gangwal/Longin (2018), S. 5; Hofweber (2010).

⁵³⁶ Vgl. Anderegg (2007), S. 260; Gangwal/Longin (2018), S. 5.

⁵³⁷ Eigene Darstellung in enger Anlehnung an Ali et al. (2014a), S. 279

⁵³⁸ Vgl. Gangwal/Longin (2018), S. 5; Jarchow (2010), S. 1-3; Wicksell (1922), S. 6.

Diese Geldfunktionen finden sich zwar in einigen Studien wie z.B. bei Jevons (1876) in leicht umformulierter Gestalt⁵³⁹ wieder oder werden wie bei Jedlinský (2015) noch um weitere (komplementäre) Funktionen⁵⁴⁰ ergänzt.⁵⁴¹ Aufgrund des oftmals eher nebensächlichen Charakters solcher ergänzender Funktionen wird in dieser Untersuchung nachfolgend – im Einklang mit der aktuellen geldtheoretischen sowie mit der speziell auf Kryptowährungen bezogenen Literatur – lediglich auf die traditionellen drei Grundfunktionen (s.o.) zurückgegriffen.⁵⁴² In Ergänzung dazu zeigen Ali et al. (2014a), dass sich die zuvor identifizierten Grundfunktionen in einen hierarchischen Zusammenhang einordnen lassen (s. Abb. 14), welcher im nachfolgenden Abschnitt noch einmal einer genaueren Betrachtung unterzogen werden soll.⁵⁴³

3.1.2.1.3.2 Vorstellung der identifizierten Geldfunktionen

Nachdem im vorigen Abschnitt nun die drei Grundfunktionen von Geld (Wertaufbewahrung, Tauschmittel, Recheneinheit) sowie ihre hierarchische Architektur (dort: s. Abb. 14) kurz herausgearbeitet wurden⁵⁴⁴, sollen diese identifizierten Geldfunktionen im Nachgang nun tiefer definiert und skizziert werden.

Das Fundament dieser Architektur, die Wertaufbewahrungsfunktion, umfasst dabei die Möglichkeit, die zu einem bestimmten Zeitpunkt vorliegende Kaufkraft⁵⁴⁵ auf künftige

⁵³⁹ Jevons (1876) verwendet in seiner Arbeit vier Grundfunktionen von Geld: (i) Wertaufbewahrungsfunktion (Store of Value), (ii) Tauschmittelfunktion (Medium of Exchange), (iii) Funktion als allgemeiner Wertmaßstab (Common Measure of Value), (iv) Funktion als Wertstandard (Standard of Value). Bei einer Betrachtung der definitorischen Hintergründe der vorgenannten Grundfunktionen (iii) und (iv) fallen allerdings wesentliche definitorische Überschneidungen mit dem von Wicksell (1922) verwendeten Begriff der Recheneinheit (Unit of Account) auf. Somit scheint von Jevons (1876) nur eine andere Akzentuierung der Geldfunktionen vorgenommen worden zu sein. Vgl. hierzu Ali et al. (2014a), S. 278f.; Jevons (1876), S. 13-16; Kubát (2015), S. 413; Wicksell (1922), S. 6.

⁵⁴⁰ Jedlinský (2015) erkennt dabei zwar die drei oben genannten traditionellen Geldfunktionen durchaus als (traditionelle) Hauptfunktionen von Geld an, ergänzt aber zusätzlich dazu auch noch weitere Funktionen aus dem sozialen und ökonomischen Kontext wie z.B. eine Informationsfunktion, eine Allokationsfunktion, eine Funktion als Clearing-Einheit, eine Investmentfunktion sowie soziale Funktionen (z.B. Machtfunktion, Statusfunktion). Vgl. hierzu ausführlich Jedlinský (2015), S. 172f.

⁵⁴¹ Vgl. Jedlinský (2015), S. 172f.; Jevons (1876), S. 13-16; Kubát (2015), S. 413.

⁵⁴² Vgl. für einen ähnlichen Ansatz (auf allgemeiner Ebene) exemplarisch Issing (2011), S. 1f. und (auf der Ebene der Kryptowährungsliteratur) exemplarisch Ali et al. (2014a), S. 278; Baur/Hong/Lee (2018), S. 178; Europäische Zentralbank (2012), S. 10; Yermack (2015), S. 32.

⁵⁴³ Vgl. Ali et al. (2014a), S. 278f.

⁵⁴⁴ Vgl. Kap. 3.1.2.1.3.1; Ali et al. (2014a), S. 278f.; Jarchow (2010), S. 1-3.

⁵⁴⁵ Die Kaufkraft misst hier den Gegenwert einer festgelegten Geldeinheit in realwirtschaftlichen Größen. Vereinfacht bedeutet dies, dass die Kaufkraft die Möglichkeit eines Wirtschaftssubjektes umfasst, mit dem vorhandenen Geld Produkte und Dienstleistungen zu erwerben. Vgl. hierzu Ali et al. (2014a), S. 278; Kohlhuber (2000), S. 18.

Zeitpunkte zu verlagern, d.h., zu sparen.⁵⁴⁶ Dies bedeutet, dass Gelderwerb und Geldausgabe zeitlich voneinander separiert werden können, weil dessen Wert in der Zwischenzeit (möglichst) stabil⁵⁴⁷ bleibt.⁵⁴⁸ Gleichzeitig eröffnet dieses Charakteristikum die Möglichkeiten der Konsumglättung sowie der Realisierbarkeit größerer Investitionen zu einem späteren Zeitpunkt.⁵⁴⁹ Hieraus lässt sich gemäß Issing (2011) letztlich ableiten, dass die oben genannten Geldfunktionen lediglich von wertstabilem Geld optimal ausgeübt werden können.⁵⁵⁰ Denn ist dies nicht der Fall (wie z.B. in Zeiten hoher Inflation), verwenden die Wirtschaftssubjekte andere Alternativen, deren Wertstabilität und somit deren Tauschfähigkeit nicht angezweifelt wird (z.B. Fremdwährungen, bestimmte Waren oder Gold).⁵⁵¹ Trotz ihrer zentralen Bedeutung für die Erfüllung der weiteren Geldfunktionen ist die Wertaufbewahrungsfunktion eher als Vorbedingung für das Vorliegen von Geld und weniger als maßgeblich bestimmendes Merkmal von Geld interpretierbar, da diese Funktion allein auch noch durchaus von anderen Assets erfüllt werden kann, die keine allgemein akzeptierten Tauschmittel darstellen (wie z.B. Immobilien).⁵⁵²

Aus diesem Grund besteht zur Klassifizierung als Geldeinheiten u.a. auch noch die Tauschmittelfunktion als zusätzliches Erfordernis.⁵⁵³ Diese Funktion beschreibt die Möglichkeit, Zahlungen mit dem betrachteten Vermögensgegenstand abwickeln zu können.⁵⁵⁴ In der Folge müssen sich im Sinne der doppelten Koinzidenz der Wünsche mindestens zwei Transaktionsparteien finden, die bereit sind, einen solchen Vermögensgegenstand – zumindest temporär – als Wertaufbewahrungsmittel anzuerkennen und in ihr vereinbartes Tauschgeschäft als Tauschmittel einzubeziehen.⁵⁵⁵ Auf welches Tauschmittel sich die Transaktionsparteien schlussendlich einigen, hängt hierbei auch von entstehenden Transaktionskosten sowie potentiellen Lagerhaltungskosten der jeweiligen Alternativen ab, wobei diese möglichst zu minimieren sind.⁵⁵⁶ Gemäß der klassischen Theorie von Menger

⁵⁴⁶ Vgl. Ali et al. (2014a), S. 278; Berentsen/Schär (2017), S. 15f.; Yermack (2015), S. 39.

⁵⁴⁷ Als stabil kann hier ein Wert dann bezeichnet werden, wenn dieser maximal inkrementellen (und nicht unbedingt sprunghaften) Veränderungen unterliegt. Vgl. Fiedler et al. (2018), S. 7.

⁵⁴⁸ Vgl. Berentsen/Schär (2017), S. 15f.; Yermack (2015), S. 39.

⁵⁴⁹ Vgl. Berentsen/Schär (2017), S. 16.

⁵⁵⁰ Vgl. Issing (2011), S. 2.

⁵⁵¹ Vgl. Beckmann/Czudaj (2013), S. 219; Cifuentes (2019), S. 102; Gupta (2014); Issing (2011), S. 2.

⁵⁵² Vgl. Ali et al. (2014a), S. 278f.; Fiedler et al. (2018), S. 7; Issing (2011), S. 2.

⁵⁵³ Vgl. Ali et al. (2014a), S. 278.

⁵⁵⁴ Vgl. Ali et al. (2014a), S. 278; Fiedler et al. (2018), S. 7.

⁵⁵⁵ Vgl. Kap. 3.1.2.1.2; Ali et al. (2014a), S. 278f.; Jevons (1876), S. 1f.

⁵⁵⁶ Vgl. Jarchow (2010), S. 3; Niehans (1980), S. 14. So setzen sich z.B. nach Kiyotaki/Wright (1989) nur solche Wertaufbewahrungsmittel auch als Tauschmittel durch, die die geringsten Lagerhaltungskosten besitzen. Vgl. Kiyotaki/Wright (1989), S. 934f.

(1892) setzen sich hierbei zudem meist am Markt besonders präzise Güter als dominante (= allgemein akzeptierte) Tauschmittel für sämtliche Geschäfte durch.⁵⁵⁷ Die gesellschaftliche Koordination muss dabei nicht zwingend durch Gesetze oder andere formale Abreden erreicht werden, sondern folgt der ohnehin vorhandenen Nachfrage nach den individuellen Vermögenswerten.⁵⁵⁸ Bei der Fortführung des obigen Beispiels würden sich Immobilien deshalb nicht als Geld eignen, weil neben den hohen Transaktionskosten des Vermögenstransfers (z.B. Anwalts-, Notar- und Verwaltungsgebühren, Grunderwerbssteuer) und der schlechten Teilbarkeit von Immobilien (Skalierbarkeit) auch noch laufende Kosten (z.B. Instandhaltungskosten) zu berücksichtigen sind.⁵⁵⁹

Im Vergleich zu reinen Tauschgeschäften erleichtert Geld als einheitliches Tauschmittel die Transaktionen zwischen zwei Parteien, weil diese nun auch zustande kommen können, ohne dass eine doppelte Koinzidenz der Wünsche zwischen den Transaktionsparteien vorliegen muss.⁵⁶⁰ Stattdessen wird diese Tauschhandlung in einen Ankaufs- und einen Verkaufsprozess separiert.⁵⁶¹ Die Transaktionspartei, die für ihre Leistung im Gegenzug Geld erhält, kann dieses nun direkt gegen eine von ihr gewünschte Leistung eintauschen, ohne dabei die Präferenzen seiner Gegenpartei hinsichtlich einer Gegenleistung beachten zu müssen.⁵⁶² Die Gegenpartei kann das erhaltene Geld dann verwenden, um eine ihrerseits gewünschte Leistung zu erwerben.⁵⁶³ Diese Funktion stellt somit eine wesentliche Grundsäule einer arbeitsteiligen Gesellschaft dar.⁵⁶⁴ Zudem ermöglicht der Einsatz von Geld als Tauschmittel auch noch die Durchführung von Finanztransaktionen (z.B. Kreditvergabe).⁵⁶⁵

Damit ein Wertaufbewahrungs- und Tauschmittel dann auch noch als Recheneinheit angesehen werden kann, muss es in einer Vielzahl von Transaktionen von möglichst vielen verschiedenen Parteien als Tauschmittel eingesetzt und daher auch zur Messung des Wertes aller angebotenen Güter und Dienstleistungen herangezogen werden (Recheneinheit) sowie in der Folge in gewisser Weise auch als Koordinationsmittel in einer Gesellschaft

⁵⁵⁷ Vgl. Berentsen/Schär (2017), S. 10-13; Menger (1892), S. 252.

⁵⁵⁸ Vgl. Berentsen/Schär (2017), S. 10.

⁵⁵⁹ Vgl. Ali et al. (2014a), S. 278; Lenz (2009), S. 17-19, 296.

⁵⁶⁰ Vgl. Berentsen/Schär (2017), S. 12f.; Conley (2017), S. 3; Jevons (1876), S. 13.

⁵⁶¹ Vgl. Berentsen/Schär (2017), S. 13.

⁵⁶² Vgl. Conley (2017), S. 3.

⁵⁶³ Vgl. Conley (2017), S. 3; Issing (2011), S. 1.

⁵⁶⁴ Vgl. Berentsen/Schär (2017), S. 12; Issing (2011), S. 1.

⁵⁶⁵ Vgl. Fernandez-Villaverde (2021), S. 4f.; Mayer (2017), S. 7.

dienen.⁵⁶⁶ Ist dieses Kriterium erfüllt, so werden auch Vergleiche der Werte verschiedener Vermögensgegenstände durch die Bewertung über Geld als gemeinsame Bezugsgröße (Numéraire) vereinfacht.⁵⁶⁷ Dabei werden im Vergleich zur reinen Tauschgesellschaft auch anfallende Such- und Transaktionskosten beim Handel reduziert, weil im Falle von n Gütern, die in der Volkswirtschaft existieren, nicht mehr $\frac{n(n-1)}{2}$ Tauschrelationen (relative Preise) ermittelt werden müssen, sondern nur noch $n - 1$, wenn eines dieser Güter als gemeinsame Bezugsgröße ausgewählt wird, in der alle Preise ausgedrückt werden (sog. Geldpreise).⁵⁶⁸ Letztendlich resultiert aus dieser Vereinfachung auch eine verbesserte Markttransparenz.⁵⁶⁹ Derartige Geldpreise legen dabei die Grundlage moderner Wirtschaftsrechnung:⁵⁷⁰ Denn weder einzelwirtschaftliche Konstrukte wie z.B. Bilanzen oder Gewinn- und Verlustrechnungen noch makroökonomische Größen wie das Bruttoinlandsprodukt wären ohne die Einführung von Geld als einer gemeinsamen Bezugsgröße denkbar.⁵⁷¹ Insofern wird diese Funktion in der Literatur häufig als bedeutendste Geldeigenschaft angesehen.⁵⁷²

Im Rahmen einer möglichen Analyse des Erfüllungsgrades der zuvor theoretisch fundierten Geldfunktionen ist zu beachten, dass bestimmte Vermögensgegenstände alle Funktionen gemeinsam, nur einen Teil davon oder sogar im schlechtesten Falle auch gar keine dieser Funktionen erfüllen können.⁵⁷³ Auch können solche Funktionen nur temporär oder lediglich für bestimmte Nutzergruppen erfüllt sein.⁵⁷⁴ So zeigen Radford (1945) und Burdett/Trejos/Wright (2001) auf, dass z.B. Zigaretten unter Kriegsgefangenen während des zweiten Weltkriegs die Geldfunktionen erfüllten.⁵⁷⁵ Dieses Beispiel visualisiert, dass die Erfüllung derartiger Kriterien durch Kryptowährungen trotzdem auf ökonomischer

⁵⁶⁶ Vgl. Ali et al. (2014a), S. 278f.; Berentsen/Schär (2017), S. 14.

⁵⁶⁷ Vgl. Berentsen/Schär (2017), S. 14; Yermack (2015), S. 38.

⁵⁶⁸ Vgl. Berentsen/Schär (2017), S. 14; Issing (2011), S. 2. Die hier zur Quantifizierung der Güterzahl herangezogene Zählvariable n soll nachfolgend auch noch in anderen Kontexten eingesetzt werden und wird daher allgemeiner als (Gesamt-) Anzahl bestimmter, in einem speziellen Kontext herangezogener Beobachtungseinheiten oder Beobachtungen definiert.

⁵⁶⁹ Vgl. Berentsen/Schär (2017), S. 14.

⁵⁷⁰ Vgl. Issing (2011), S. 2.

⁵⁷¹ Vgl. Issing (2011), S. 2.

⁵⁷² Vgl. exemplarisch Ali et al. (2014a), S. 279.

⁵⁷³ Vgl. Ali et al. (2014a), S. 278.

⁵⁷⁴ Vgl. Ali et al. (2014a), S. 278.

⁵⁷⁵ Vgl. Burdett/Trejos/Wright (2001), S. 117f.; Radford (1945), S. 189, 194.

Ebene einen Geldcharakter begründen kann, obwohl letzterer auf juristischer Ebene in Kap. 3.1.1 bereits verworfen wurde.⁵⁷⁶

3.1.2.1.3.3 Eigenschaften von Geld

Ist in der Analyse dann ein Vermögensgegenstand identifizierbar, der durch Erfüllung der oben genannten Geldfunktionen Geldcharakter besitzt, zeichnet sich dieser üblicherweise durch folgende Grundeigenschaften aus: (i) Teilbarkeit, (ii) Haltbarkeit, (iii) Seltenheit, (iv) Homogenität, (v) Wertstabilität, (vi) Transferierbarkeit, (vii) Verifizierbarkeit.⁵⁷⁷

Teilbarkeit bedeutet in diesem Kontext, dass eine Unterteilung einer bestimmten Geldeinheit in kleinere Geldeinheiten möglich ist, ohne dass dabei Wertverluste entstehen.⁵⁷⁸

Die Eigenschaft der Haltbarkeit sorgt hier dafür, dass im Zeitablauf keine Substanzverluste des Geldes (z.B. denkbar bei der Verwendung verderblicher Güter als Geldeinheiten) auftreten, die die Kaufkraft des im Umlauf befindlichen Geldes reduzieren könnten.⁵⁷⁹ Seltenheit ist für die Eignung als Geld zudem ebenso erforderlich, da sich der Wert

des Geldes für Wirtschaftssubjekte und somit dessen Eignung als Tauschmittel allein aus seiner Seltenheit (als knappe Ressource) ableitet.⁵⁸⁰ Die Eigenschaft der Homogenität bedeutet wiederum, dass sich alle im Umlauf befindlichen Geldeinheiten durch eine gleiche Beschaffenheit auszeichnen und somit problemlos durcheinander zu ersetzen sind.⁵⁸¹ Die

Wertstabilität umfasst eine stabile Kaufkraft des Tauschmittels und schließt somit Vermögensgegenstände aus, deren Werte übermäßig schwanken (hohe Volatilität) bzw. deren Angebot und Nachfrage (z.B. saisonal oder auch zufällig) auseinanderdriften.⁵⁸² Die

Eigenschaft der Transferierbarkeit umfasst, dass die Übertragung und Übereignung eines als Geld angesehenen Vermögensgegenstandes ohne größere (Transaktions-) Kosten und/oder sonstige Hürden vonstattengehen kann. Abschließend sagt die Eigenschaft der Verifizierbarkeit aus, dass sich die Echtheit im Umlauf befindlicher Geldeinheiten kontrollieren lässt und mögliche Fälschungen dadurch identifizierbar werden.

⁵⁷⁶ Vgl. Kap. 3.1.1; Ali et al. (2014a), S. 278f.

⁵⁷⁷ Vgl. Berentsen/Schär (2017), S. 16f.; Jarchow (2010), S. 3.

⁵⁷⁸ Vgl. Berentsen/Schär (2017), S. 16; Jarchow (2010), S. 3.

⁵⁷⁹ Vgl. Berentsen/Schär (2017), S. 16; Jarchow (2010), S. 3.

⁵⁸⁰ Vgl. Berentsen/Schär (2017), S. 17.

⁵⁸¹ Vgl. Berentsen/Schär (2017), S. 17; Jarchow (2010), S. 3.

⁵⁸² Vgl. hierzu und zum Folgenden Berentsen/Schär (2017), S. 16f.

3.1.2.2 Überprüfung der Erfüllung des Geldcharakters von Kryptowährungen anhand der Funktionstheorie des Geldes

3.1.2.2.1 Wertaufbewahrungsfunktion

3.1.2.2.1.1 Konzeptionelle Eignung als Wertaufbewahrungsmittel

In der Theorie könnten Kryptowährungen jedem Wirtschaftssubjekt, das ein internetfähiges Endgerät (wie z.B. einen Computer) besitzt, als Geld dienen.⁵⁸³ Deshalb soll nun anhand der zuvor definierten grundlegenden Geldfunktionen der Erfüllungsgrad dieser Funktionen durch Kryptowährungen herausgearbeitet werden.⁵⁸⁴ In diesem Zuge können dann auch Ableitungen erfolgen, wie groß der Kreis aus Nutzern ist, die Kryptowährungen ökonomisch wirklich als Zahlungsmittel ansehen. In einem ersten Schritt wird nun in diesem und in den nachfolgenden Abschnitten des (Ober-) Kapitels 3.1.2.2.1 zunächst die Erfüllung der Wertaufbewahrungsfunktion untersucht, während in späteren Abschnitten (Kap. 3.1.2.2.2 bzw. 3.1.2.2.3) dann die übrigen Geldfunktionen untersucht werden.

Zum Vorliegen der Wertaufbewahrungsfunktion wird vorausgesetzt, dass der Wert der betrachteten Kryptowährungen, denen diese Funktion zugeschrieben werden sollen, zeitlich stabil bleibt, damit für die Wirtschaftssubjekte beim Sparen im Zeitablauf keine Kaufkraft verloren geht.⁵⁸⁵ Aus einem historischen Blickwinkel war für solche Wertaufbewahrungsmittel auch immer der Diebstahlschutz relevant, sodass diese entweder einer Bank bzw. einem anderen spezialisierten Anbieter zur (sicheren) Aufbewahrung anvertraut oder durch den Besitzer selbst physisch versteckt werden mussten.⁵⁸⁶

3.1.2.2.1.2 Überprüfung der Wertaufbewahrungsfunktion von Kryptowährungen anhand einer Volatilitätsanalyse

Kryptowährungen lassen sich aufgrund ihres virtuellen Charakters nicht physisch verstecken und werden – trotz eingeführter Regulierung – gemäß einer (repräsentativen) Studie von BearingPoint für den deutschen Markt im Jahr 2020 meist auch nicht Banken oder anderen spezialisierten Anbietern zur (sicheren) Aufbewahrung anvertraut⁵⁸⁷, sondern stattdessen in privaten Wallets gehalten, deren Sicherheit ein grundsätzliches Problem in

⁵⁸³ Vgl. Ali et al. (2014a), S. 278f.

⁵⁸⁴ Vgl. hierzu und zum Folgenden (für einen ähnlichen Ansatz) Ali et al. (2014a), S. 278f.

⁵⁸⁵ Vgl. Berentsen/Schär (2017), S. 15f.; Yermack (2015), S. 39.

⁵⁸⁶ Vgl. Kleine/Munisso (2012), S. 3; Yermack (2015), S. 39.

⁵⁸⁷ Gemäß dieser Studie wollen etwa 49 % der Befragten die Aufbewahrung von Kryptowährungen lieber selbst übernehmen, während nur etwa 17 % die Aufbewahrung bei einer spezialisierten Institution bevorzugen würden Vgl. hierzu Bosch (2020).

der Kryptoökonomie darstellt.⁵⁸⁸ Während Bankeinlagen in Deutschland über einen regulatorischen Aufsichtsrahmen sowie im Verlustfalle durch ein Einlagensicherungssystem geschützt sind, sind Wallets nicht durch ein Einlagensicherungssystem erfasst.⁵⁸⁹ Allerdings existieren bereits Wallet-Anbieter, die Verträge mit Versicherungsunternehmen abgeschlossen haben, um zumindest eine rudimentäre Form der Einlagensicherung bereitzustellen zu können.⁵⁹⁰

Selbst wenn die sichere Aufbewahrung von Kryptowährungen dann kein Hindernis mehr darstellen sollte, muss zum Vorliegen der Rolle als Wertaufbewahrungsmittel zusätzlich auch noch deren Wertstabilität gegeben sein.⁵⁹¹ In diesem Kontext ist grundsätzlich zu beachten, dass nicht nur das Geld, sondern auch (andere) Assets von Wirtschaftssubjekten per se als Wertaufbewahrungsmittel anzusehen sind.⁵⁹² Insofern ist nicht nur überprüfenswert, ob sich Kryptowährungen überhaupt als Wertaufbewahrungsmittel eignen, sondern auch, ob diese Funktion z.B. im Vergleich zu den konkurrierenden Fiat-Währungen (hier: Euro) in verbessertem, vergleichbarem oder untergeordnetem Maße erfüllt ist.⁵⁹³ Dieser (Inter-Market-) Wettbewerb mit dem Euro dürfte sich durch die Entwicklung eines CBDC-Euros durch die Europäische Zentralbank (2020) sogar noch verschärfen.⁵⁹⁴

Zur Überprüfung der jeweiligen Wertstabilität bedient sich die Analyse einer vergleichenden Gegenüberstellung der Wechselkursvolatilitäten von $n_{\text{Krypt}} = 8$ zur Abdeckung der Marktheterogenität systematisch ausgewählten Kryptowährungen (Bitcoin, Ether, Ripple, Bitcoin Cash, Litecoin, IOTA, Monero und die Deutsche E-Mark)⁵⁹⁵ sowie dem Euro als gesetzliches Zahlungsmittel in der Eurozone im exemplarischen Zeitfenster vom

⁵⁸⁸ Vgl. § 1 Abs. 1a S. 2 Nr. 6 KWG; § 32 Abs. 1 S. 1 KWG; Bosch (2020); Yermack (2015), S. 39f.

⁵⁸⁹ Vgl. Büschgen/Börner (2003), S. 155f.; Yermack (2015), S. 33, 40.

⁵⁹⁰ Vgl. Yermack (2015), S. 40.

⁵⁹¹ Vgl. Baur/Dimpfl (2018b), S. 18f.; Yermack (2015), S. 40.

⁵⁹² Vgl. Baur/Hong/Lee (2018), S. 177.

⁵⁹³ Vgl. Ali et al. (2014a), S. 279; Lutz (2018), S. 8.

⁵⁹⁴ Vgl. Kap. 1.1; Europäische Zentralbank (2020), S. 1-53; Lutz (2018), S. 8.

⁵⁹⁵ Diese Auswahl soll verschiedene Kryptowährungsarten (Bitcoins, Altcoins), sowie unterschiedliche Marktkapitalisierungsniveaus, Einsatzzwecke und Technologien abdecken. Die getroffene Auswahl unterliegt folgendem Zielgedanken: Bitcoin, Ether und Ripple stellen dabei die drei größten Kryptowährungen nach Marktkapitalisierung dar. Bitcoin Cash ist aus einer Bitcoin-Fork entstanden. Litecoin wurde als Altcoin mit besonderer Ähnlichkeit zum Bitcoin ausgewählt. IOTA repräsentiert hingegen einen Altcoin mit technologischer Abweichung von der Blockchain-Technologie. Die Betrachtung von Monero erscheint aufgrund seiner mutmaßlichen Verbreitung als Tauschmittel für illegale Schwarzmarktgeschäfte interessant und die Deutsche E-Mark gilt als (deutsche) Vertreterin regionaler Kryptowährungen. Im Vergleich zu anderen Ansätzen in der Literatur, so z.B. Baur/Dimpfl (2018b), die lediglich auf den Bitcoin abzielen, wird über diese Auswahl folglich eine deutlich detailliertere Analyse erreicht. Vgl. hierzu Baur/Dimpfl (2018b), S. 29; Coinmarketcap (2019b); Deutsche-emark.org (2020b); Hurlburt (2017), S. 103; Osterrieder/Lorenz/Strika (2017), S. 59f., 67; Tennant (2017), S. 1; Webb (2018), S. 283.

01.01.2014 bis zum 01.06.2019 (s. Abb. 15).⁵⁹⁶ Allen Berechnungen der Kursvolatilitäten liegen dabei jeweils Wechselkurse gegenüber dem US-Dollar (als Numéraire) zugrunde.⁵⁹⁷ Diese Wechselkursdaten wurden für Kryptowährungen vom führenden Online-Kryptowährungsportal Coinmarketcap und für den Euro-Wechselkurs von Thomson Reuters Data Stream erhoben.⁵⁹⁸ Aufgrund der Problematik, dass Kryptowährungen sieben Tage pro Woche (Montag bis Sonntag) gehandelt werden, der Euro-Wechselkurs aber lediglich an Werktagen (Montag bis Freitag), wird für sämtliche Kursdaten eine wöchentliche Beobachtungsfrequenz (hier verwendet: Erhebungstage der Wochenschlusskurse an traditionellen Wertpapierbörsen) gewählt, was gleichzeitig auch das Problem von Wochentagseffekten⁵⁹⁹ von Tagesdaten mindert.⁶⁰⁰

Methodisch werden die wöchentlichen Wechselkursänderungen hier für eine verbesserte Vergleichbarkeit der jeweiligen Wertstabilität als diskrete Rendite über die Formel

$$R_{i,t}^D = \left(\frac{P_{i,t}}{P_{i,t-1}} - 1 \right) \quad (2)$$

mit $R_{i,t}^D$ als diskrete Rendite eines Assets i zum Zeitpunkt t , mit $P_{i,t}$ als dessen Kurswert zum Zeitpunkt t und mit $P_{i,t-1}$ als dessen Kurswert zum Zeitpunkt $t - 1$ berechnet.⁶⁰¹ Der Renditebegriff findet dabei häufig im Kontext von Investitionen Verwendung und ist dabei als das Verhältnis aus den Investitionsrückflüssen (= Anlageergebnis) und dem dafür eingesetzten Vermögen definiert.⁶⁰² Dass die Wechselkursänderungen der Kryptowährungen im aktuellen Kontext dennoch als Renditen interpretiert werden, begründet sich

⁵⁹⁶ Vgl. für eine ähnliche Vorgehensweise mit ggf. abweichendem lokalen Bezug u.a. Ali et al. (2014a), S. 279-281; Dwyer (2015), S. 89f.

⁵⁹⁷ Bei Kryptowährungen, für die Wechselkursdaten lediglich erst nach dem 01.01.2014 verfügbar waren, wurde der Beobachtungszeitraum entsprechend der Datenverfügbarkeit angepasst. Gründe dafür können z.B. wie im Falle von IOTA darin liegen, dass die jeweilige Kryptowährung erst später entwickelt bzw. der Öffentlichkeit zur Verfügung gestellt wurde. Vgl. hierzu exemplarisch Tennant (2017), S. 1.

⁵⁹⁸ Eine ausführliche Übersicht der verwendeten Zeitreihen ist zur Vollständigkeit auch im Appendix A.1 (Tab. 18) hinterlegt.

⁵⁹⁹ So ist z.B. die Aktienmarkt-Rendite an Montagen häufig durch das vorangegangene (handelsfreie) Wochenende beeinflusst. Und auch im Kryptowährungshandel existieren solche Wochentagseffekte: So zeigen Aslanidis/Bariviera/Savva (2020), dass montags höhere Renditen und Mittwochs höhere Volatilitäten zu erwarten sind. Darüber hinaus zeigen die Autoren, dass auch die Korrelationen von Kryptowährungen zu traditionellen Assetklassen über die Woche hinweg abnahm. Vgl. hierzu Aslanidis/Bariviera/Savva (2020), S. 10, 12; Gibbons/Hess (1981), S. 579; Yermack (2015), S. 41.

⁶⁰⁰ Vgl. Aslanidis/Bariviera/Savva (2020), S. 10, 12; Gibbons/Hess (1981), S. 579; Yermack (2015), S. 41.

⁶⁰¹ Vgl. Miskolczi (2017), S. 128. In der Literatur wählen z.B. Ali et al. (2014a) in ihren Ausführungen eine ähnliche Darstellungsform, indem sie Wechselkursänderungen über die tägliche Änderungsrate (in Prozent) abbilden. Vgl. hierzu Ali et al. (2014a), S. 280.

⁶⁰² Vgl. Bruns/Meyer-Bullerdiek (2020), S. 4; Spremann (2008), S. 71.

u.a. darin, dass hohe Wechselkursänderungen für Investoren am Kapitalmarkt die Möglichkeit für Spekulationsgewinne eröffnen.⁶⁰³ Extreme Renditen wären somit zwar ggf. für Investoren interessant, im Hinblick auf die Wertaufbewahrungsfunktion wären diese aber nicht zuträglich.⁶⁰⁴ Stattdessen wird die Rolle von Kryptowährungen als Wertaufbewahrungsmittel umso besser erfüllt, je geringer ihre jeweilige Kursvolatilität ausfällt.⁶⁰⁵

Anhand von Abb. 15 ist deutlich erkennbar, dass der Wechselkurs von Kryptowährungen (jeweils schwarz markiert) deutlich volatil ist als der Wechselkurs des Euro (blau markiert).⁶⁰⁶ Während die aus dem Euro-Wechselkurs berechnete Rendite nur gering um die Marke von 0 % herum streut (Renditeminimum: -1,73 %; Maximum: 1,92 %), liegen die Extrema der betrachteten Renditen hier deutlich davon entfernt. Die extremsten Renditen sind hierbei bei der Deutschen E-Mark beobachtbar mit einem Renditeminimum von -63,37 % und einem Renditemaximum von 328,84 %. Allerdings ergeben sich innerhalb der Gruppe der Kryptowährungen auch noch einmal extrem hohe Unterschiede bei ihrer jeweiligen Wechselkursvolatilität, wie etwa der exemplarische Vergleich von Bitcoin (Minimum: -22,40 %, Maximum: 50,97 %) und Ethereum (Minimum: -29,62 %, Maximum: 50,09 %) mit den Renditeextrema der Deutschen E-Mark (s.o.) demonstriert.⁶⁰⁷ Somit scheinen die Altcoins tendenziell sogar noch einmal anfälliger für Kursschwankungen zu sein als der selbst äußerst volatile Bitcoin.⁶⁰⁸ Auch im Mittel liegen die Kryptowährungsrenditen – hier im Wertebereich zwischen 1,32 % für den Bitcoin und 4,22 % für Ethereum – weiter von 0 % entfernt als die zugehörigen Renditen des Euros (-0,06 %).

⁶⁰³ Vgl. Baur/Hong/Lee (2018), S. 178. Unter Spekulation sei in diesem speziellen Anwendungskontext in Anlehnung an die allgemeine Definition von Büschgen (2012) die Ausnutzung kurzfristiger Wechselkursänderungen verstanden, bei der durch den zielgerichteten An- und Verkauf von Vermögensgegenständen, Gewinne erwirtschaftet werden sollen. Vgl. hierzu Büschgen (2012), S. 945.

⁶⁰⁴ Vgl. Baur/Dimpfl (2018b), S. 2; Baur/Hong/Lee (2018), S. 177f.

⁶⁰⁵ Vgl. Baur/Dimpfl (2018b), S. 19.

⁶⁰⁶ Vgl. für ähnliche Beobachtungen Ali et al. (2014a), S. 279f.; Ciaian/Rajcaniova/Kancs (2018), S. 193. In diesem Kontext argumentiert Hayes (2017), dass die hier beobachtete Volatilität der Wechselkurse auch stark von der Definition des Numéraires abhängen. Einen möglichen Einwand, dass der Wert des US-Dollars die gemeinsamen Wechselkurse mit den Kryptowährungen beeinflusst haben und somit anstelle der Kryptowährungen für die hohen Wechselkursvolatilitäten verantwortlich sein könnte, kann aber bereits dadurch entkräftet werden, dass dieser eine wertstabile und weltweit beachtete Leitwährung darstellt und der als Referenz ebenso angegebene, in US-Dollar denominierte Euro-Wechselkurs im Gegensatz zu den Kryptowährungskursen nur geringfügig schwankt (s. Abb. 15). Vgl. hierzu Ali et al. (2014a), S. 279f.; Hayes (2017), S. 1309; Kempa (2009), S. 12; Pickenbrock (2013), S. 480.

⁶⁰⁷ Diese teils drastischen Unterschiede in der Streuungsbreite lassen sich anstelle dieser klassischen Volatilitätsbetrachtung auch über eine Betrachtung von Boxplots visualisieren (s. Appendix A.1 (Abb. 52)).

⁶⁰⁸ Vgl. für eine ähnliche Beobachtung Yi/Xu/Wang (2018), S. 102. Diese Beobachtung wird sich im Nachgang auch noch einmal in Kap. 4.5.3.1 und Appendix A.2.3 (Tab. 22) bestätigen. Vgl. hierzu Kap. 4.5.3.1, Appendix A.2.3.

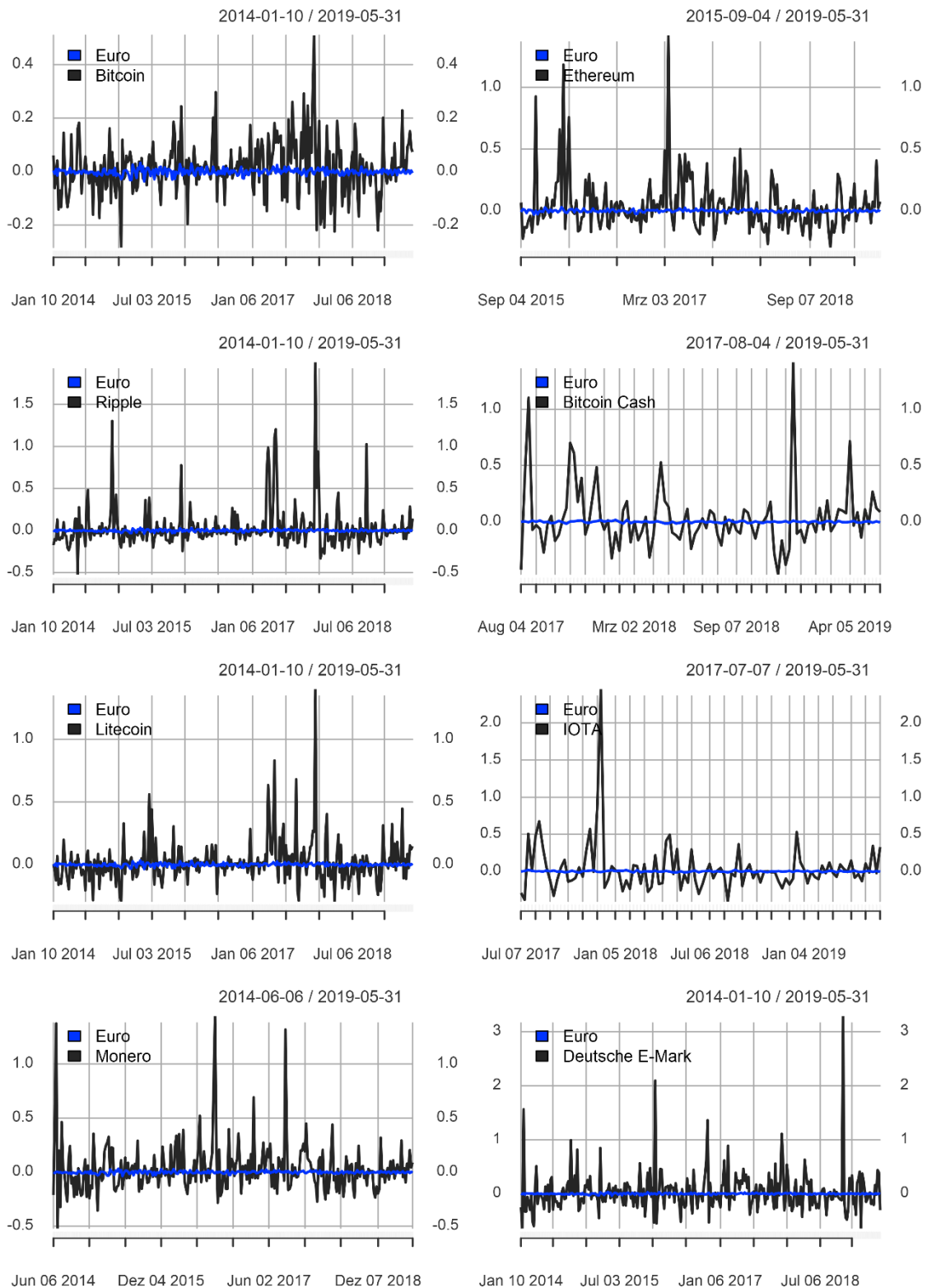


Abb. 15: Darstellung der Volatilität der in US-Dollar notierten Wechselkurse ausgewählter Kryptowährungen sowie des Euros⁶⁰⁹

⁶⁰⁹ Eigene Berechnungen in konzeptioneller Anlehnung an Ali et al. (2014a), S. 276 sowie unter Verwendung der bereitgestellten Daten von Coinmarketcap und Thomson Reuters Datastream.

3.1.2.2.1.3 Deutung der Analyseergebnisse

Aus den zuvor präsentierten Ergebnissen lässt sich u.a. konsistent zur Ansicht der Europäischen Zentralbank (2015) ableiten, dass Kryptowährungen aufgrund ihrer hohen Wertschwankungen zumindest aktuell deutlich schlechtere Wertaufbewahrungsmittel darstellen als z.B. der Euro, weil damit auch hohe Abwertungen und somit auch entsprechende Kaufkraftverluste für die Wirtschaftssubjekte verbunden sein können.⁶¹⁰

#	Titel	Marktkapitalisierung [in Mio. EUR]
1	SAP	140.729
2	Bitcoin	126.594
3	Linde	94.609
4	Siemens	91.307
5	Allianz	88.279
6	Deutsche Telekom	72.415
7	BASF	58.348
8	Daimler	57.095
9	Adidas	53.400
10	Bayer	44.478
11	BMW (Stückaktie)	43.467
12	Deutsche Post	34.695
13	Münchner Rück	33.945
14	Volkswagen (Vorzugsaktie)	30.311
15	Fresenius	27.041
16	Continental	25.808
17	Beiersdorf	25.805
18	Vonovia	24.159
19	Ethereum	23.950
20	Deutsche Börse	23.247
...
26	Ripple	15.016

Tab. 4: Einordnung der führenden Kryptowährungen nach Marktkapitalisierung (umgerechnet in EUR) in das Marktkapitalisierungsranking der DAX30-Unternehmen (in EUR; Stand: 20.05.2019)⁶¹¹

Andere Finanzinstrumente (wie z.B. Rohstofftitel oder Aktien), die sich ebenso durch hohe Volatilitäten und Renditeerwartungen auszeichnen, sind dabei allesamt als Investmentvehikel anzusehen.⁶¹² Diese Investmentvehikel zeichnen sich gleichzeitig aber auch durch entsprechende Kursrisiken⁶¹³ aus, d.h., es besteht die Gefahr eines teilweisen oder kompletten Verlustes ihres Vermögens.⁶¹⁴ In der Rückblende auf Abb. 15 (aus dem Vorabschnitt) zeigt sich, dass sich negative Renditen extremeren Ausmaßes auch für die zuvor betrachteten Kryptowährungen abzeichnen, wobei darüber hinaus gemäß Kap. 2.2.2

⁶¹⁰ Vgl. Kap. 3.1.2.2.1.3; Ali et al. (2014a), S. 279; Europäische Zentralbank (2015), S. 23f.; Matthies (2004), S. 57.

⁶¹¹ Eigene Darstellung anhand der bereitgestellten Daten von Coinmarketcap (2021a), Coinmarketcap (2021c), Coinmarketcap (2021j), Statista (2019) und der Datenbank Thomson Reuters Datastream.

⁶¹² Vgl. Baur/Dimpfl (2018b), S. 19.

⁶¹³ Eine detailliertere Erläuterung sämtlicher Risiken im Kryptowährungskontext erfolgt in Kap. 3.2.2.4.

⁶¹⁴ Vgl. Kap. 3.2.2.4; Baur/Dimpfl (2018b), S. 19.

selbst der Kompletterlust, hier getrieben durch die endgültige Inaktivität einer Kryptowährung, generell möglich ist.⁶¹⁵ Zurückführen lassen sich diese hohen Volatilitäten von Kryptowährungen im Kern auf die Unsicherheit der Investoren.⁶¹⁶ Die Käufer von Kryptowährungseinheiten scheinen diesen zwar einen positiven Wert beizumessen, weil sie offensichtlich einen Preis größer null zu zahlen bereit sind.⁶¹⁷ Genauer lassen sich die Marktkapitalisierungen führender Kryptowährungen (Bitcoin, Ethererum und Ripple) sogar mit den Marktkapitalisierungen der DAX30-Unternehmen (s. Tab. 4) als größte deutsche börsennotierte Unternehmen vergleichen.⁶¹⁸ Aber wie hoch der Fundamentalwert solcher Kryptowährungen wirklich ist, lässt sich schwer quantifizieren und ist in der Literatur durchaus umstritten.⁶¹⁹

Thiele/Diehl (2017) begründen die oben beobachteten Wertschwankungen von Kryptowährungen mit einer mangelnden Wertbasis.⁶²⁰ Denn Kryptowährungen weisen keinen intrinsischen Wert auf, der sich wie im Falle von Warengeld (z.B. Gold) aus dessen Konsum- oder Produktionsnachfrage ableiten ließe, und es steht auch keine zentrale Institution wie z.B. der Staat hinter der Kryptowährung, der sein Steueraufkommen in dieser Kryptowährung eintreibt und darüber eine direkte Nachfrage nach der jeweiligen Kryptowährung schaffen würde.⁶²¹ Zudem gehen für Besitzer von Kryptowährungen auch keine (direkt verbundenen) Finanzströme wie z.B. Zinsen oder Dividenden ein, auf deren Basis ein Fundamentalwert begründet und berechnet werden könnte.⁶²² Im Gegensatz zu den oben erwähnten DAX30-Unternehmen besitzen Kryptowährungen auch kein Geschäftsmodell, das einen Wert stiften könnte.⁶²³ Stattdessen liegen die einzigen Funktionalitäten von Kryptowährungen oftmals darin, dass diese an andere Wirtschaftssubjekte weiterverkauft oder -transferiert werden können.⁶²⁴ Konsistent zur vorausgegangenen Argumentation kommen auch Cheah/Fry (2015) in einer empirischen Studie für den Bitcoin zum Ergebnis, dass dieser eigentlich einen Fundamentalwert von null besitzt.⁶²⁵

⁶¹⁵ Vgl. Kap. 2.2.2; Glas/Poddig (2018), S. 127; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 5, 9f.

⁶¹⁶ Vgl. Ali et al. (2014a), S. 279; Meier/Hansen/Mendle (2019), S. 23; Yermack (2015), S. 36f., 42.

⁶¹⁷ Vgl. Ali et al. (2014a), S. 279.

⁶¹⁸ Vgl. für einen ähnlichen Vergleich Meier/Hansen/Mendle (2019), S. 23.

⁶¹⁹ Vgl. exemplarisch Ali et al. (2014a), S. 279; Yermack (2015), S. 36f.

⁶²⁰ Vgl. Thiele/Diehl (2017), S. 4.

⁶²¹ Vgl. Ali et al. (2014a), S. 279; Baur/Dimpfl (2018b), S. 21; Goodhart (1998), S. 415f.; Govett/Govett (1982), S. 85f.; Lo/Wang (2014), S. 11; World Gold Council (2021a).

⁶²² Vgl. Meier/Hansen/Mendle (2019), S. 25.

⁶²³ Vgl. zum Begriff des Geschäftsmodells Lindgardt et al. (2013), S. 291-293.

⁶²⁴ Vgl. Mohamed (2020); Nakamoto (2008), S. 1f. Ein berühmtes Zitat von Warren Buffet lautet hierzu „Cryptocurrencies basically have no value. You can't do anything with it except sell it to somebody else“ (Originalzitat von Warren Buffet, zitiert in: Mohamed (2020)).

⁶²⁵ Vgl. Cheah/Fry (2015), S. 35.

Andere Strömungen sehen eine mögliche wertbegründenden Eigenschaft immerhin in der Nützlichkeit solcher Kryptowährungen sowie in ihrem System implementierter Zusatzleistungen für die Konsumenten in einer Ökonomie.⁶²⁶ Dieses Argument wird besonders deutlich, wenn eine Kryptowährung wie z.B. Ether genutzt werden muss, um Zugang zur Technologie im Kryptowährungssystem verwobener Applikationen (dort: z.B. Smart Contracts) zu erhalten, was etwa beim Emissionsprozess neuer Token Verwendung findet (s. Kap. 2.1.2.2.2.3).⁶²⁷ In diesem Falle würden verschiedene Kryptowährungen mit ihren teils divergierenden Anwendungskonzepten dem Verwender daher auch einen abweichenden Nutzen stiften.⁶²⁸ Ein weiterer exemplarischer Begründungsansatz liegt zudem in der Interpretation von Kryptowährungskursen als Gegenwert des kostenintensiven Mining-Verfahrens.⁶²⁹ Allerdings – so wird eine genauere Untersuchung der Kurstreiber von Kryptowährungen in Kap. 3.2.2.1.2 zeigen – ist die Existenz einiger solcher (angeblicher) Werttreiber in der empirischen Literatur nicht unumstritten.⁶³⁰

Neben dem Fundamentalwert von Kryptowährungen, der deren Marktpreise somit offensichtlich nicht (alleine) erklären kann, führen Lo/Wang (2014) daher zusätzlich noch deren Spekulationswert ein, der sich dann primär aus dem Vertrauen der Anleger ergibt.⁶³¹ Hierbei spekulieren die Investoren, dass der künftige Wert einer Kryptowährungseinheit langfristig weiter ansteigen wird, was durch die deflationäre Architektur solcher Kryptowährungssysteme (sukzessiv wachsende Kryptowährungsnachfrage bei nur langsam und vorhersehbar wachsendem Kryptowährungsangebot) auch begünstigt wird.⁶³² Ebenso spekulationsfördernd wirken sich auch die geringen Handelsvolumina aus, sodass (je nach Kryptowährung) bereits geringere Veränderungen von Angebot und Nachfrage zur Preisbeeinflussung ausreichen.⁶³³ Bei einer Betrachtung der Studien von Baur/Hong/Lee (2018), Bouoiyour/Selmi (2015) und Cheah/Fry (2015) eröffnet sich, dass konsistent hierzu auch diverse Blasenbildungen in der Preisentwicklung des Bitcoins identifizierbar sind, welche konkret als Abkopplung des Bitcoin-Marktpreises von seinem Fundamentalwert (z.B. infolge aktueller Marktsentiments oder irrationaler Erwartungen)

⁶²⁶ Vgl. Dorofeyev et al. (2018), S. 438; Yermack (2015), S. 36.

⁶²⁷ Vgl. Kap. 2.1.2.2.2.3; Hahn/Wons (2018), S. 1; Sixt (2017), S. 189f.

⁶²⁸ Vgl. ähnlich Dorofeyev et al. (2018), S. 438.

⁶²⁹ Vgl. Georgoula et al. (2015), o.S.; Hayes (2017), S. 1309, 1312; Sovbetov (2018), S. 7.

⁶³⁰ Vgl. Kap. 3.2.2.1.2; Georgoula et al. (2015), o.S.; Kjærland et al. (2018), S. 14; Meier/Hansen/Mendle (2019), S. 25.

⁶³¹ Vgl. Gangwal/Longin (2018), S. 6f.; Lo/Wang (2014), S. 12.

⁶³² Vgl. Baur/Hong/Lee (2018), S. 178; Sixt (2017), S. 108. Dieses Deflationsargument wird in Kap. 3.1.2.2.4.1 für die dortige Diskussion noch einmal ausführlicher aufbereitet, sodass sich die Darstellung hier zunächst nur auf die für den aktuellen Kontext notwendigen Verständnisgrundlagen beschränkt.

⁶³³ Vgl. Coinmarketcap (2019b); Hanl/Michaelis (2017), S. 365.

auftreten und als Resultat von Spekulation angesehen werden können.⁶³⁴ In der Folge ergäbe sich die Preisentwicklung dann sogar schlimmstenfalls als Resultat von Spekulationsblasen und darauf folgenden Abstürzen.⁶³⁵ Erschwerend kommt in solchen Situationen noch hinzu, dass aufgrund ihres dezentralen Charakters (s. Kap. 2.1.1) keine regulatorische Behörde (wie z.B. eine Zentralbank) einschreiten und die Kursentwicklung von Kryptowährungen im Notfall unterstützen kann, sodass sich deren Verwendung als Wertaufbewahrungsmittel gemäß Baur/Dimpfl (2018b) dann nicht nur negativ auf die Ersparnisse der betroffenen Wirtschaftssubjekte, sondern auch negativ auf die Gesamtwirtschaft auswirken kann.⁶³⁶ Schlussendlich ist dieser herausstechende Spekulationscharakter zudem eine sinnvolle Erklärung für die oben festgestellte Überschussvolatilität der Kryptowährungen gegenüber Fiat-Währungen (hier: dem Euro).⁶³⁷

Zusammengefasst hängt die Preisentwicklung von Kryptowährungen und daher auch deren Möglichkeit, als Wertaufbewahrungsmittel dienen zu können, also von den (selbsterfüllenden) Erwartungen der Wirtschaftssubjekte über deren künftige Nutzungsperspektive und der damit verbundenen Kryptowährungsnachfrage ab.⁶³⁸ Die langfristige Eignung von Kryptowährungen als Wertaufbewahrungsmittel wird somit primär dadurch beeinflusst, ob sich Kryptowährungen generell auf dem Markt durchsetzen⁶³⁹ werden und, falls ja, welche Titel dies dann sein werden.⁶⁴⁰

Gemäß der in einem anderem Kontext bereits zitierten Studie von BearingPoint für den deutschen Markt im Jahr 2020 sehen allerdings ca. 76 % der Befragten keine Ablösung der aktuell dominierenden staatlichen Fiat-Währungen durch Kryptowährungen, was neben der geplanten Einführung eines digitalen Euros durch die Europäische Zentralbank u.a. auch an fehlendem Vertrauen in die Wertstabilität von Kryptowährungen festgemacht werden kann:⁶⁴¹ Während sich das Vertrauen in die Wertstabilität von Kryptowährungen – trotz zunehmender Marktreife und sukzessiv gewachsener regulatorischer Rahmenbedingungen – von 2017 bis 2020 etwa halbierte (2017: ca. 33 % der Befragten; 2020: ca.

⁶³⁴ Vgl. Baur/Hong/Lee (2018), S. 181f., 187; Bouoiyour/Selmi (2015), S. 468; Cheah/Fry (2015), S. 32-35; Dale/Johnson/Tang (2005), S. 233, 237f.; Lo/Wang (2014), S. 11f.; Shiller (2015), S. 121f., 160, 171-174. Einen Literaturüberblick zu diesem Thema liefern zudem Kyriazis/Papadamou/Corbet (2020).

⁶³⁵ Vgl. Meier/Hansen/Mendle (2019), S. 25; Sovbetov (2018), S. 5.

⁶³⁶ Vgl. Kap. 2.1.1; Baur/Dimpfl (2018b), S. 19.

⁶³⁷ Vgl. Kap. 3.1.2.2.1.2; Baur/Dimpfl (2018b), S. 1.

⁶³⁸ Vgl. Ali et al. (2014a), S. 279; Dorofeyev et al. (2018), S. 438; Lo/Wang (2014), S. 3.

⁶³⁹ Zur Thematik, ob langfristig etwa eine Koexistenz von staatlichen Fiat-Währungen und Kryptowährungen denkbar ist, sei der Literaturüberblick von Lutz (2018) empfohlen.

⁶⁴⁰ Vgl. Ali et al. (2014a), S. 279; Lutz (2018), S. 8.

⁶⁴¹ Vgl. Bosch (2020); Europäische Zentralbank (2015), S. 23; Europäische Zentralbank (2020), S. 1-52.

17 %), ist das Vertrauen in Gold (ca. 87 %) und Fiat-Währungen (ca. 86 %) – trotz der angesprochenen (temporären) Vertrauensverluste in das traditionelle Finanzsystem (s. Kap. 1.1) – weiterhin hoch.⁶⁴² Dass sich Kryptowährungen aktuell – zumindest unter extremen Krisenbedingungen – auch als Wertaufbewahrungsmittel eignen können, zeigt das Beispiel Venezuela, wo die heimische Währung, der Boliviar Fuerte (VEF), durch eine extreme Inflation (2019: 19.906 %) sehr stark abgewertet wurde und Kryptowährungen, insbesondere der Bitcoin, von den Wirtschaftssubjekten zur Bewahrung ihrer Kaufkraft als Wertaufbewahrungsmittel Verwendung fand.⁶⁴³ Jedoch gilt dies nur für Länder mit Zentralbanken, die keine stabilitätsorientierte Geldpolitik betreiben, weil die Volatilitäten der Kryptowährungen dort ausnahmsweise geringer ausfallen als die der abgewerteten Landeswährungen.⁶⁴⁴ Für die Bundesrepublik Deutschland gilt dies dagegen nicht, da die Europäische Zentralbank qua Gesetz zur Unabhängigkeit von politischen Institutionen verpflichtet ist (Verbot direkter Staatsfinanzierung) und das Oberziel der Preisniveaustabilität (Inflationsziel unter, aber nahe 2 %) verfolgen muss.⁶⁴⁵ Insofern lässt sich auch das obige Ergebnis erklären, dass sich Kryptowährungen dort im Vergleich zum Euro weniger zur reinen Wertaufbewahrung eignen und folglich zumindest keine spürbare Rolle spielen.⁶⁴⁶ Dieses Ergebnis deckt sich ebenfalls mit dem Länderranking des Bitcoin Market Potential Index (BMPI)⁶⁴⁷ von Hileman (2014, 2015) zur Messung des jeweiligen Nutzens des Bitcoins für Wirtschaftssubjekte in verschiedenen Ländern, bei dem Venezuela Platz 2 und Deutschland erwartungsgemäß nur Platz 102 einnimmt.⁶⁴⁸

Insgesamt bestätigt und aktualisiert dieses Ergebnis der (weiterhin hohen) Volatilität der Kryptowährungskurse die bisherigen Ergebnisse in der Literatur, etwa von Yermack (2015) oder der Europäischen Zentralbank (2015)⁶⁴⁹, wengleich auch unter deutlich ge-

⁶⁴² Vgl. Kap. 1.1, 3.1.1; Bosch (2020); Kakinaka/Umeno (2021), S. 13f.

⁶⁴³ Vgl. Chong (2019); International Monetary Fund (2020), S. 57; Johnson (2019), S. 1-3.

⁶⁴⁴ Vgl. Cifuentes (2019), S. 102; Gupta (2014); Thiele/Diehl (2017), S. 3-6.

⁶⁴⁵ Vgl. Art. 282 Abs. 2 AEUV; Europäische Zentralbank (2021e); Thiele/Diehl (2017), S. 4-6.

⁶⁴⁶ Vgl. ähnlich Meier/Hansen/Mendle (2019), S. 24; Thiele/Diehl (2017), S. 6.

⁶⁴⁷ Für den BMPI wird für die Kategorien Inflation, Schwarzmarkt, Persönliche Überweisungen, Technologische Penetration, Finanzkrise, Finanzielle Repression und Bitcoin Penetration jeweils ein ordinales Länderranking (mit jeweils absteigender Intensität) gebildet, wobei die Position des jeweils betrachteten Landes in einer Kategorie dann als Score (gewichtet mit einem kategoriebezogenen Faktor) in die Berechnung eines ordinalen Länderrankings über alle Kategorien einfließt. Venezuela belegt Platz 2 insbesondere aufgrund seiner extremen Inflation und der dort vorherrschenden Wirtschaftskrise, was zu hohen Scores geführt hat. Vgl. hierzu Hileman (2014), S. 3-7, 14-17; Hileman (2015), S. 92f.

⁶⁴⁸ Vgl. Cifuentes (2019), S. 100; Hileman (2014), S. 4-17; Hileman (2015), S. 92f.

⁶⁴⁹ Vgl. Europäische Zentralbank (2015), S. 23f.; Yermack (2015), S. 40f.

änderten Rahmenbedingungen: So verdeutlichen Corbet et al. (2018a), dass die Einführung von Bitcoin-Futures im Dezember 2017 auch eine Harmonisierung der Wechselkursvolatilitäten hätte bewirken können – zumindest dann, wenn der Handel von Bitcoin-Futures z.B. auch Hedging-Strategien ermöglicht hätte, die das Preisrisiko auf dem Kassamarkt hätten reduzieren können.⁶⁵⁰ Da das Vorliegen eines solchen Effektes in der Literatur jedoch umstritten ist⁶⁵¹, lassen sich trotz des zeitlichen Abstands und einiger Veränderungen in der Kryptoökonomie letztlich auch die weiterhin vergleichbaren Ergebnisse erklären.

3.1.2.2.2 Tauschmittelfunktion

3.1.2.2.2.1 Theoretische Grundlagen zur Erfüllung der Tauschmittelfunktion

Zum Vorliegen der Tauschmittelfunktion von Kryptowährungen wird in der Literatur gemeinhin vorausgesetzt, dass diese bei einer kritischen Masse von Händlern als Zahlungsmittel für eine breite Palette von Gütern, sonstige Vermögensgegenstände oder Dienstleistungen akzeptiert werden.⁶⁵²

Denn die in den Kapiteln 2.2.2 und 2.2.3 bereits angeführten (positiven) Netzwerkeffekte gelten nicht nur im dortigen Intra-Market-Wettbewerb auf dem Kryptowährungsmarkt, sondern auch im Inter-Market-Wettbewerb mit anderen Zahlungsmitteln, sodass ein Zahlungsmittel immer dann besonders nachgefragt wird, wenn gleichzeitig eine möglichst hohe Zahl anderer Wirtschaftssubjekte (z.B. Händler) dieses ebenso als Tauschmittel akzeptieren.⁶⁵³ Da Kryptowährungen als dezentrale Zahlungsmittel nicht von einem Staat herausgegeben werden, der deren Akzeptanz über die juristische Definition als gesetzliches Zahlungsmittel erzwingen könnte, kann die notwendige kritische Masse an Nutzern nur dann erreicht werden, wenn sich die Erwartung ihrer Verwender selbst erfüllt, dass die jeweilige Kryptowährung auch von möglichst vielen anderen Wirtschaftssubjekten akzeptiert werden möge.⁶⁵⁴ Erschwert wird die Transition hin zu einem allgemein akzeptierten Tauschmittel nicht nur durch derartige Netzwerkeffekte, sondern auch durch damit

⁶⁵⁰ Vgl. Corbet et al. (2018a), S. 23, 26f.

⁶⁵¹ Vgl. für verschiedene exemplarische Literaturmeinungen zu diesem Thema Corbet et al. (2018a), S. 26f.; Sebastião/Godinho (2019), S. 1.

⁶⁵² Vgl. Ali et al. (2014a), S. 279; Baur/Hong/Lee (2016), S. 9; Lo/Wang (2014), S. 3.

⁶⁵³ Vgl. Kap. 2.2.2, 2.2.3; Gandal/Halaburda (2016), S. 3; Luther (2016), S. 553f.; Lutz (2018), S. 8; Sixt (2017), S. 26.

⁶⁵⁴ Vgl. Ali et al. (2014a), S. 279f.; Lo/Wang (2014), S. 3; Sixt (2017), S. 26.

verbundene Wechselkosten, die gemeinsam dazu führen können, dass selbst die technische oder konzeptionelle Überlegenheit einer neuen Alternativwährung nicht zu einer Ablösung eines aktuell dominierenden Tauschmittels führen muss.⁶⁵⁵

3.1.2.2.2.2 Akzeptanzstellen von Kryptowährungen

Zur Einschätzung, inwieweit sich die Akzeptanz von Kryptowährungen als Zahlungsmittel in der Gesellschaft – trotz möglicher Hindernisse (s. Kap. 3.1.2.2.2.1) – bereits durchgesetzt hat, wird hier in Anlehnung an Ali et al. (2014a) zunächst die Anzahl ihrer jeweiligen Akzeptanzstellen verglichen mit anderen (Online-) Zahlungsmitteln als ein möglicher Indikator herangezogen.⁶⁵⁶

Im Gegensatz zu Zahlungsmitteln wie z.B. Kreditkarten, deren Akzeptanzstellen (einfach) über die Anzahl registrierter Kreditkartenterminals gemessen werden kann, ist es nicht zuletzt aufgrund der (Pseudo-) Anonymität der Nutzer und ihres möglichen Besitzes mehrerer Adressen nur schwer genau nachzuhalten, wie viele Akzeptanzstellen Kryptowährungen genau besitzen.⁶⁵⁷ Aus diesem Grund bezieht sich die Fachliteratur häufig auf die Zahlen spezialisierter Online-Plattformen (wie z.B. Coinmap.org oder Cryptwerk.com), auf dem bekannte (stationäre) Akzeptanzstellen von Kryptowährungen registriert und optisch als digitale Landkarteneinträge aufbereitet werden.⁶⁵⁸ Bezogen auf solche Standortdaten von Coinmap (2020b) zählen Balz/Paulick (2019) von der Deutschen Bundesbank weltweit rund 15.000 (stationäre) Akzeptanzstellen.⁶⁵⁹ Werden neben stationären zusätzlich noch digitale Akzeptanzstellen ergänzt, so lassen sich gemäß einer Studie der Kryptoanlagegesellschaft Grayscale aus dem Jahr 2019 im Aggregat weltweit über 100.000 Akzeptanzstellen identifizieren.⁶⁶⁰ Bei einem Vergleich mit Abramova/Böhme (2016), die basierend auf Daten von CoinDesk (2016) bereits deutlich früher eine Zahl von 150.000 Akzeptanzstellen ausgewiesen haben, zeigt sich die zuvor angesprochene Unschärfe der öffentlich kolportierten Größenordnungen.⁶⁶¹ Egal welche

⁶⁵⁵ Vgl. Kap. 2.2.3; Dowd/Greenaway (1993), S. 1188f.; Luther (2016), S. 553f.

⁶⁵⁶ Vgl. Kap. 3.1.2.2.2.1; Ali et al. (2014a), S. 279.

⁶⁵⁷ Vgl. Balz/Paulick (2019), S. 13 (inkl. Fn. 3); Gervais et al. (2014), S. 59; Goecke (2010), S. 183-185; Sixt (2017), S. 33.

⁶⁵⁸ Vgl. Balz/Paulick (2019), S. 13 (inkl. Fn. 3); Coinmap (2020b); Cryptwerk (2021a); Cryptwerk (2021b); Cryptwerk (2021c); Cryptwerk (2021d).

⁶⁵⁹ Vgl. Balz/Paulick (2019), S. 13 (inkl. Fn. 3); Coinmap (2020b).

⁶⁶⁰ Vgl. Beck (2019), S. 5.

⁶⁶¹ Vgl. Abramova/Böhme (2016), S. 1; CoinDesk (2016), zit. n. Abramova (2016), S. 1.

dieser Prognosen die Realität genauer abbilden, so zeigen sämtliche Zahlen dennoch unisono, dass die Akzeptanz von Kryptowährungen im Vergleich zu anderen Zahlungsmitteln extrem gering ausfällt.⁶⁶² Zum Vergleich: Auf weltweiter Ebene weist das Kreditkartenzahlungssystem von Visa 44 Mio. Akzeptanzstellen und der (Online-) Zahlungsdienst PayPal bereits 21 Mio. Akzeptanzstellen auf.⁶⁶³ Bezogen auf Deutschland existieren aktuell allein ca. 1 Mio. stationäre (Kreditkarten-) Zahlungsterminals.⁶⁶⁴

Allerdings könnte die Nutzung von Kryptowährungen als Zahlungsmittel dadurch noch einmal einen deutlichen Schub erhalten, dass etwa PayPal den Nutzern seiner 346 Millionen Konten seit dem Jahr 2021 (zunächst limitiert auf die USA und später auch für weitere Länder) den Kauf und Verkauf sowie die Lagerung von vier verschiedenen Kryptowährungen (Bitcoin, Ether, Litecoin, Bitcoin Cash) anbietet und auch eine Zahlungsoption mit Kryptowährungen anbietet.⁶⁶⁵ Ob die Einführung eines Kryptoverwahrgeschäfts durch etablierte und seriös anmutende Anbieter aus dem traditionellen Finanzsystem wirklich durch die Kunden angenommen wird und dadurch die Nutzung von Kryptowährungen gefördert wird, bleibt dabei angesichts der bereits zitierten Studienergebnisse von BearingPoint zur geringen Akzeptanz solcher Kryptoverwahraleistungen durch spezialisierte Anbieter (s. Kap. 3.1.2.2.1.2) jedoch abzuwarten.⁶⁶⁶ Gleichzeitig wird sich ebenso erst künftig zeigen, inwiefern sich die Regulierung solcher Anbieter von Kryptoverwahraleistungen im deutschen Kreditwesengesetz⁶⁶⁷ langfristig noch auf diese Quoten auswirken wird. Bezogen auf die von PayPal eingeführte Zahlungsoption mit Kryptowährungen ist zudem auffällig, dass dabei keine Kryptowährungseinheiten an die verbundenen Händler weitergeleitet werden, sondern lediglich das zu belastende Nutzerkonto bei PayPal in Kryptowährungen denominiert ist und dann eine Umwandlung in das gesetzliche Zahlungsmittel stattfindet.⁶⁶⁸ In diesem Falle stellt (bei einer strengen Auslegung) lediglich PayPal eine weitere Akzeptanzstelle von Kryptowährungen dar, aber weiterhin nicht die kooperierenden Online-Shops, sodass zwar ggf. häufiger mit Kryptowährungen bezahlt werden könnte, aber die Akzeptanz der Händler zunächst konstant bliebe.⁶⁶⁹

⁶⁶² Vgl. für ähnliche Schlussfolgerungen u.a. Balz/Paulick (2019), S. 13; Baur/Hong/Lee (2018), S. 187; Yermack (2015), S. 36-38.

⁶⁶³ Vgl. PayPal (2019); Visa (2018).

⁶⁶⁴ Vgl. Balz/Paulick (2019), S. 13 (inkl. Fn. 3).

⁶⁶⁵ Vgl. Müller (2020); o.V. (2020a); PayPal (2021a); PayPal (2021c).

⁶⁶⁶ Vgl. Kap. 3.1.2.2.1.2; Bosch (2020).

⁶⁶⁷ Vgl. § 1 Abs. 1a S. 2 Nr. 6 KWG; § 32 Abs. 1 S. 1 KWG.

⁶⁶⁸ Vgl. PayPal (2021c).

⁶⁶⁹ Vgl. implizit PayPal (2021c).

Neben der reinen Anzahl der Akzeptanzstellen ist auch deren geographische und sektorale Zusammensetzung ebenfalls von Relevanz:

Geographisch zeigen die Daten von Coinmap (2020b) eine räumliche Konzentration solcher Akzeptanzstellen auf größere Metropolen und nicht einmal ansatzweise eine flächendeckende Verbreitung.⁶⁷⁰ Allerdings existieren sogar in der selbsternannten „Startup-Hochburg“⁶⁷¹ Berlin, mit 3,67 Mio. Einwohnern die größte Stadt Deutschlands sowie die größte Stadt in der Europäischen Union, gemäß Coinmap (2020a) lediglich etwa 100 Akzeptanzstellen für den Bitcoin, obwohl dort über 160.000 Unternehmen ansässig sind.⁶⁷² Mit Bezug auf die sektorale Verteilung der Akzeptanzstellen offenbaren bereits die oben genannten Zahlen zur Anzahl digitaler und stationärer Akzeptanzstellen des Bitcoins, dass digitale Akzeptanzstellen (wie z.B. Online-Plattformen) anscheinend deutlich überwiegen.⁶⁷³ Zudem erkannte Yermack (2015) die Tendenz, dass insbesondere Händler und Dienstleister mit Bezug zur Informationstechnologie-(IT)-Branche sowie Marktplätze oder Börsen mit investitionsbezogenen Dienstleistungen den Bitcoin als Zahlungsmittel akzeptieren.⁶⁷⁴ Inzwischen hat sich die Akzeptanz – zumindest in Einzelfällen – aber auch schon auf andere, IT-fernere Branchen (z.B. Gastronomie und Einzelhandel) ausgeweitet.⁶⁷⁵ Eine genauere Analyse von Yermack (2015) zur Zahlungsstruktur der wenigen Unternehmen, die den Bitcoin überhaupt als Zahlungsmittel akzeptieren, ergibt ferner, dass Transaktionen in Bitcoin selbst in deren Geschäft eine Seltenheit darstellen.⁶⁷⁶ Trotz aller anekdotischer Evidenz, die sich auch aus Berichten über einige prominente Händler zusammensetzt, die Bitcoin inzwischen als Zahlungsmittel akzeptieren (z.B. Expedia, Dell, Microsoft), offenbart somit die reine Anzahl und Verteilung der Akzeptanzstellen, dass aktuell keineswegs von einer weiten Verbreitung oder gar einer „faktischen Akzeptanz“⁶⁷⁷ dieser Kryptowährung zur Bezahlung von Gütern und Dienstleistungen

⁶⁷⁰ Vgl. Coinmap (2020b).

⁶⁷¹ Senatsverwaltung für Wirtschaft Energie und Betriebe Berlin (2020).

⁶⁷² Vgl. Coinmap (2020a); Rudnicka (2021); Senatsverwaltung für Wirtschaft Energie und Betriebe Berlin (2020); Statistisches Bundesamt (2021), S. 10.

⁶⁷³ Vgl. ähnlich Ali et al. (2014a), S. 279.

⁶⁷⁴ Vgl. Yermack (2015), S. 37.

⁶⁷⁵ Vgl. BitPay (2021b); Coinmap (2020b).

⁶⁷⁶ Vgl. Yermack (2015), S. 37.

⁶⁷⁷ Gless/Kugler/Stagno (2015), S. 83.

oder auch zum Begleichen von Schulden gesprochen werden kann.⁶⁷⁸ Stattdessen ist vielmehr von einer punktuellen Nutzung durch bestimmte Nutzergruppen als Ergänzung zum gesetzlichen Zahlungsmittel auszugehen.⁶⁷⁹

Die bisherigen Ausführungen zur Eignung als Tauschmittel bezogen sich zwar weitgehend auf den Bitcoin, doch lassen sich die bisherigen Erkenntnisse auch auf andere Kryptowährungen übertragen, da der Bitcoin als bekannteste Kryptowährung tendenziell auch die weitreichendste Akzeptanz als Zahlungsmittel besitzt, wie nicht zuletzt Mattke/Maier/Reis (2020) in einem Vergleich mit ausgewählten Altcoins herausstellen.⁶⁸⁰ Selbiges belegen auch Statistiken des kryptowährungsaffinen Zahlungsdienstleisters BitPay, wonach etwa 81 % seiner kryptowährungsbasierten Zahlungsabwicklungen in Bitcoin erfolgten, während größere Altcoins wie z.B. Ethereum (ca. 7 %), Ripple (ca. 5 %) oder Bitcoin Cash (ca. 5 %) eine noch viel geringere Nutzung fanden (Stand: Dezember 2020).⁶⁸¹ Altcoins sind somit von einer weitgehenden Akzeptanz als Zahlungsmittel daher noch weiter entfernt und werden allerhöchstens punktuell, d.h. in speziellen Anwendungsgebieten, eingesetzt.⁶⁸² Dies zeichnet sich auch in der deutlich geringeren Anzahl ihrer Akzeptanzstellen aus.⁶⁸³ Insofern wird im Folgenden die exemplarische Betrachtung des Bitcoins als dominante Kryptowährung am Markt weiter fortgesetzt.

3.1.2.2.2.3 Verwendung von Kryptowährungen aus Konsumentensicht

Im vorausgegangenen Abschnitt konnte – z.B. konsistent zu Ali et al. (2014a) – eine limitierte praktische Relevanz von Kryptowährungen als Tauschmittel sowie eine Beschränkung dieser Relevanz auf spezielle Nutzerkreise herausgestellt werden.⁶⁸⁴ Da in den dortigen Ausführungen eine primäre Fokussierung auf die Händlerperspektive vorgenommen wurde, bietet sich zur Vervollständigung der Analyse noch ein Perspektivwechsel hin zur Konsumentensicht an.

⁶⁷⁸ Vgl. Gless/Kugler/Stagno (2015), S. 83; Hanl/Michaelis (2017), S. 363; Kubát (2015), S. 410; Schmidt et al. (2016), S. 49; Yermack (2015), S. 36-38. Angesichts dessen bezeichnen Baur/Dimpfl (2018b) derartige Meldungen, dass kleine und große Unternehmen Bitcoin als Zahlungsmittel akzeptieren, etwas überspitzt sogar als „Fake News“ (Baur/Dimpfl (2018b), S. 17). Vgl. hierzu Baur/Dimpfl (2018b), S. 17.

⁶⁷⁹ Vgl. Ali et al. (2014a), S. 279.

⁶⁸⁰ Vgl. Jakub (2015), S. 11; Mattke/Maier/Reis (2020), S. 27f.

⁶⁸¹ Vgl. BitPay (2021b).

⁶⁸² Vgl. Hurlburt (2017), S. 103; Mattke/Maier/Reis (2020), S. 27f. Beispielhaft sei hier auf die besondere Verwendung von Monero für Schwarzmarktgeschäfte verwiesen. Vgl. hierzu Hurlburt (2017), S. 103.

⁶⁸³ Vgl. Cryptwerk (2021a); Cryptwerk (2021b); Cryptwerk (2021c); Cryptwerk (2021d).

⁶⁸⁴ Vgl. Kap. 3.1.2.2.2.2; Ali et al. (2014a), S. 279.

In diesem Kontext zeigt die bereits mehrfach erwähnte Studie von BearingPoint, dass im Jahr 2020 zwar nahezu 90 % der befragten Personen schon einmal von Kryptowährungen gehört haben (2016: < 10 %; 2017: ca. 71 %) und ca. 25 % sogar über deren Funktionsweise informiert sind, aber gleichzeitig die Nutzung von Kryptowährungen durch die Befragten nach dem Bitcoin-Hype im Jahr 2017 wieder deutlich abgenommen hat (2017: ca. 11 %; 2020: ca. 4 %).⁶⁸⁵ Insofern scheinen Kryptowährungen für die breite Masse kaum Relevanz zu besitzen.⁶⁸⁶ Diese Relevanz wird sogar noch geringer, sobald berücksichtigt wird, dass Kryptowährungen eben nicht nur als Zahlungsmittel verwendet werden können, sondern z.B. auch als Anlage- bzw. Spekulationsobjekte.⁶⁸⁷

Baur/Hong/Lee (2018) identifizieren dabei die Nutzergruppen der Währungsnutzer, der Miner, der aktiven oder passiven Investoren, der Tester sowie der hybriden Nutzer, die allesamt divergierende Ziele verfolgen und sich letztlich auch unterschiedlich auf dem Markt verhalten.⁶⁸⁸ Insofern wäre es anhand der in der Blockchain registrierten Transaktionen interessant zu beobachten, welchen Anteil die Währungsnutzer unter allen Nutzergruppen ausmachen.⁶⁸⁹ Aufgrund der (Pseudo-) Anonymität der Bitcoin-Adressen kann dieser Anteil von Baur/Hong/Lee (2018) aber nur heuristisch auf der Basis selbst definierter Zuordnungskriterien und keineswegs zweifelsfrei ermittelt werden.⁶⁹⁰ Erschwerend kommt dann auch noch hinzu, dass Nutzer des Bitcoin-Netzwerkes mehrere Adressen besitzen können und Mehrfachzählungen – z.B. über ein sog. Adress Clustering – ebenso nur heuristisch detektiert und bereinigt werden können.⁶⁹¹ Die letztendlich veröffentlichten Ergebnisse von Baur/Hong/Lee (2018) und weiteren Studien⁶⁹² signalisieren

⁶⁸⁵ Vgl. Bosch (2020); o.V. (2017). Zu einem Ergebnis in vergleichbarer Größenordnung kommt auch eine Befragung von Statista, gemäß welcher nur etwa 5 % der Deutschen überhaupt (jemals) eine Kryptowährung besessen oder verwendet haben. Für eine Analyse potentieller Nutzungstreiber und -hindernisse aus der Sicht deutscher Wirtschaftssubjekte sei zudem die Studie von Gerlach/Lutz (2019) empfohlen. Vgl. hierzu Buchholz (2021); Gerlach/Lutz (2019).

⁶⁸⁶ Einen ähnlichen Schluss zieht u.a. auch Yermack (2015) für den Bitcoin, wenn auch mit anderer geographischer Fokussierung. Vgl. hierzu Yermack (2015), S. 36-38.

⁶⁸⁷ Vgl. Baur/Hong/Lee (2018), S. 178, 184f.

⁶⁸⁸ Vgl. Baur/Hong/Lee (2018), S. 184. Dort findet sich auch eine ausführliche Definition der jeweiligen Nutzergruppen.

⁶⁸⁹ Vgl. Ali et al. (2014a), S. 279; Baur/Hong/Lee (2018), S. 184f. Die von den Autoren verwendeten Transaktionsdaten sind öffentlich über eine Webseite der Autoren der vorausgegangenen Studie, Kondor et al. (2014), verfügbar, Vgl. für hierzu Baur/Hong/Lee (2018), S. 179; Kondor et al. (2018).

⁶⁹⁰ Vgl. Baur/Hong/Lee (2018), S. 184f.; Sixt (2017), S. 33.

⁶⁹¹ Vgl. Gervais et al. (2014), S. 59; Harrigan/Fretter (2016), S. 368.

⁶⁹² Aus einer Umfrage von ARK Investment Management und der Kryptohandelsplattform Coinbase (veröffentlicht in Burniske/White (2017)) für die Jahre 2012 bis 2016 resultiert, dass der Bitcoin in nahezu jedem der betrachteten Jahre von mehr als 50 % der befragten Coinbase-Nutzer als reines Investmentvehikel betrachtet wurde. Einem Interview mit Fred Ersham, einem Mitgründer der Kryptobörse Coinbase (veröffentlicht in Goldman Sachs Investment Research (2014)), ist zudem zu entnehmen, dass im Jahr 2013 bis

durchweg eine deutliche Dominanz von (aktiven und passiven) Investoren, während die Nutzung als Zahlungsmittel (durch die Gruppe der Währungsnutzer) nur eine deutlich untergeordnete Rolle einnimmt.⁶⁹³ Ein Indiz für diese Dominanz des Anlagecharakters von Kryptowährungen (dort: Bitcoin) leitet die Studie von Baur/Hong/Lee (2018) aus einer eigens durchgeführten Quantil-Regressionsanalyse ab, die einen signifikant positiven Zusammenhang zwischen der historischen Umschlagsgeschwindigkeit des Bitcoin-Marktes⁶⁹⁴ (als Maß für die Handelsintensität) sowie den historischen Bitcoin-Renditen (als Maß für Preisbewegungen) feststellt, was auf einen eher spekulativen Charakter hindeutet.⁶⁹⁵ Konsistent dazu geht gemäß der dortigen Analyse auch die Handelsintensität des Bitcoins bei größeren Fluktuationen seines Marktpreises tendenziell zurück.⁶⁹⁶

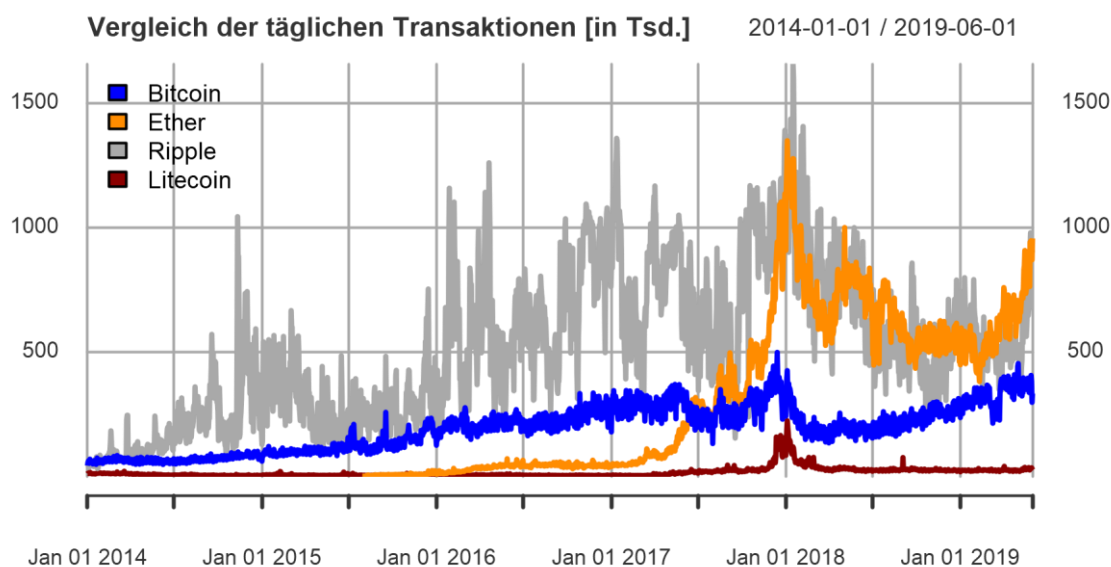


Abb. 16: Vergleich der täglich verifizierten Transaktionen ausgewählter Kryptowährungen⁶⁹⁷

Im Kontext dieser Handelsintensität lohnt sich auch ein Vergleich des täglichen (weltweiten) Transaktionsvolumens von Kryptowährungen und anderen Zahlungsmitteln.⁶⁹⁸

zu 95 % und im Jahr 2014 bis zu 80 % der täglichen Transaktionen als Investitionen intendiert waren. Vgl. hierzu Burniske/White (2017), S. 8; Goldman Sachs Investment Research (2014), S. 8.

⁶⁹³ Vgl. Baur/Hong/Lee (2018), S. 184f.; Burniske/White (2017), S. 8; Goldman Sachs Investment Research (2014), S. 8.

⁶⁹⁴ Die Umschlagsgeschwindigkeit berechnet sich hierbei als Quotient aus der Anzahl an einem festgelegten Tag transferierter Bitcoins und des Bitcoin-Angebotes an diesem Tag. Vgl. hierzu Baur/Hong/Lee (2018), S. 187.

⁶⁹⁵ Vgl. Baur/Hong/Lee (2018), S. 187.

⁶⁹⁶ Vgl. Baur/Hong/Lee (2018), S. 187. Die Autoren unterscheiden in ihrer Analyse noch einmal ausführlich zwischen kurzfristiger und langfristiger Volatilität, wovon in dieser Darstellung vereinfachend abstrahiert wird, weil keine Verzerrungen in der Gesamtaussage entstehen. Vgl. hierzu Baur/Hong/Lee (2018), S. 187.

⁶⁹⁷ Eigene Darstellung anhand der bereitgestellten Daten von Coinmetrics (2021). Auch über das gewählte Zeitfenster hinaus zeigt sich für die ausgewählten Coins keine extreme Veränderung der Transaktionsniveaus, die die hier getroffenen Aussagen verfälschen würde. Vgl. hierzu Coinmetrics (2021).

⁶⁹⁸ Vgl. Europäische Zentralbank (2015), S. 16f.

Dabei werden in Abb. 16 zunächst die täglich verifizierten Transaktionen für die ausgewählten Kryptowährungen Bitcoin, Ether, Ripple und Litecoin im in dieser Arbeit besonders fokussierten Beobachtungszeitraum 01.01.2014 bis 01.06.2019 sogar ohne etwaige Bereinigungen (s.o.) analysiert. Als Referenzpunkte dienen hier die historischen Maxima dieser täglich gezählten Transaktionen je Kryptowährung. Dieses Maximum liegt für den Bitcoin bei lediglich 498.142 Transaktionen/Tag, beim ebenso als Zahlungsmittel intendierten Litecoin bei sogar nur 223.177 Transaktionen/Tag, während Ether (1.349.890 Transaktionen/Tag) und Ripple (1.658.944 Transaktionen/ Tag) höhere Transaktionsmaxima aufweisen.⁶⁹⁹ Bei einer Betrachtung des durchschnittlichen Transaktionsniveaus je Kryptowährung bleibt die zuvor herauskristallisierte Rangfolge zwar bestehen, doch wird durchweg ein deutlich niedrigeres Transaktionsniveau erreicht.⁷⁰⁰ Bei der Bewertung der zum Vergleich ebenso angegebenen Transaktionszahlen von Ether und Ripple muss indes noch berücksichtigt werden, dass diese für speziellere Anwendungszwecke⁷⁰¹ als die reine Bezahlung von Gütern und Dienstleistungen im direkten Umfeld konstruiert sind, sodass angesichts ihrer bereits erwähnten geringen Anzahl an Akzeptanzstellen und Nutzungsfrequenz via BitPay nicht davon auszugehen ist, dass sie die Tauschmittelfunktion trotz höherer Transaktionszahlen insgesamt besser ausüben als der Bitcoin.⁷⁰² Titelunabhängig sind sämtliche Transaktionszahlen aber als extrem niedrig anzusehen.⁷⁰³ Denn bei weltweit etwa 7 Mrd. Konsumenten und der naheliegenden Annahme, dass diese mindestens eine Finanztransaktion pro Tag vornehmen (müssen), würden etwa die Bitcoin-Transaktionen im historischen Maximum nur einen Anteil von 0,00712 %⁷⁰⁴ aller notwendigen Transaktionen ausmachen und selbst die Ripple-Transaktionen auch nur 0,02370 %.⁷⁰⁵ Die Tatsache, dass im Vergleich dazu (alleine in Europa) an jedem Tag etwa 295 Millionen (Zahlungs-) Transaktionen abgewickelt werden, unterstreicht auch

⁶⁹⁹ Vgl. Coinmetrics (2021); Sixt (2017), S. 9; Yermack (2015), S. 37.

⁷⁰⁰ Dabei ergeben sich Werte von 196.927,7 Transaktionen/Tag für den Bitcoin, 15.246,7 Transaktionen/Tag für den Litecoin, 329.256,9 Transaktionen/Tag für Ether und 517.271,7 Transaktionen/Tag für Ripple. Vgl. hierzu eigene Berechnungen; Coinmetrics (2021).

⁷⁰¹ Während Transaktionen innerhalb des Ethereum-Netzwerkes etwa für die Benutzung von Smart Contracts notwendig sind, ist das Ripple-Netzwerk spezialisiert auf kostengünstige, grenzüberschreitende Echtzeit-Geldtransfers insbesondere für Banken. Vgl. hierzu Chase/MacBrough (2018), S. 1; Scherbaum (2020).

⁷⁰² Vgl. Kap. 3.1.2.2.2.2; BitPay (2021b); Chase/MacBrough (2018), S. 1; Coinmetrics (2021); Cryptwerk (2021a); Cryptwerk (2021b); Cryptwerk (2021d); Scherbaum (2020).

⁷⁰³ Vgl. ähnlich Yermack (2015), S. 37.

⁷⁰⁴ Eigene Berechnung nach folgendem Schema: Historisches Maximum der Anzahl aller Transaktionen eines Coins pro Tag / 7.000.000.000 Konsumenten.

⁷⁰⁵ Vgl. Eigene Berechnungen; Coinmetrics (2021). Für ein ähnliches Beispiel vgl. zudem Yermack (2015), S. 37.

aus dieser Perspektive noch einmal die vernachlässigbare Rolle von Kryptowährungen als Tauschmittel.⁷⁰⁶ Wie vernachlässigbar diese Größenordnung ausfällt, zeigt zudem auch der Vergleich, dass allein deutsche Zahlungsdienstleister täglich etwa 63 Millionen bargeldlose Zahlungen abwickeln.⁷⁰⁷

Aus der Nutzerperspektive ist neben der bereits analysierten Nutzergruppenverteilung und Transaktionsanzahl abschließend auch noch die von BitPay (2021b) erhobene Statistik interessant, in welche Industrien die von BitPay in Kryptowährungen abgewickelten Zahlungen fließen, um daraus ein Nutzungsprofil von Kryptowährungen abzuleiten:⁷⁰⁸ Dabei werden die meisten Zahlungen im Dezember 2020 zum Erwerb von Prepaid- bzw. Gutschein-Karten (38,37 %) aufgewendet, gefolgt von IT-Dienstleistungen wie z.B. VPN/Hosting (14,07 %) und Internet-Dienstleistungen (13,04 %). Zweiterem Block können dann sogar auch noch die kleineren Posten Elektronik (3,52 %), IT (3,38 %) und Computer-Spiele (3,13 %) hinzugerechnet werden. Alltagsrelevante Transaktionen, etwa für Lebensmittel (4,31 %), Finanzdienstleistungen (1,83 %) oder Kapitalmarktgeschäfte wie z.B. den Erwerb von Währungen (2,73 %) oder Edelmetallen (2,47 %) spielen hingegen eine nur untergeordnete Rolle.

3.1.2.2.2.4 Deutung der Analyseergebnisse

3.1.2.2.2.4.1 Hindernisse der Verwendung als Tauschmittel

Erneut konsistent zur Einschätzung der Europäischen Zentralbank (2015) musste Kryptowährungen in der vorausgegangenen Analyse für Deutschland und Europa im Vergleich zum Euro (als dortiges gesetzliches Zahlungsmittel) auch eine deutlich geringere Erfüllung der Tauschmittelfunktion attestiert werden⁷⁰⁹, sodass es sich nun lohnt, mögliche ökonomische Ursachen hierfür genauer zu untersuchen. Als ein wesentlicher Grund hierfür könnten etwa die eingangs erwähnten (positiven) Netzwerkeffekte angeführt werden, die letztlich dazu führen, dass der Euro den Wirtschaftssubjekten – trotz einer möglichen konzeptionellen oder technischen Unterlegenheit gegenüber Kryptowährungen – aufgrund (i) seines (vergleichsweise) einfachen Erwerbs, (ii) seiner vielfach höheren Akzeptanz sowie (iii) seiner Wertstabilität den deutschen Wirtschaftssubjekten (aktuell) einen

⁷⁰⁶ Vgl. Ali et al. (2014a), S. 279f.; European Banking Authority (2014), S. 7.

⁷⁰⁷ Vgl. Balz/Paulick (2019), S. 13 (inkl. Fn. 3).

⁷⁰⁸ Vgl. für den gesamten Absatz BitPay (2021b).

⁷⁰⁹ Vgl. Kap. 3.1.2.2.1.2, 3.1.2.2.2.1 - 3.1.2.2.2.3; Europäische Zentralbank (2015), S. 23.

höheren Nutzen bietet.⁷¹⁰ Umgekehrt können diese Vorzüge des Euros auch als Nachteile von Kryptowährungen und als Nutzungshindernisse interpretiert werden, die im Nachgang deshalb noch einmal vertieft erläutert werden sollen:⁷¹¹

(i) Vergleichsweise komplizierter Erwerb neuer Kryptowährungseinheiten

Das erste der oben genannten Hindernisse liegt nicht zuletzt bereits im Erwerb neuer Kryptowährungseinheiten.⁷¹² Im Falle des Bitcoins können Nutzer neue BTC-Einheiten entweder durch erfolgreiches Mining, was für Privatanwender aufgrund der Dominanz von Supercomputern und Mining-Pools kostenintensiv und mit wenig Erfolgsaussichten verbunden wäre, oder bei Händlern bzw. entsprechenden Börsen erworben werden.⁷¹³ Allerdings ist ein Erwerb bei diesen primär per Lastschrift oder Überweisung möglich, Kreditkartenzahlung oder Zahlungen über PayPal sind hingegen nicht immer möglich.⁷¹⁴ Hinzu kommt, dass einige bestehende Börsen wenig liquide sind sowie signifikante Bid-Ask-Spreads aufweisen und die Investoren dort auch Verwahr- und Ausführungsrisiken ausgesetzt sind.⁷¹⁵ Verkompliziert wird die Nutzung von Kryptowährungen meist auch noch dadurch, dass für die Nutzung des damit verbundenen Transaktionssystems weitreichende Computerkenntnisse benötigt werden.⁷¹⁶ Die analog zu klassischen Geldautomaten (ATMs) entstandenen Crypto-ATMs, die den Erwerb und die Veräußerung von ausgewählten Kryptowährungen technisch vereinfacht ermöglichen, sind gemäß Coinatmradar (2021a, 2021b) weltweit an nur 17.015 Standorten und in Deutschland an nur 55

⁷¹⁰ Vgl. Kap. 3.1.2.2.1, 3.1.2.2.2.1 - 3.1.2.2.2.3; Europäische Zentralbank (2015), S. 23f.; Luther (2016), S. 553f.; Yermack (2015), S. 36-41. Das Beispiel Venezuela zeigt aber, dass hier von keiner Allgemeingültigkeit ausgegangen werden darf. Die dort gültige nationale Währung, der Bolivar Fuerte (VEF), stellte aufgrund einer Hyperinflation im Jahr 2018 ein noch schlechteres Wertaufbewahrungsmittel als der Bitcoin dar (s. Kap. 3.1.2.2.1.3), sodass der Bitcoin in Venezuela zu dieser Zeit (temporär) eine stärkere Verwendung gefunden hat. Begünstigt wurde dies dadurch, dass Transaktionen des täglichen Bedarfs etwa in Gold kaum durchführbar gewesen wären und Kapitalverkehrsbeschränkungen eine Kapitalflucht in Hartwährungen verhindert hätten. Trotzdem beschränkte sich diese Verwendung des Bitcoins dort primär auf die Funktion als kurzfristiges Wertaufbewahrungsmittel für das Vermögen der Wirtschaftssubjekte in der Krise, wobei für Transaktionen hingegen zur Vereinfachung meist ein Rücktausch in den Bolivar Fuerte vorgenommen wurde. Vgl. hierzu Kap. 3.1.2.2.1.3; Chong (2019); Johnson (2019), S. 1-3.

⁷¹¹ Vgl. Kap. 3.1.2.2.1, 3.1.2.2.2.1 - 3.1.2.2.2.3; Europäische Zentralbank (2015), S. 23f.; Yermack (2015), S. 36-41.

⁷¹² Vgl. Yermack (2015), S. 37.

⁷¹³ Vgl. Bhaskar/Lee Kuo Chuen (2015), S. 58f.; Yermack (2015), S. 37.

⁷¹⁴ Vgl. Binance (2021); Kraken (2021b); PayPal (2021a); Yermack (2015), S. 37. An dieser Stelle sei noch einmal erwähnt, dass der Einstieg von PayPal in dieses Geschäftsfeld zumindest aktuell voraussichtlich keine große Veränderung bringen wird, da dort nur ausgewählte Kryptowährungen erworben werden können. Vgl. hierzu PayPal (2021a).

⁷¹⁵ Vgl. Yermack (2015), S. 37.

⁷¹⁶ Vgl. Yermack (2015), S. 42.

Standorten zu finden – und dies auch nur für den Bitcoin, für Altcoins deutlich seltener.⁷¹⁷ Zum Vergleich: Klassische Geldautomaten sind hingegen allein in Deutschland mit etwa 59.000 Exemplaren vertreten.⁷¹⁸ Zur Tatsache, dass der Erwerb neuer Kryptowährungseinheiten komplizierter funktioniert als der Erwerb neuer Euro-Geldeinheiten, kommt noch hinzu, dass die Nutzer – ähnlich wie bei einem Prepaid-System – erst einmal über Kryptowährungseinheiten verfügen müssen, um diese ausgeben zu können.⁷¹⁹ Denn zum aktuellen Zeitpunkt sind keine Kreditkarten bekannt, die es dem Kunden ermöglichen, Zahlungen in Kryptowährungen (z.B. Bitcoin) ohne eine vorherige Aufladung (Konsumentencredit) durchzuführen.⁷²⁰ Auch seitens der Banken werden Konsumentenkredite bisher nicht in Kryptowährungen denominiert vergeben.⁷²¹

(ii) Erreichen einer kritischen Masse von Akzeptanzstellen

Das zweite identifizierbare Hindernis liegt im Erreichen einer kritischen Masse im Hinblick auf die Anzahl der Akzeptanzstellen von Kryptowährungen.⁷²² Diese kann angesichts der oben genannten Statistiken (s. Kap. 3.1.2.2.2 und 3.1.2.2.3) nur in gemindertem Maße als erreicht angesehen werden, sodass für die Wirtschaftssubjekte bei der Verwendung einer bestimmten Kryptowährung im Vergleich zum Euro nur schwieriger eine geeignete Transaktionsgegenpartei gefunden werden kann.⁷²³

(iii) Fehlende Wertstabilität

Im Rahmen der Erfüllung der Wertaufbewahrungsfunktion (s. Kap. 3.1.2.2.1) wurde die fehlende Preisstabilität von Kryptowährungen bereits als deren wichtigstes Hemmnis herausgestellt.⁷²⁴ Allerdings, so zeigte etwa eine Studie von BearingPoint für den deutschen Markt im Jahr 2020, schlägt diese fehlende Preisstabilität von Kryptowährungen auch auf deren Nutzung als Tauschmittel durch.⁷²⁵ Dieser Zusammenhang lässt sich auch analytisch anhand der von Fisher (1916) in Anlehnung an Newcomb (1885) formulierten Quantitätsgleichung des Geldes (sog. Transaktionsgleichung)

⁷¹⁷ Vgl. Coinatmradar (2021a); Coinatmradar (2021b).

⁷¹⁸ Vgl. Deutsche Bundesbank (2019e), Tab. 5.

⁷¹⁹ Vgl. Dannenberg/Ulrich (2004), S. 37; Yermack (2015), S. 37.

⁷²⁰ Vgl. Yermack (2015), S. 37f.

⁷²¹ Vgl. Yermack (2015), S. 37f.

⁷²² Vgl. Europäische Zentralbank (2015), S. 17; Sixt (2017), S. 26f.

⁷²³ Vgl. Kap. 3.1.2.2.2, 3.1.2.2.3; Ali et al. (2014a), S. 279f.; Büsser (2016); Issing (2011), S. 3.

⁷²⁴ Vgl. ausführlich Kap. 3.1.2.2.1.

⁷²⁵ Vgl. Bosch (2020). Hier wird lediglich die Gleichung in der auch in moderneren geldtheoretischen Werken wie z.B. Mundell (1976) noch geläufigen Originalfassung wiedergegeben und auf Kryptowährungen

$$M * \tilde{V} = PN * \tilde{Y} \quad (3)$$

erklären, wobei M in dieser Notation die Geldmenge (hier genauer: die Menge aller für Transaktionen verfügbaren Coins), \tilde{V} die Umlaufgeschwindigkeit (ebenjener Coins), PN das Preisniveau und \tilde{Y} den nationalen Output darstellen.⁷²⁶ Wird M nun als fixiert angesehen, da das Kryptowährungsangebot aufgrund der implementierten Algorithmen zu meist nicht spontan auf Nachfrageänderungen reagieren kann, und gleichzeitig auch die Umlaufgeschwindigkeit als konstant angenommen, so muss bei wachsendem Output gleichzeitig das Preisniveau sinken (Deflation).⁷²⁷ In einem solchen Umfeld haben Nutzer den Anreiz, die erworbenen (immer wertvoller werdenden) Kryptowährungseinheiten zu sparen, anstatt sie als Tauschmittel zu verwenden, was sich zudem als kompatibel mit dem hohen Maß an Spekulation auf steigende Kurse (Preisblasen) auf dem Kryptowährungsmarkt (s. Kap. 3.1.2.2.1.3) erweist.⁷²⁸

Wie realistisch die Erfolgchance einer solchen Spekulation auf künftige Nachfragesteigerungen und somit steigende Kryptowährungskurse ausfällt, zeigt sich etwa bei einem Vergleich der durchschnittlichen Marktkapitalisierung von Kryptowährungen (als potentielle Geldmenge) für den Dezember 2018, berechnet auf Basis von Marktdaten von Coinmarketcap, mit der damals im Umlauf befindlichen Geldmenge ausgewählter Landeswährungen, bereitgestellt von der Organisation for Economic Co-operation and Development (OECD).⁷²⁹ Als Referenzwert (Benchmark) dienen hier – konsistent mit der Vorgehensweise der Europäischen Zentralbank (2015) – die jeweiligen Geldmengenaggregate M1 und M3⁷³⁰ der betrachteten Fiat-Währungen (hier: ausgewählter OECD-Mitgliedsstaaten,

bezogen, auch wenn die Formulierung „Geldmenge“ dort mangels ausreichender Erfüllung der Geldfunktionen ggf. weniger passend erscheint. Vgl. hierzu Ali et al. (2014a), S. 279; Mundell (1976), S. 36.

⁷²⁶ Vgl. Baur/Dimpfl (2018b), S. 18; Fisher (1916), S. 19-23; Huth (2008), S. 1; Newcomb (1885), S. 326-347; Pazos (2018), S. 2.

⁷²⁷ Vgl. Baur/Dimpfl (2018b), S. 18; Baur/Hong/Lee (2018), S. 178; Sixt (2017), S. 108f.

⁷²⁸ Vgl. Kap. 3.1.2.2.1.3; Baur/Dimpfl (2018b), S. 1, 16, 18; Lo/Wang (2014), S. 11f.

⁷²⁹ Vgl. Baur/Hong/Lee (2018), S. 178; Coinmarketcap (2021a); Coinmarketcap (2021c); Coinmarketcap (2021e); Coinmarketcap (2021j); Europäische Zentralbank (2015), S. 15; Mayer (2017), S. 9; Organisation for Economic Co-operation and Development (2019), S. 67-247.

⁷³⁰ Dabei umfasst das (enge) Geldmengenaggregat M1 (Englisch: Narrow Money) nach der übereinstimmenden Definition der Europäischen Zentralbank (2021c) und der Deutschen Bundesbank (2020) zunächst nur Bargeld und Sichteinlagen. Die Geldmenge M2 wiederum umfasst traditionell die Geldmenge M1 und ergänzt Termineinlagen (mit vereinbarter Laufzeit von bis zu 2 Jahren) sowie Spareinlagen (mit vereinbarter Kündigungsfrist von bis zu 3 Monaten). Das Geldmengenaggregat M3 (Englisch: Broad Money) setzt sich schlussendlich aus der Geldmenge M2 und zusätzlich aus Repoverbindlichkeiten, Geldmarktfondsanteilen, Geldmarktpapieren sowie Bankschuldverschreibungen (letztere mit einer Laufzeit von bis zu 2 Jahren) zusammen. Zudem basierte auch die Berechnung der hier zugrundeliegenden Daten der OECD im Kern auf einer vergleichbaren Definition. Vgl. hierzu Deutsche Bundesbank (2020); Europäische Zentralbank (2021c); Issing (2011), S. 10f.; Organisation for Economic Co-operation and Development

s. Tab. 5).⁷³¹ Zur besseren Vergleichbarkeit werden all diese vorgenannten Werte, sofern nicht ohnehin darin ausgedrückt, noch in Euro konvertiert.⁷³²

Land	Währungscode ⁷³³	Geldmenge M1	Geldmenge M3
Australien	AUD	223,7432 Mrd. EUR	1.324,2872 Mrd. EUR
Brasilien	BRL	82,8699 Mrd. EUR	1.423,3082 Mrd. EUR
Chile	CLP	44,3603 Mrd. EUR	300,8786 Mrd. EUR
China	CNY	6.887,9678 Mrd. EUR	23.942,0659 Mrd. EUR
Costa Rica	CRC	14,9257 Mrd. EUR	24,1446 Mrd. EUR
Dänemark	DKK	166,3157 Mrd. EUR	196,8569 Mrd. EUR
Eurozone	EUR	8.307,2000 Mrd. EUR	12.367,5000 Mrd. EUR
Indien	INR	410,5853 Mrd. EUR	1.816,0028 Mrd. EUR
Indonesien	IDR	85,7248 Mrd. EUR	342,8748 Mrd. EUR
Island	ISK	3,7406 Mrd. EUR	13,6547 Mrd. EUR
Israel	ILS	96,4758 Mrd. EUR	262,7989 Mrd. EUR
Japan	JPY	6.044,8289 Mrd. EUR	10.510,0260 Mrd. EUR
Kanada	CAD	660,1086 Mrd. EUR	1.586,6824 Mrd. EUR
Kolumbien	COP	29,0087 Mrd. EUR	135,5382 Mrd. EUR
Korea	KRW	667,6179 Mrd. EUR	2.985,3857 Mrd. EUR
Mexiko	MXN	-	530,1342 Mrd. EUR
Neuseeland	NZD	41,7986 Mrd. EUR	185,3050 Mrd. EUR
Norwegen	NOK	214,0941 Mrd. EUR	231,2376 Mrd. EUR
Polen	PLN	228,6477 Mrd. EUR	331,0252 Mrd. EUR
Russland	RUB	118,6745 Mrd. EUR	764,2114 Mrd. EUR
Schweden	SEK	280,1208 Mrd. EUR	335,2361 Mrd. EUR
Schweiz	CHF	596,0385 Mrd. EUR	941,2998 Mrd. EUR
Südafrika	ZAR	107,7101 Mrd. EUR	217,8852 Mrd. EUR
Tschechien	CZK	153,3017 Mrd. EUR	169,2608 Mrd. EUR
Türkei	TRY	82,9954 Mrd. EUR	326,6540 Mrd. EUR
Ungarn	HUF	66,2942 Mrd. EUR	77,6369 Mrd. EUR
USA	USD	3.296,4956 Mrd. EUR	12.622,2191 Mrd. EUR
OECD (gesamt)	-	30.882,4789 Mrd. EUR	77.202,2359 Mrd. EUR
Kryptowährung	Kürzel	Ø Marktkapitalisierung	
Bitcoin	BTC	56,9683 Mrd. EUR	
Ripple	XRP	12,2042 Mrd. EUR	
Ethereum	ETH	9,9509 Mrd. EUR	
Litecoin	LTC	1,5220 Mrd. EUR	

Tab. 5: Vergleich (saisonbereinigter) Geldmengenaggregate M1 und M3 ausgewählter Landeswährungen mit den durchschnittlichen Marktkapitalisierungen ausgewählter Kryptowährungen (Stand: Dezember 2018)⁷³⁴

(2019), S. 48-51, 67-247; Organisation for Economic Co-operation and Development (2021a); Organisation for Economic Co-operation and Development (2021b).

⁷³¹ Vgl. Europäische Zentralbank (2015), S. 15.

⁷³² Maßstab für die Umrechnung ist primär der Monatsdurchschnitt der EZB-Referenzwechsellkurse für Dezember 2018. Ein tagesaktueller Überblick solcher Referenzkurse ist über Europäische Zentralbank (2021a) abrufbar. Sofern die EZB-Referenzwechsellkurse für eine bestimmte Währung (hier: CLP, COP, CRC) nicht abrufbar waren, wurde analog der Monatsdurchschnitt der von Thomson Reuters Datastream bereitgestellten täglichen Wechselkursdaten gebildet und als Umrechnungsmaßstab herangezogen.

⁷³³ Die Währungscode der nationalen Fiat-Währungen sind festgelegt gemäß der Standardisierungsrichtlinie ISO 4217:2015. Vgl. hierzu International Organization for Standardization (2019).

⁷³⁴ Eigene Darstellung basierend auf den bereitgestellten Geldmengenaggregaten der Organisation for Economic Co-operation and Development (2019), S. 67-247. sowie den Marktkapitalisierungsdaten für Kryptowährungen von Coinmarketcap (2021a), Coinmarketcap (2021c), Coinmarketcap (2021e) und

Bei einem derartigen Vergleich ist auffällig, dass die durchschnittliche Marktkapitalisierung des Bitcoins zum Erhebungszeitpunkt (als höchster Wert aller Kryptowährungen: ca. 56,9683 Mrd. EUR; s. Tab. 5) in der obigen Betrachtung nur zwischen den Geldmengen M1 des Chilenischen Peso (ca. 44,3603 Mrd. EUR) und des Ungarischen Forinth (ca. 66,2942 Mrd. EUR), d.h. zweier international weniger bedeutsamer Währungen, einzuordnen wäre.⁷³⁵ Da insbesondere globale Kryptowährungen im Gegensatz zu den vorgenannten Fiat-Währungen nicht nur innerhalb der Grenzen eines bestimmten Landes oder Währungsraumes, sondern grenzübergreifend Gültigkeit besitzen sollen⁷³⁶, erscheint es wiederum naheliegend, deren jeweilige Marktkapitalisierung eher mit einem internationalen Geldmengenaggregat zu vergleichen – hier einmal grob approximiert durch die aggregierte Geldmenge M1 der nationalen Währungen aller OECD-Länder (ca. 30,88 Bill. EUR, s. Tab. 5). Selbst das tägliche Handelsvolumen des weltweiten Devisen-(FX)-Marktes liegt mit einem Wert von etwa 5 Bill. USD (ca. 4,26 Bill. EUR) noch deutlich darüber.⁷³⁷ Dadurch wird die Rolle der Kryptowährungen sogar noch unbedeutender. Dieses Bild wird sogar noch verstärkt, wenn nun jeweils auch noch die Geldmengenaggregate M3 als zusätzliche Vergleichsmaßstäbe herangezogen werden.⁷³⁸

Mayer (2017) zeigt in diesem Kontext anhand einer Musterrechnung auf, dass eine stärkere weltweite Nutzung des Bitcoins, dort ausgedrückt durch eine Verdrängung von 10 % der Geldmenge M1 der vier größten Währungsräume (Euroraum, USA, Japan, China) aufgrund der wachsenden Nachfrage bei gleichzeitig langsamer wachsendem (\approx fixierten) Angebot einen Preisanstieg auf 120.000 USD (umgerechnet etwa 106.000 EUR) bewirken könnte.⁷³⁹ Solche Prognosen in der Academia, aber auch in Medien und sozialen Netzwerken demonstrieren, wieso die Spekulation auf Kryptowährungstitel angesichts derart hoher Gewinnpotentiale insgesamt so floriert (s. Kap. 3.1.2.2.1.3).⁷⁴⁰

Coinmarketcap (2021j), aus denen der Monatsdurchschnitt für Dezember 2018 berechnet wurde. Der von den bisherigen Betrachtungen leicht abweichende Stichtag ist durch eine höhere Datenverfügbarkeit der OECD-Daten verglichen mit dem sonst herangezogenen Referenzmonat (Juni 2019) begründet. Umrechnungskurse wurden bereitgestellt von Europäische Zentralbank (2021a) und Thomson Reuters Datastream.⁷³⁵ Vgl. Eigene Berechnungen; Coinmarketcap (2019b); Organisation for Economic Co-operation and Development (2019), S. 67-247.

⁷³⁶ Vgl. Rosenberger (2018), S. 79; Sixt (2017), S. 120.

⁷³⁷ Vgl. Eigene Berechnungen; Glas (2019), S. 96. Die hier vorgenommene Währungsumrechnung in EUR erfolgte mit dem EZB-Referenzwechsellkurs [USD/EUR] für den bei Glas (2019) genannten Erhebungsstichtag (13.12.2017). Vgl. hierzu Europäische Zentralbank (2021d); Glas (2019), S. 96.

⁷³⁸ Vgl. Europäische Zentralbank (2015), S. 15f.

⁷³⁹ Vgl. Baur/Hong/Lee (2018), S. 178; Mayer (2017), S. 9. Die hier vorgenommene Währungsumrechnung der Angabe von Mayer (2017) in EUR erfolgte mit dem Durchschnitt der EZB-Referenzwechsellkurse [USD/EUR] für das Publikationsjahr (2017). Vgl. hierzu Europäische Zentralbank (2021d).

⁷⁴⁰ Vgl. Kap. 3.1.2.2.1.3; Avan-Nomayo (2019); Baur/Hong/Lee (2018), S. 178; Mayer (2017), S. 9; o.V. (2018a).

Nachteilig wirkt sich eine starke Veränderung der Kaufkraft von Kryptowährungen, wie sie durch derartige Spekulationen automatisch entstünde, dann auch auf deren Verwendung als Tauschmittel aus.⁷⁴¹ Denn Käufer und Verkäufer müssten in diesem Kontext kurzfristig vorhersehen, ob eine gegenwärtige Transaktion tags darauf noch profitabel und kostendeckend oder eher verlustgenerierend ist.⁷⁴² Dabei ist gemäß Krückeberg/Scholz (2019) auch fehlende Reife des (vergleichsweise jungen) Kryptowährungsmarktes ein entscheidender Faktor für dessen bereits umrissene Instabilität.⁷⁴³ In diesem Zuge deuten Fiedler et al. (2018) an, dass ein Rückgang der starken spekulationsbedingten Preisfluktuationen von Kryptowährungen wahrscheinlich auch dazu führen würde, dass eine substantielle Menge an Wirtschaftssubjekten beginnt, Kryptowährungen gemäß ihrer eigentlichen Bestimmung als Tauschmittel zu verwenden.⁷⁴⁴

Insofern wird es aus der wissenschaftlichen Perspektive künftig interessant zu beobachten sein, ob die aktuell dominierende Kursspekulation zugunsten zu einer stärkeren Nutzung als Zahlungsmittel mit zunehmender Marktreife zurückgedrängt wird oder ob die zuletzt forcierten Einstiegsmöglichkeiten institutioneller Investoren (z.B. über die bereits in Kap. 2.2.1 erwähnten Future-Kontrakte) in den Kryptowährungsmarkt hier langfristig nicht kontraproduktiv wirkt.⁷⁴⁵

3.1.2.2.4.2 Diskussion von ausgewählten Nutzungsargumenten der Kryptowährungsbefürworter

Neben den zuvor angeführten Nutzungshindernissen von Kryptowährungen soll nun auch noch eine Reihe von Nutzungsargumenten diskutiert werden, die in der existierenden Literatur häufig hervorgebracht werden und eine Nutzung von Kryptowährungen als Zahlungsmittel rechtfertigen sollen.⁷⁴⁶

(i) Vergleichsweise geringe Transaktionsgebühren

In diesem Kontext wird als Nutzungsargument häufig hervorgebracht, dass Kryptowährungen durch das Ausschalten der im klassischen Finanzsystem benötigten Intermediäre im Vergleich zu traditionellen Zahlungsmitteln Transaktionskosten (z.B. Bankgebühren)

⁷⁴¹ Vgl. Fiedler et al. (2018), S. 7; Mayer (2017), S. 9; Sixt (2017), S. 108-110.

⁷⁴² Vgl. Fiedler et al. (2018), S. 7.

⁷⁴³ Vgl. Krückeberg/Scholz (2019), S. 20f., 25.

⁷⁴⁴ Vgl. Fiedler et al. (2018), S. 7.

⁷⁴⁵ Vgl. Kap. 2.2.1; Corbet et al. (2018a), S. 23; Müller (2020).

⁷⁴⁶ Vgl. exemplarisch European Banking Authority (2014), S. 5; Sixt (2017), S. 23f.

senken könnten, was gleichzeitig auch die Durchführbarkeit sog. Micropayments verbessern soll.⁷⁴⁷ Im Gegensatz dazu muss der Käufer/Geldversender beim Transfer von Kryptowährungen die im Rahmen der technischen Grundlagen (s. Kap. 2.1.2.2.1) erwähnte, freiwillige Transaktionsgebühr tragen, die je nach Höhe die Aufnahme einer Transaktion in die Blockchain beschleunigen kann und aufgrund der abnehmenden Mining Reward künftig in ihrem Grundniveau zunehmen wird.⁷⁴⁸

Dieser Tagesdurchschnitt über die geleistete Gebühr je Transaktion lag für den Bitcoin über weite Strecken des Beobachtungszeitraums vom 01.01.2014 bis zum 01.06.2019 in einem Bereich zwischen 0,05 und 0,25 EUR/Transaktion und ist während des Kryptowährungsbooms im Dezember 2017 auf ein historisches Maximum von über 40,00 EUR/Transaktion angewachsen, sodass sich aus allen Tagesdurchschnitten ein Mittelwert von 1,33 EUR/Transaktion ergibt (s. Abb. 17).⁷⁴⁹ Für andere Kryptowährungen wie z.B. Ether, Ripple und Litecoin ist ebenso ein niedriges Grundniveau solcher durchschnittlichen Transaktionsgebühren (in einer Größenordnung zwischen Cent-Bruchteilen und wenigen Cents) bei nur moderateren Ausreißern auffällig, sodass die durchschnittlichen Transaktionskostenniveaus tendenziell sogar noch unterhalb des Bitcoins liegen.⁷⁵⁰ Dass sich das Transaktionskostenniveau der Altcoins aber dennoch in ähnliche Regionen bewegen kann, zeigt sich insbesondere im Anschluss an den hier untersuchten Beobachtungszeitraum, da Ether am 23.02.2021 ein historisches Maximum der durchschnittlichen Transaktionsgebühr von ca. 38,00 USD (31,30 EUR) zu verzeichnen hatte.⁷⁵¹

Somit sind anhand dieser Daten titelübergreifend tendenziell ähnliche Schemata (niedriges Grundniveau, vereinzelte Ausreißer verschiedenen Ausmaßes) erkennbar.⁷⁵² Das verhältnismäßig dennoch niedrigere Grundniveau der Altcoins lässt sich – je nach betrachtetem Titel – insgesamt entweder über eine geringere Transaktionsdichte oder aber über eine bessere Skalierbarkeit und somit in beiden Fällen über einen geringeren Bieterwettbewerb um die Aufnahme in den nächsten Transaktionsblock erklären.⁷⁵³ Letzterer ist auch

⁷⁴⁷ Vgl. Lo/Wang (2014), S. 7; Mayer (2017), S. 7f.; Nakamoto (2009).

⁷⁴⁸ Vgl. Kap. 2.1.2.2.1; Ali et al. (2014a), S. 276, 281; Sixt (2017), S. 101.

⁷⁴⁹ Vgl. Eigene Berechnungen; Coinmetrics (2021); Thomson Reuters Datastream.

⁷⁵⁰ Vgl. Eigene Berechnungen; Coinmetrics (2021); Thomson Reuters Datastream. Beispiel: Der Mittelwert der Tagesdurchschnitte der geleisteten Gebühren je Transaktion im Beobachtungszeitraum betrug für Ether 0,19 EUR, für Ripple < 0,01 EUR und für Litecoin 0,06 EUR. Die historischen Maxima für diese Durchschnitte im Beobachtungszeitraum liegen für Ether bei 4,91 EUR, für Ripple bei 0,35 EUR und für Litecoin bei 1,21 EUR. Vgl. Eigene Berechnungen; Coinmetrics (2021); Thomson Reuters Datastream.

⁷⁵¹ Vgl. Eigene Berechnungen; Coinmetrics (2021). Die Umrechnung in EUR erfolgte mit dem für diesen Tag gültigen EZB-Referenzwechselkurs [USD/EUR]. Vgl. hierzu Europäische Zentralbank (2021d).

⁷⁵² Vgl. Eigene Berechnungen; Coinmetrics (2021); Thomson Reuters Datastream.

⁷⁵³ Vgl. Coinmetrics (2021); Rosenberger (2018), S. 48-50, 58f., 68f.; Sixt (2017), S. 42, 95-97.

für die Extremausschläge der Transaktionsgebühren (insbesondere beim Bitcoin) verantwortlich, worauf die Kryptowährungscommunity mit der Entwicklung alternativer Abwicklungsverfahren wie z.B. der bereits erwähnten Lightning-Technologie (s. Kap. 2.1.2.2.2.1) reagierte, um Probleme mit der Blockgröße zu umgehen und die Transaktionsabwicklung durch geringere Transaktionsstaus zu beschleunigen.⁷⁵⁴

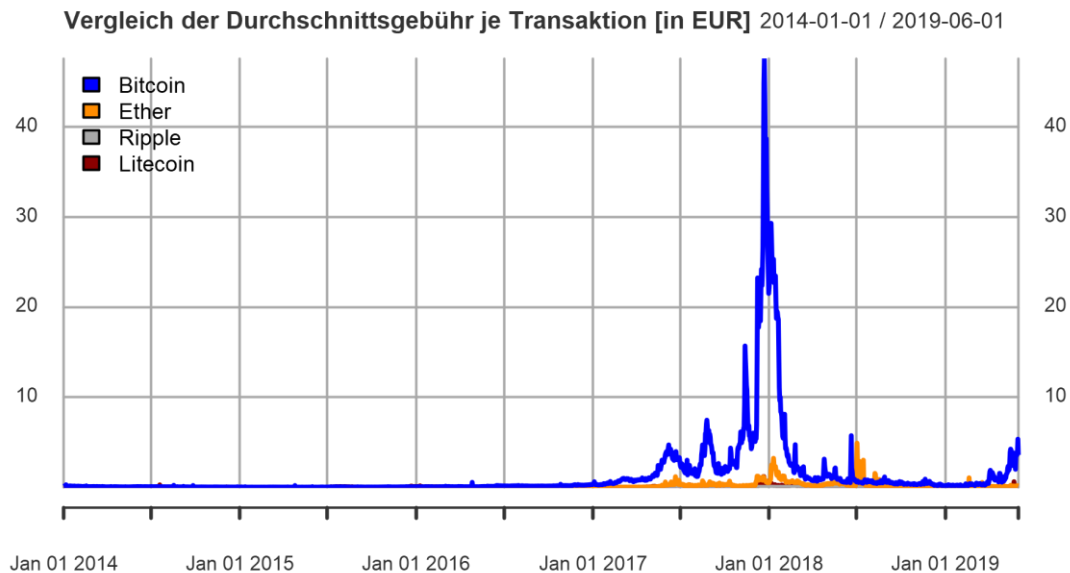


Abb. 17: Entwicklung der historischen Gebühren pro Transaktion (Tagesdurchschnitte in EUR) für den Zeitraum von 01.01.2014 bis 01.06.2019⁷⁵⁵

Zur Bewertung dieses Transaktionskostenarguments müssen aber auch diejenigen Gebühren betrachtet werden, die bei anderen Finanztransaktionen anfallen würden:

Hierbei fällt auf, dass die Gültigkeit des Transaktionskostenargument insbesondere vom Standort (Ursprungsland), dem Transaktionsvolumen und dem Zielland der Transaktion (Inlands- vs. Auslandstransaktion) abhängig ist und dabei – je nach Konstellation – sogar zu höheren Transaktionsgebühren als die oben für Kryptowährungen angeführten Größenordnungen führen kann.⁷⁵⁶ Hierzu passend quantifiziert eine Studie der World Bank (2018), dass in Deutschland die durchschnittlichen Kosten von Auslandstransaktionen in die G20-Staaten mit 7,70 % des Transaktionswertes knapp oberhalb des Durchschnitts

⁷⁵⁴ Vgl. Kap. 2.1.2.2.2.1; Bartolucci/Caccioli/Vivo (2020), S. 1; Häring/Holtermann (2019); Poon/Dryja (2016), S. 55.

⁷⁵⁵ Eigene Berechnungen anhand der bereitgestellten Daten von Coinmetrics (2021) und Thomson Reuters Datastream. Dabei wurden die von Coinmetrics (2021) in USD bereitgestellten Transaktionsgebührendaten mithilfe von passenden Wechselkursdaten [USD/EUR] von Thomson Reuters Datastream jeweils in EUR konvertiert.

⁷⁵⁶ Vgl. Lo/Wang (2014), S. 7; World Bank (2018), S. 1-17. Erstere Autoren nennen hierbei exemplarische Transaktionsgebühren für die USA von 30 USD für Inlandsüberweisungen und 50 USD für Auslandsüberweisungen. Vgl. hierzu Lo/Wang (2014), S. 7.

für diese Staaten (7,04 %), aber deutlich unterhalb der durchschnittlichen Transaktionsgebühren in Japan (10,18 %) oder Südafrika (15,27 %) liegt.⁷⁵⁷ Für einen rein innereuropäischen Blickwinkel lässt sich dagegen feststellen, dass vergleichbare Geldtransferdienste bereits zu deutlich geringeren Transaktionsgebühren oder z.T. sogar kostenlos möglich sind.⁷⁵⁸ So sind Existenz und Höhe solcher Kosten für klassische Banküberweisungen in Deutschland zwar grundsätzlich vom gewählten Girokontenmodell (z.B. Flatrate-Modell) und der Inanspruchnahme zusätzlicher Serviceleistungen (z.B. beleghafte Überweisungen) abhängig.⁷⁵⁹ Nichtsdestotrotz liegen diese aber generell mit einer häufig beobachtbaren Größenordnung von 0,00 bis 2,50 EUR/Transaktion im SEPA-Raum aber noch in einem Bereich, der mit den mittleren Kryptowährungsgebühren je Transaktion (s.o.) vergleichbar bleibt.⁷⁶⁰ Beim Zahlungsdienstleister PayPal sind Bezahlvorgänge für Käufer oder das Versenden von Geld innerhalb der Eurozone sogar grundsätzlich kostenlos – eine Gebühr fällt erst bei Transaktionen in Fremdwährungen bzw. in Länder außerhalb der EU an.⁷⁶¹

Ein Transaktionskostenvorteil von Kryptowährungen bestünde für Konsumenten somit tendenziell eher bei internationalen Transaktionen (hier: in Nicht-EU-Staaten), wie etwa der Anwendungsfokus von Ripple eindrucksvoll aufzeigt.⁷⁶² Ob ein solcher Vorteil dann nachhaltig bestehen bleibt, hängt davon ab, wie stark bei einigen Kryptowährungen mit sinkendem Mining Reward die Transaktionskosten ansteigen werden.⁷⁶³

Aus Händlersicht wird der Transaktionskostenvorteil meist daran festgemacht, dass die üblichen Gebühren für PayPal- oder Kreditkartenzahlungsabwicklungen eingespart werden könnten.⁷⁶⁴ Da die Händler zur Abwicklung von Kryptowährungstransaktionen jedoch häufig mit einem externen Zahlungsdienstleister zusammenarbeiten, ist davon auszugehen, dass nun an diesen entsprechende Gebühren zu leisten sind.⁷⁶⁵ Insgesamt verbleibt gemäß Lo/Wang (2014) aber eine Minderung der Gebührenlast für Händler. Diese

⁷⁵⁷ Vgl. World Bank (2018), S. 7f.

⁷⁵⁸ Vgl. European Banking Authority (2014), S. 5; Lo/Wang (2014), S. 7; Money.co.uk (2021).

⁷⁵⁹ Vgl. exemplarisch Deutsche Kreditbank (2021a); Deutsche Kreditbank (2021b); Stadtsparkasse Düsseldorf (2020).

⁷⁶⁰ Vgl. exemplarisch Deutsche Kreditbank (2021a); Deutsche Kreditbank (2021b); Stadtsparkasse Düsseldorf (2020).

⁷⁶¹ Vgl. hierzu und für eine detaillierte Gebührenaufstellung PayPal (2021b).

⁷⁶² Vgl. Chase/MacBrough (2018), S. 1; Kim (2017), S. 305; Rosenberger (2018), S. 57f.; Scherbaum (2020).

⁷⁶³ Vgl. Ali et al. (2014a), S. 276f., 280f.; Sixt (2017), S. 101.

⁷⁶⁴ Vgl. Sixt (2017), S. 23.

⁷⁶⁵ Vgl. hierzu und zum Folgenden Lo/Wang (2014), S. 6, 17.

Kostenvorteile werden dabei gemäß der Autoren auch aus Marketing-Überlegungen an die Kunden weitergegeben.

(ii) Hohe Transaktionsgeschwindigkeit

Neben den vorgenannten Transaktionskostenvorteilen wird auch die Geschwindigkeit der Transaktionsabwicklung bei der Nutzung von Kryptowährungssystemen (im Falle des Bitcoins: optimalerweise ca. 10 Minuten Wartezeit für die Aufnahme in die Blockchain, im Anschluss ca. 60 Minuten Wartezeit bis zur endgültigen Transaktionsbestätigung⁷⁶⁶) häufig als potentiell nutzungsargument hervorgehoben und dabei auf die Abwicklungsdauer klassischer Banküberweisungen von meist einem Werktag verwiesen.⁷⁶⁷

Allerdings ignoriert dieses Argument, dass Transaktionen bei der Nutzung anderer voll elektronischer Zahlungsmittel (wie z.B. Kreditkartenzahlungen in Online-Shops oder im stationären Handel) noch einmal schnellere Abwicklungen versprechen als Kryptowährungssysteme, da Nutzer hier nur wenige Sekunden auf die Transaktionsabwicklung warten müssen.⁷⁶⁸ Gleichzeitig ist auch zuvor beschriebene Vergleich mit der klassischen Banküberweisung veraltet, da der Zahlungsverkehr in der Eurozone durch die Einführung des TARGET Instant Payment Settlements (TIPS) grundlegend beschleunigt wurde.⁷⁶⁹ Gemäß der Definition der Europäischen Zentralbank (2014) handelt es sich bei Instant Payments um

„electronic retail payment solutions available 24/7/365 and resulting in the immediate or close to immediate interbank clearing of the transaction and crediting of the payee’s account (within seconds of payment initiation), irrespective of the underlying payment instrument used (credit transfer, direct debit or payment card) and of the underlying clearing and settlement arrangements that make this possible“⁷⁷⁰.

⁷⁶⁶ Die angegebene Wartezeit von 10 Minuten für die Aufnahme einer Bitcoin-Transaktion in die Blockchain setzt allerdings voraus, dass diese Transaktion von den Minern auch in den nächsten Block der Blockchain aufgenommen wird. Je nach Transaktionsaufkommen und Höhe der freiwillig gezahlten Transaktionsgebühr kann diese Wartezeit aber auch mehrere Stunden betragen. Der Median der Dauer bis zur Aufnahme in die Blockchain betrug im historischen Maximum sogar ca. 30 Minuten. Die darauf folgende 60-minütige Wartezeit bis zur endgültigen Verifikation einer aufgenommenen Transaktion beruht auf der bereits in Kap. 2.1.2.2.1 angerissenen Konvention, dass eine Transaktion erst dann als endgültig in die Blockchain aufgenommen gilt, sobald an den Block, der diese Transaktion enthält, sechs weitere verifizierte Blöcke an die Blockchain (Wartezeit somit 6x10 Minuten) angehängt wurden. Vgl. hierzu Kap. 2.1.2.2.1; Berentsen/Schär (2017), S. 61; Blockchain.com (2021c); Segendorf (2014), S. 76; Sixt (2017), S. 101; Thiele (2018), S. 95f.; Velde (2013), o.S.

⁷⁶⁷ Vgl. European Banking Authority (2014), S. 5; Foley/Karlsen/Putniņš (2019), S. 1799; Möhring/Nees (2018), S. 47; Segendorf (2014), S. 76; Velde (2013), o.S.

⁷⁶⁸ Vgl. Beer/Weber (2015), S. 58f.; Velde (2013), o.S.

⁷⁶⁹ Vgl. Europäische Zentralbank (2021g); European Banking Authority (2014), S. 5.

⁷⁷⁰ Europäische Zentralbank (2014), S. 1f.

Durch die Einführung von Instant Payments können Überweisungen zwischen zwei Transaktionsparteien folglich innerhalb eines Zeitlimits von unter 10 Sekunden erfolgreich ausgeführt (oder zurückgewiesen) werden, was den Zahlungsverkehr sogar über die Geschwindigkeit vieler aktueller Kryptowährungssysteme (wie auch des Bitcoin-Transaktionssystems) hinaus beschleunigt und erreicht sogar die Abwicklungsgeschwindigkeit des Ethereum-Netzwerks (7 Sekunden).⁷⁷¹ Durch den dezentralen Charakter solcher Kryptowährungssysteme stellt das Intervall zwischen der Erstellung zweier Blöcke allerdings eine theoretische Untergrenze für die Wartezeit dar, weil alleine die Verbreitung eines fertigen Blocks im Netzwerk schon eine gewisse Zeit (u.a. abhängig von der Blockgröße) in Anspruch nimmt.⁷⁷² Während dieser Zeit würden die Miner bei einem zu schmal definierten Zeitintervall zwischen den Blöcken ggf. ihre Arbeit an eine falsche Blockchain-Version verschwenden.⁷⁷³

Im Wettbewerb mit vielen anderen (etablierteren) Zahlungsmitteln ist die Abwicklungsdauer von Kryptowährungstransaktionen somit nicht zwingend ein Wettbewerbsvorteil, sondern oftmals auch ein (weiterer) Wettbewerbsnachteil.⁷⁷⁴ Zusätzlich dazu führt auch die Entwicklung von CBDCs – wie z.B. einem digitalen Euro durch die Europäische Zentralbank (2020) – zu einem weiteren Wettbewerbsdruck, weil einige der (verbleibenden) konzeptionellen und technischen Vorteile von Kryptowährungen nun auch für die deutlich wertstabileren gesetzlichen Zahlungsmittel nutzbar werden und Kryptowährungen weitere Nutzungsargumente (als Tauschmittel) verlieren.⁷⁷⁵

(iii) Verbesserte Anonymität durch Kryptowährungstransaktionen

Ein darüber hinaus bestehender, potentieller Vorteil von Kryptowährungstransaktionen besteht zudem in ihrer vergleichsweise höheren Anonymität gegenüber sonst üblichen Banküberweisungen, da die Identität der Transaktionsparteien geschützt ist und Transaktionen daher nur schwerer zurückverfolgt werden können.⁷⁷⁶ Dies schützt nicht nur die Privatsphäre der Nutzer, sondern ermöglicht auch die Umgehung staatlicher Kapitalverkehrskontrollen (z.B. in Krisenzeiten).⁷⁷⁷ Allerdings wird dieser Vorteil oftmals für eine

⁷⁷¹ Vgl. Deutsche Bundesbank (2018b); Europäische Zentralbank (2014), S. 1f.; Sixt (2017), S. 190; Thiele (2018).

⁷⁷² Vgl. Sixt (2017), S. 98f.

⁷⁷³ Vgl. Sixt (2017), S. 98f.

⁷⁷⁴ Vgl. Beer/Weber (2015), S. 58f.; European Banking Authority (2014), S. 5; Lutz (2018), S. 8; Velde (2013), o.S.

⁷⁷⁵ Vgl. Kap. 3.1.2.2.1.2; Europäische Zentralbank (2020), S. 3, 6, 36-44.

⁷⁷⁶ Vgl. Kap. 2.1.1, 2.1.2.2.2.1; Rosenberger (2018), S. 115; Sixt (2017), S. 32f.

⁷⁷⁷ Vgl. Rosenberger (2018), S. 115, 135; Sixt (2017), S. 114; Yu/Zhang (2020), S. 4.

Vielzahl illegaler Zwecke missbraucht, die in Kap. 3.2.2.4 noch einmal genauer vertieft werden und sogar dafür sorgen, dass die Nutzung von Kryptowährungen in der Öffentlichkeit teilweise negativ konnotiert ist.⁷⁷⁸

Abschließend sind bei all diesen potentiellen Vorteilen von Kryptowährungen aber auch die zuvor ebenso diskutierten, korrespondierenden Risiken wie z.B. die fehlende Wertstabilität von Kryptowährungen zu beachten, die letztendlich kontraproduktiv für das Vorliegen eines funktionierenden Zahlungsverkehrs und die Erfüllung der Geldfunktionen von Kryptowährungen sind, sodass schlussendlich in dieser Hinsicht ein wesentlicher Wettbewerbsnachteil gegenüber dem Euro verbleibt.⁷⁷⁹ Allerdings, so muss eingeordnet werden, liegt der Fokus vieler Nutzer vordergründig auch nicht mehr auf der Tauschmittelfunktion, sondern eher auf der Nutzung als Spekulationsmittel oder aber auch als Wertespeicher für extreme Krisenzeiten (wie z.B. Hyperinflationen), worüber sie überall und jederzeit jenseits des traditionellen Finanzsystems kostenfreien Zugriff auf ihre gespeicherten Werte besitzen, was auch die steigende Kryptowährungsnachfrage während der Corona-Pandemie verdeutlichte.⁷⁸⁰

3.1.2.2.3 Funktion als Recheneinheit

3.1.2.2.3.1 Theoretische Grundlagen zur Funktion als Recheneinheit

Die Funktion als Recheneinheit wäre für Kryptowährungen dann erfüllt, wenn diese als Wertmaßstab (Numéraire) für Güter und Dienstleistungen dienen würden.⁷⁸¹

Durch die Denomination der Preise von Gütern in einer einheitlichen Währung würde im Vergleich zur reinen Tauschgesellschaft dann erreicht werden, dass Wertvergleiche mit geringeren Transaktionskosten verbunden wären, da nur noch das Tauschverhältnis gegenüber dem gewählten Tauschmittel (und nicht mehr gegenüber allen anderen Gütern und Dienstleistungen) verglichen werden muss.⁷⁸² Eine Tasse Kaffee in Café A für 4,00

⁷⁷⁸ Vgl. Kap. 3.2.2.4; Rosenberger (2018), S. 14, 35, 37.

⁷⁷⁹ Vgl. Kap. 3.1.2.2.2.4.1; Ali et al. (2014a), S. 279f.; Balz/Paulick (2019), S. 13; Fiedler/Gern/Stolzenburg (2018), S. 10; Thiele/Diehl (2017), S. 4f. Eine detaillierte Aufzählung dieser (und weiterer) Risiken der Nutzung von Kryptowährungen findet sich zudem auch noch in Kap. 3.2.2.3.

⁷⁸⁰ Vgl. Baur/Hong/Lee (2018), S. 184f.; Coinmarketcap (2021a); Corbet et al. (2020), S. 2-4, 6; Steinhagen Consulting (2021).

⁷⁸¹ Vgl. Kap. 3.1.2.1.3.2; Yermack (2015), S. 38.

⁷⁸² Vgl. Berentsen/Schär (2017), S. 14.

EUR wäre demnach zum Beispiel doppelt so teuer wie eine Tasse Kaffee in Café B für 2,00 EUR, welche dort genauso teuer ist wie ein belegtes Brötchen (2,00 EUR).⁷⁸³ Zur Erfüllung dieser Funktion als Wertmaßstab müssten Kryptowährungen demnach nicht nur von möglichst vielen Händlern und Konsumenten in einer Vielzahl an Transaktionen als Tauschmittel für den Handel mit Gütern und Dienstleistungen genutzt werden, sondern es müssten zusätzlich etwa auch noch Unternehmensbilanzen, Gehaltsabrechnungen, etc. in dieser Werteinheit denominiert werden.⁷⁸⁴ Nicht zuletzt deshalb argumentiert White (1984a) in diesem Zusammenhang, dass die Funktionen als Tauschmittel und als Recheneinheit nicht separiert betrachtet werden können, sondern entweder gemeinsam erfüllt sind – oder eben nicht.⁷⁸⁵ Dadurch, dass Kryptowährungen – zumindest aktuell – nicht als allgemein akzeptiertes Tauschmittel anzusehen sind und zuvor stattdessen allerhöchstens eine schwache Koexistenz mit dem Euro als Tauschmittel erkannt wurde⁷⁸⁶, wäre demnach zu erwarten, dass auch die Funktion als Recheneinheit aktuell nicht in hinreichendem Maße erfüllt ist.

3.1.2.2.3.2 Analyse des Erfüllungsgrades der Funktion als Recheneinheit

Zur Analyse des Erfüllungsgrades der Funktion als Recheneinheit soll daher fokussiert werden, wie stark Kryptowährungen bereits als Wertmaßstab in der Ökonomie verbreitet sind und inwiefern sich für diesen gewählten Wertmaßstab auch schon eine gesellschaftliche Koordinationsfunktion (s. Kap. 3.1.2.1.3.2) erkennen lässt.⁷⁸⁷

In Kap. 3.1.2.2.2 wurde im Rahmen der Funktion als Tauschmittel bereits herausgestellt, dass es zwar einige wenige Händler gibt, die z.B. Bitcoin als Zahlungsmittel erlauben und auch die Preise für Güter und Dienstleistungen in diese Währung umrechnen.⁷⁸⁸ Allerdings wickeln solche Händler die Zahlungen aufgrund der hohen Kursvolatilität von Kryptowährungen meist über kooperierende Zahlungsdienstleister (wie z.B. Coinbase) ab, die die erhaltenen Coins zur Reduktion von Wechselkursrisiken unmittelbar in das gültige gesetzliche Zahlungsmittel (hier: Euro) umtauschen und erst dann an den jeweiligen Händler weiterleiten.⁷⁸⁹ Die Akzeptanz von Kryptowährungen führt daneben auch

⁷⁸³ Beispiel in Anlehnung an Yermack (2015), S. 38.

⁷⁸⁴ Vgl. Issing (2011), S. 2.

⁷⁸⁵ Vgl. White (1984a), S. 699.

⁷⁸⁶ Vgl. Kap. 3.1.2.2.2. Ein vergleichbares Vorgehen findet sich u.a. auch bei Yermack (2015), S. 39-41.

⁷⁸⁷ Vgl. ausführlich Kap. 3.1.2.1.3.2.

⁷⁸⁸ Vgl. Kap. 3.1.2.2.2; Lo/Wang (2014), S. 4, 6; Luther/White (2014), S. 4-6.

⁷⁸⁹ Vgl. Lo/Wang (2014), S. 6; Luther/White (2014), S. 5f.

noch zu weiteren Herausforderungen für die Händler – etwa bei Retouren oder Umtauschen.⁷⁹⁰ Aufgrund des üblicherweise unverzüglichen Umtausches des Kaufpreises durch den Händler in Fiat-Währungen könnte eine Rückerstattung des geleisteten Betrages in Kryptowährungen bei einem Umtausch aufgrund möglicher zwischenzeitlicher Wechselkursschwankungen innerhalb einer gesetzlichen⁷⁹¹ oder ggf. auch freiwillig gewährten Umtauschfrist zu extremen Verlusten der Händler führen.⁷⁹² Deswegen wählen Händler in solchen Fällen meist eine Rückerstattung über Gutscheine in Höhe des Kaufpreises (denominiert in Fiat-Währungen).⁷⁹³ Die zuvor ebenso als Kriterium zur Erfüllung der Funktion als Recheneinheit geforderte Notierung von Unternehmensbilanzen in einer Kryptowährung ist zudem nicht erfüllt, da gemäß § 244 HGB alle Unternehmensbilanzen in Deutschland zwingend in Euro dargestellt sein müssen.⁷⁹⁴ Auch Arbeitsentgelte dürfen in Deutschland gemäß § 107 Abs. 1 GewO ausschließlich in Euro (und somit nicht in Kryptowährungseinheiten) ausbezahlt werden.⁷⁹⁵

Somit konnte aus verschiedenen Perspektiven gezeigt werden, dass die Planung solcher Unternehmen weiterhin in der heimischen Landeswährung (hier: Euro) erfolgt, während die Akzeptanz von Kryptowährungen als (zusätzliches) Zahlungsmittel höchstens in der Generierung von Aufmerksamkeit potentieller Kunden (Werbung) liegen dürfte.⁷⁹⁶

Aus der Konsumentensicht existieren zwar mittlerweile Anbieter (z.B. Bitwage), die ihren Kunden im Prinzip eine Art in einer Kryptowährung denominiertes Girokonto anbieten, an dessen IBAN deren Arbeitgeber das Arbeitsentgelt in Fiat-Währungen überweisen können.⁷⁹⁷ Dabei findet bei eingehenden Gehältern in Fiat-Währungen dann eine automatische Umwandlung in die gewünschte Kryptowährung und Gutschrift auf dem bereitgestellten Konto statt.⁷⁹⁸ Angesichts der bereits erwähnten geringen Anzahl an Akzeptanzstellen solcher Kryptowährungen darf aber zumindest bezweifelt werden, dass Arbeitnehmer diese Kryptowährungsbestände auch jenseits des bereits fortschrittlicheren

⁷⁹⁰ Vgl. Lo/Wang (2014), S. 6.

⁷⁹¹ So gilt etwa bei Fernabsatzgeschäften (wie z.B. Online-Einkäufen) eine gesetzliche Umtauschfrist von 14 Tagen. Vgl. hierzu § 357 Abs. 1 BGB.

⁷⁹² Vgl. § 357 Abs. 1 BGB; Industrie- und Handelskammer Schwaben (2021); Lo/Wang (2014), S. 6f.

⁷⁹³ Vgl. Lo/Wang (2014), S. 6.

⁷⁹⁴ Vgl. Kap. 3.1.2.2.3.1; § 244 HGB; Issing (2011), S. 2.

⁷⁹⁵ Vgl. § 107 Abs. 1 GewO. Eine Auszahlung von Kryptowährungseinheiten wären daher höchstens in Ergänzung zum Arbeitslohn als Sachbezüge i.S.d. § 107 Abs. 2 GewO denkbar, wengleich diese in ihrer Höhe gedeckelt sind. Vgl. hierzu § 107 Abs. 2 GewO; Maute (2020), S. 176f.

⁷⁹⁶ Vgl. ähnlich Lo/Wang (2014), S. 4, 6; Luther/White (2014), S. 5f.; Sixt (2017), S. 23.

⁷⁹⁷ Vgl. Paul/Freiling (2018), S. 30f.

⁷⁹⁸ Vgl. Paul/Freiling (2018), S. 30f.

Online-Handels und ohne größeren Suchaufwand sinnvoll in den gewünschten Warenkorb (bestehend aus Gütern und Dienstleistungen des täglichen Bedarfs⁷⁹⁹) eintauschen können, wodurch ggf. ein erneuter Rücktausch in Fiat-Währungen vonnöten wäre und Kryptowährungen dann nur der Wertaufbewahrung jenseits des Bankensystems dienen.⁸⁰⁰ Zur Veranschaulichung dieses Arguments ist in Anlehnung an Yermack (2015) anzuführen, dass auch traditionelle Finanzprodukte (wie z.B. Kraftfahrzeugfinanzierungen, Konsumentenkredite und Hypothekendarlehen) üblicherweise nicht in Kryptowährungen denominiert vergeben werden.⁸⁰¹ In diesem Kontext gibt es zwar inzwischen erste inkrementelle Ansätze, dies zu ändern – etwa durch zum Girokonto analoge Verzinsung von Wallet-Guthaben beim Blockchain.com Interest Account oder eine Prepaid-Mastercard von BitPay, die das Abheben von Fiatwährungen und Zahlungsabwicklungen basierend auf dem Kryptowährungsguthaben eines zugehörigen Wallets ermöglicht –, doch stellen diese Angebote weiterhin eher die Ausnahme dar.⁸⁰² Dies bestätigt sich auch bei einem Blick auf den Kapitalmarkt, weil dort etwa Leerverkäufe, Futures, Forwards, Optionen und Swaps für Kryptowährungen entweder gar nicht oder nur in eingeschränktem Maße (z.B. limitiert auf wenige, besonders bedeutende Einzeltitel) existieren.⁸⁰³ Insbesondere für unbedeutendere, weniger liquide Titel wäre dies gleichbedeutend mit der Abwesenheit wichtiger, den Markt korrigierender Arbitragevehikel.⁸⁰⁴ In diesem Kontext fällt des Weiteren auch noch auf, dass – abgesehen von einigen Altcoins – an gängigen Wertpapierbörsen keine Kursdaten in Kryptowährungen denominiert sind.⁸⁰⁵

Dem hier analysierten Ist-Zustand zur Funktion von Kryptowährungen als Recheneinheit kann somit insgesamt entnommen werden, dass – erneut u.a. konsistent zur Ansicht der Europäischen Zentralbank (2015) – neben der Tauschmittelfunktion auch diese Funktion erwartungsgemäß nur in durchaus limitiertem Maße erfüllt ist.⁸⁰⁶

⁷⁹⁹ Im Rahmen ihrer Inflationsberechnungen konstruiert auch die Europäische Zentralbank (2021f) einen repräsentativen Warenkorb, der aus 700 repräsentativen Gütern und Dienstleistungen besteht. Die dort enthaltenen Bestandteile müssten im vorigen Anwendungsbeispiel dieser Arbeit somit allesamt durch Kryptowährungen erwerbbar sein. Vgl. hierzu Europäische Zentralbank (2021f).

⁸⁰⁰ Vgl. ähnlich Chong (2019); Johnson (2019), S. 1-3.

⁸⁰¹ Vgl. Yermack (2015), S. 33.

⁸⁰² Vgl. BitPay (2021a); Blockchain.com (2021b). Im Detail zeigen die Kreditkartenbedingungen des Anbieters BitPay, dass selbst bei diesem Produkt z.B. Abhebungslimits in US-Dollar ausgewiesen sind. Vgl. hierzu BitPay (2021a).

⁸⁰³ Vgl. Börse Stuttgart (2020); Trimborn/Li/Härdle (2020), S. 287; Yermack (2015), S. 33.

⁸⁰⁴ Vgl. Wei (2018), S. 22; Yermack (2015), S. 32f.

⁸⁰⁵ Vgl. Börse Frankfurt (2021); Coinmarketcap (2019b).

⁸⁰⁶ Vgl. Ali et al. (2014a), S. 278f.; Europäische Zentralbank (2015), S. 24; Yermack (2015), S. 36-41.

3.1.2.2.3.3 Hindernisse der Preisauszeichnung in Kryptowährungseinheiten

3.1.2.2.3.3.1 Probleme regelmäßiger Preisanpassungen und uneinheitlicher Wechselkurse aus der Händlerperspektive

Aufgrund der zuvor festgestellten unzureichenden Erfüllung der Funktion als Recheneinheit von Kryptowährungen sollen nun – analog zu den bisherigen Funktionen – auch noch ausgewählte ökonomische und psychologische Probleme herausgearbeitet werden, die als Hindernisse für die Preisauszeichnung in Kryptowährungen angesehen werden können.

Als erstes Hindernis seien hier die extremen Kursschwankungen und daraus resultierende Preisanpassungsbedarfe bei den Händlern erwähnt.⁸⁰⁷ Dabei ist regelmäßige Anpassung der Preise mit Kosten verbunden (sog. Speisekartenkosten), sodass es in dieser Folge auch zu Preisrigiditäten kommen kann.⁸⁰⁸ Auch wenn es aus Sicht eines Händlers möglich wäre, diese Kostenproblematik zu lösen und die in Kryptowährungen denominierten Preise z.B. computergestützt regelmäßig an die Wechselkursschwankungen anzupassen, würden solche stark frequentiert benötigten (und wertmäßig hohen) Preisanpassungen die Konsumenten verwirren.⁸⁰⁹ Denn Konsumenten orientieren sich bei der Preisbeurteilung üblicherweise Referenzpreisen aus der eigenen Erfahrung, weshalb regelmäßige wechselkursbedingte Preisänderungen die Orientierung der Konsumenten erschweren.⁸¹⁰

Derartige Preisänderungen sind aber auch für Händler wenig praktikabel, da diese auch in ihrer Möglichkeit eingeschränkt sind, Preispolitik über Instrumente wie z.B. Streichpreise, unverbindliche Preisempfehlungen, Rabattaktionen, Prospekte/Handzettel oder Coupons zu betreiben.⁸¹¹ So wüsste etwa ein Händler beim Erstellen eines Werbeprospektes nicht, wie hoch der Preis eines Gutes in Einheiten einer Kryptowährung ausgewiesen werden müsste, um am Ende der Gültigkeit der Aktion noch einen angemessenen Preis zu verlangen. Zwar betreiben viele Händler (z.B. Airlines, Onlinehändler, Kinos, etc.) bereits aktives Preismanagement, indem Preise z.B. für bestimmte Nutzergruppen oder für bestimmte Zeitpunkte bewusst diskriminiert werden – gemäß einer Studie der Verbraucherzentrale Brandenburg (2018) teilweise sogar mehrmals täglich.⁸¹² Doch dies

⁸⁰⁷ Vgl. Yermack (2015), S. 38.

⁸⁰⁸ Vgl. Mankiw (1985), S. 529; Yermack (2015), S. 38; Zimmermann/Hinte/Thalmaier (1999), S. 19.

⁸⁰⁹ Vgl. o.V. (2014); Yermack (2015), S. 38. Während diese Möglichkeit für Online-Händler naheliegender erscheint, eröffnet sich dieselbe Möglichkeit aber auch für stationäre Händler, etwa über den Einsatz elektronischer Preisschilder. Vgl. hierzu Luther/White (2014), S. 5; o.V. (2014).

⁸¹⁰ Vgl. Merkle (2020), S. 85; Yermack (2015), S. 38f.

⁸¹¹ Vgl. Merkle (2020), S. 84; Yermack (2015), S. 38f.

⁸¹² Vgl. Acquisti (2008), S. 47; Verbraucherzentrale Brandenburg (2018), S. 9, 11.

ist kaum zu vergleichen mit der oben angesprochenen, weitgehenden Aufgabe des bisherigen preispolitischen Instrumentariums.

Unabhängig von der Praktikabilität ständiger Preisanpassungen an den aktuellen Wechselkurs wäre in diesem Zusammenhang dann auch fraglich, welcher Wechselkurs von Kryptowährungen überhaupt als Maßstab herangezogen werden sollte.⁸¹³ Denn der Preis von Kryptowährungen kann auf den diversen Kryptobörsen, auf denen diese gehandelt werden, durchaus variieren, was insbesondere in sehr frühen Marktphasen deutlich erkennbar war.⁸¹⁴ Dabei sind Kryptowährungen homogene Assets und werden auf allen Kryptobörsen identisch angeboten.⁸¹⁵ Solche Kryptobörsen sind ununterbrochen geöffnet und stellen Preisinformationen für jeden kostenlos im Internet bereit. Gemäß dem Gesetz des einheitlichen Preises müssten solche identischen Güter nach Abzug der jeweiligen Handelskosten dann auch einheitlich bepreist sein. Bei klassischen Fiat-Währungen (z.B. Euro) werden temporäre Preisunterschiede zwischen den Börsen hingegen durch Arbitrageprozesse abgebaut.⁸¹⁶ Somit scheint das Gesetz des einheitlichen Preises trotz zwischenzeitlicher Besserungen⁸¹⁷ zumindest nur eingeschränkt für den Kryptowährungsmarkt zu gelten, was Pieters/Vivanco (2017) auch an den Charakteristika der jeweiligen Kryptobörsen (z.B. Herkunftsland, regulatorischer Rahmen, etc.) festmachen.⁸¹⁸ Konsistent dazu zeigt Wei (2018), dass sich die Markteffizienz zwar für größere (liquidere) Kryptowährungen im Zeitablauf durchaus verbessert hat, aber insbesondere für illiquide Titel durch die auch in Kap. 3.1.2.2.3.2 hervorgehobenen, schlechteren Arbitragemöglichkeiten solcher Titel immer noch verbesserungswürdig erscheint.⁸¹⁹ Da der Kurs einer Kryptowährung folglich auch stark von der Wahl der betrachteten Börse abhängt, würde die Quantifizierung anderer Werte in Einheiten einer Kryptowährung je nach zugrundeliegender Börse zu uneinheitlichen Ergebnissen führen.⁸²⁰ Ein einheitlicher Maßstab für Händler und Konsumenten wäre demnach nicht gegeben. Mit Bezug auf die

⁸¹³ Vgl. Yermack (2015), S. 38.

⁸¹⁴ Vgl. Yermack (2015), S. 38. So zeigt Yermack (2013) exemplarisch für die Anfangsphase des Bitcoin-Handels einen Unterschied von 7 % zwischen dem höchsten und dem niedrigsten Börsenwert eines Bitcoins in US-Dollar auf. Vgl. hierzu Yermack (2013), S. 12.

⁸¹⁵ Vgl. hierzu und zum Folgenden Pieters/Vivanco (2017), S. 1.

⁸¹⁶ Vgl. Yermack (2015), S. 38.

⁸¹⁷ Eigene Recherchen im September 2020 über die Kryptowährungsplattform Cryptocompare, die aktuelle Kurse ausgewählter Kryptowährungen über verschiedene Kryptobörsen hinweg vergleichbar macht, zeigen, dass Kursunterschiede zwischen den Börsen bereits weniger deutlich (< 1 % der Kurswerte) ausgefallen sind. Vgl. für eine börsenübergreifende Kursübersicht des Bitcoins Cryptocompare (2020).

⁸¹⁸ Vgl. Eigene Berechnungen; Cryptocompare (2020); Pieters/Vivanco (2017), S. 1, 8.

⁸¹⁹ Vgl. Kap. 3.1.2.2.3.2; Wei (2018), S. 22, 24.

⁸²⁰ Vgl. hierzu und zum Folgenden Yermack (2015), S. 38.

Kryptowährung Bitcoin versuchen in der Praxis einige Händler, dieses Problem zu umgehen, indem diese z.B. durch die Bildung eines Durchschnitts der Bitcoin-Kurse der letzten 24 Stunden an ausgewählten Kryptobörsen eine Art Preisaggregat herstellen.

3.1.2.2.3.3.2 Psychologische Faktoren: Einprägsamkeit neuer Preise für Konsumenten

Neben der Problematik der äußerst volatilen Kursentwicklung von Kryptowährungen und den uneinheitlichen Marktpreisen stellt auch die Höhe einzelner Kryptowährungskurse (in heimischer Währung) ein weiteres wesentliches Hindernis dar, was auch eine Analyse der Kursniveaus der größten Kryptowährungen wie z.B. Bitcoin oder Litecoin (s. Kap. 2.2.3) nahelegt.⁸²¹

Denn um Preise von Gütern und Dienstleistungen des täglichen Bedarfs in diesen Kryptowährungen denominiert zu quantifizieren, werden beim Bitcoin mehr als die in der Eurozone üblichen zwei Nachkommastellen benötigt.⁸²² So beträgt beispielsweise der Preis einer Tasse Kaffee (2,00 EUR) bei einem exemplarisch angenommenen (moderaten) Wechselkurs von 10.000,00 EUR/BTC etwa 0,000200 BTC. Im Falle von Litecoin läge der Preis bei einem angenommenen Wechselkurs von 100,00 EUR/LTC bei 0,0200 LTC. Für die Darstellung eines Preises werden hier also bis zu sechs Nachkommastellen benötigt⁸²³ – eine Darstellungsform, die zum einen im Konsumgüter-Marketing kaum zu sehen ist und zum anderen bei Anbietern und Nachfragern auf einem Markt zusätzliche Verwirrung stiften kann.⁸²⁴ Denn sowohl durch die ungewöhnliche Darstellungsform als auch durch die hohen Wechselkursschwankungen wäre die Orientierung für die Wirtschaftssubjekte erschwert, wie günstig oder teuer der neue Preis (z.B. für die obige Tasse Kaffee) ist.⁸²⁵ Da der Bitcoin-Kurs im hier verwendeten Beispiel – etwa im Vergleich zu dem bereits in Kap. 3.1.2.2.2.4.1 erwähnten, von Mayer (2017) berechneten Kurspotential von ca. 120.000 USD (ca. 106.000 EUR)– noch äußerst moderat ausfällt⁸²⁶, würde sich dieses Problem mit steigender Nutzung sogar noch verschärfen. Vergleichbare Effekte wären

⁸²¹ Vgl. Kap. 2.2.3; Coinmarketcap (2021a); Coinmarketcap (2021e); Yermack (2015), S. 38f.

⁸²² Vgl. hierzu und zum Folgenden ähnlich Yermack (2015), S. 32, 38f.

⁸²³ Die oben genannten Beispiele kommen zwar auch mit weniger Nachkommastellen aus, doch würde sich dies z.B. für den Bitcoin bei einem Betrag von 0,01 EUR (umgerechnet dann: 0,000001 BTC) ändern.

⁸²⁴ Vgl. ähnlich Yermack (2015), S. 32, 38f.

⁸²⁵ Vgl. Yermack (2015), S. 32, 38f.

⁸²⁶ Vgl. Kap. 3.1.2.2.2.4.1; Mayer (2017), S. 9.

auch für andere (als Zahlungsmittel intendierte) Kryptowährungen mit aktuell moderateren Wechselkursen zu erwarten, sobald diese stärker nachgefragt werden würden.⁸²⁷ Entgegengewirkt werden kann diesem Problem zu hoher Kryptowährungskurse immerhin durch eine mögliche Neuskalierung der Darstellungsform.⁸²⁸ So könnten etwa Preise im Falle von Bitcoin entweder über einen Ausdruck in Zehnerpotenzen (im Kaffee-Beispiel: 2,00 EUR \cong 2,00 * 10⁻⁴ BTC) oder in einer beliebigen Untereinheit wie z.B. den sog. Satoshis⁸²⁹ (2,00 EUR \cong 20.000 Satoshis), den Millibitcoins⁸³⁰ (2,00 EUR \cong 0,2 mBTC) oder den Mikrobotcoins⁸³¹ (2,00 EUR \cong 200 μ BTC) abgebildet werden.⁸³² Während eine Darstellungsform in Zehnerpotenzen die Konsumenten möglicherweise verwirren würde, liegt der Nachteil der letzteren Darstellungsform in Untereinheiten oftmals in der ungewohnten Größenordnung der neuen Preise, die – je nach gewählter Untereinheit – eher an die Preisgrößenordnungen aus Ländern mit höherer Inflation erinnern und insbesondere in der Anfangsphase einer Zahlungsmittelumstellung zu Orientierungsproblemen bei den Verwendern führen kann, wie das nachfolgende Unterkapitel noch einmal explizit veranschaulichen wird.⁸³³

3.1.2.2.3.3.3 Exkurs: Erkenntnisse über Behavioral Biases der Konsumenten am Beispiel der Euro-Einführung im Jahr 2002

Im vorausgegangenen Analyseaspekt wurden bereits einige psychologische Hindernisse bei der Übernahme von Kryptowährungen als neues Zahlungsmittel thematisiert.⁸³⁴ Um abschließend herauszuarbeiten, wieso Kryptowährungen von den Wirtschaftssubjekten nicht einfach anstelle des Euros als Zahlungsmittel übernommen werden, soll eine solche Umstellung inhaltlich auch noch einmal mit den Erkenntnissen aus der Euro-Einführung in der Bundesrepublik Deutschland im Jahr 2002 verglichen werden. Dies stellt hier eine besonders interessante Ergänzung zum bisherigen Literaturstand dar.

⁸²⁷ Vgl. exemplarisch Coinmarketcap (2019b); Luther/White (2014), S. 2f.

⁸²⁸ Vgl. o.V. (2018b); Yermack (2015), S. 39.

⁸²⁹ Hier gilt: 1 Satoshi = 1 * 10⁻⁸ BTC. Vgl. hierzu Sixt (2017), S. 89, 108.

⁸³⁰ Hier gilt: 1 mBTC = 1 * 10⁻³ BTC. Vgl. hierzu o.V. (2018b).

⁸³¹ Hier gilt: 1 μ BTC = 1 * 10⁻⁶ BTC. Vgl. hierzu o.V. (2018b).

⁸³² Vgl. Eigene Berechnungen; o.V. (2018b); Sixt (2017), S. 89, 108; Yermack (2015), S. 39.

⁸³³ Vgl. Kap. 3.1.2.2.3.3.3; Musweiler/Englich (2003), S. 290f.; Yermack (2015), S. 38f.

⁸³⁴ Vgl. ausführlich Kap. 3.1.2.2.3.3.2.

Die Euro-Einführung hat in Deutschland offenbart, wie lange es dauern kann, bis sich selbst ein gesetzliches Zahlungsmittel in der Bevölkerung auch psychologisch als Recheneinheit etabliert.⁸³⁵ So zeigen Mussweiler/Englich (2003) im Rahmen der Euro-Einführung die Wirkung eines Anchoring-Effekts im Sinne der Ausführungen von Tversky/Kahneman (1974) auf.⁸³⁶ Dadurch, dass die Wirtschaftssubjekte unmittelbar nach deren Neueinführung besonders unsicher im Umgang mit einer neuen Währung sind, verfallen diese leichter einem (solchen) Bias in ihrem Urteilsvermögen.⁸³⁷ Im Falle des Anchorings verschätzen sich diese dann deutlicher im Rahmen der Preiseinschätzung von Gütern oder Dienstleistungen in der neuen Währung – und zwar in die Richtung eines bestimmten zuvor bekannten Ankerwertes.⁸³⁸ Während die Wirtschaftssubjekte im Rahmen der Euro-Einführung die gültigen Preise in Euro anhand eines vorab gesetzlich fixierten Tauschverhältnisses von 1:1,95583 (\approx 1:2) einfach in die vorherige Landeswährung (Deutsche Mark) umrechnen und sich somit schnell eine Einschätzung über die Angemessenheit der (insgesamt stabilen) Preise bilden konnten, ist die Preiseinschätzung bei einer Denominierung in Kryptowährungen deutlich schwieriger.⁸³⁹ Denn hier wird die Gewöhnung an eine neue (ggf. ungewöhnliche) Preisgrößenordnung durch die hohe Wechselkursvolatilität und den gleichzeitigen Wettbewerb mit dem Euro als wertstabiles gesetzliches Zahlungsmittel in einer (offenen) Volkswirtschaft erschwert, zumal im Gegensatz zur oben genannten Euro-Umstellung das bisher primär genutzte Zahlungsmittel auch nicht abgeschafft ist und somit kein Wechseldruck besteht.⁸⁴⁰

Wie lange eine Eingewöhnung dauern kann, zeigt sich daran, dass große Teile der Wirtschaftssubjekte bei der Euro-Einführung noch Jahre danach weiter in Deutscher Mark rechneten.⁸⁴¹ Bei einem etwaigen Wechsel vom Euro zu Kryptowährungen kommt jedoch erschwerend hinzu, dass der Euro in der Unternehmenspraxis weiterhin maßgeblich für die Bepreisung von Gütern und Dienstleistungen bleibt, während in Kryptowährungen denominierte Preise lediglich aus dem zugehörigen Preis in Euro umgerechnet werden.⁸⁴²

⁸³⁵ Vgl. Mussweiler/Englich (2003), S. 290f.; Seibel (2016).

⁸³⁶ Vgl. Mussweiler/Englich (2003), S. 286, 290; Tversky/Kahneman (1974), S. 1128-1131.

⁸³⁷ Vgl. Mussweiler/Englich (2003), S. 286f., 290f.

⁸³⁸ Vgl. Mussweiler/Englich (2003), S. 286f., 290f.

⁸³⁹ Vgl. Kap. 3.1.2.2.1.2, 3.1.2.2.3.3.2; Art. 1 Verordnung Nr. 2866/98/EG; Teupe (2018), S. 41f., 45f.; Yermack (2015), S. 38-41.

⁸⁴⁰ Vgl. Kap. 3.1.2.2.1.2, 3.1.2.2.2.1; Art. 128 Abs. 1 S. 3 AEUV; Baur/Dimpfl (2018b), S. 19f.; Lutz (2018), S. 8; Teupe (2018), S. 41-46; Yermack (2015), S. 38-41.

⁸⁴¹ Vgl. Seibel (2016); Teupe (2018), S. 45f.

⁸⁴² Vgl. Kap. 3.1.2.2.3.2; Art. 128 Abs. 1 S. 3 AEUV; Luther/White (2014), S. 5; Mussweiler/Englich (2003), S. 290f.

Insgesamt gilt also: Wenn selbst die Eingewöhnung bei einer Umstellung eines (deutlich weniger volatilen) gesetzlichen Zahlungsmittels trotz täglicher Berührungspunkte eine gewisse Zeit benötigt, so erscheint für Kryptowährungen insbesondere wegen der wirkenden Netzwerkeffekte und allen anderen zuvor beschriebenen Faktoren zumindest fraglich, ob sich Wirtschaftssubjekte (jemals) freiwillig einem solchen Wechsel der Recheneinheit erneut unterziehen wollen – zumindest solange kein deutlicher Vorteil aus der Verwendung von Kryptowährungen entsteht.⁸⁴³

3.1.2.2.4 Zwischenfazit

In der Gesamtschau konnten Kryptowährungen gemäß der zuvor durchgeführten Analyse die drei Geldfunktionen nicht in ausreichendem Maße erfüllen, um in Deutschland einen spürbaren ökonomischen Geldcharakter zu besitzen.⁸⁴⁴ Stattdessen sind die Geldfunktionen von Kryptowährungen nur höchstens in limitiertem Maße und dann auch nur für einen sehr kleinen Nutzerkreis erfüllt.⁸⁴⁵ Insofern sind Kryptowährungen von traditionellen Fiat-Währungen gedanklich zu separieren, wie auch Yermack (2015) auch jenseits der Definitiorik anhand einer Korrelationsanalyse der Renditen ausgewählter Krypto- und Fiatwährungen (keine nachweisbare Korrelation) empirisch bestätigt.⁸⁴⁶ Stattdessen hat sich aus mehreren Perspektiven immer wieder gezeigt, dass Kryptowährungen von ihren Nutzern eher als (spekulatives) Investment angesehen werden und das Interesse an einer alternativen Zahlungsmethode (noch) nicht wirklich ausgeprägt zu sein scheint.⁸⁴⁷ Selbst für Hochinflationenländer konnte die Nutzung von Kryptowährungen primär als Wertaufbewahrungsmittel identifiziert werden.⁸⁴⁸

Bei diesem Urteil handelt es sich allerdings lediglich um eine Momentaufnahme, da die dynamische Entwicklung des Marktes (inkl. der regelmäßigen Neuentstehung von Dienstleistungen zur Förderung der Akzeptanz von Kryptowährungen) in der Zukunft möglicherweise eine Neubewertung notwendig macht.⁸⁴⁹

⁸⁴³ Vgl. Dowd/Greenaway (1993), S. 1188f.; Luther (2016), S. 554; Mussweiler/Englich (2003), S. 290f.

⁸⁴⁴ Vgl. für ähnliche Ergebnisse (trotz teils abweichender geographischer Fokussierung) u.a. Ali et al. (2014a), S. 278f.; Baur/Hong/Lee (2018), S. 187; Europäische Zentralbank (2015), S. 23f.; Yermack (2015), S. 32, 42.

⁸⁴⁵ Vgl. Ali et al. (2014a), S. 278f.

⁸⁴⁶ Vgl. Yermack (2015), S. 32f., 41.

⁸⁴⁷ Vgl. für ähnliche Ergebnisse u.a. Baur/Hong/Lee (2018), S. 187; Glaser et al. (2014), S. 13.

⁸⁴⁸ Vgl. Chong (2019); Johnson (2019), S. 1-3.

⁸⁴⁹ Vgl. ähnlich Hanl/Michaelis (2017), S. 363f.

3.2 Assetcharakter: Kryptowährungen als neuartige Assetklasse

3.2.1 Definition und Charakteristika einer Assetklasse

In der vorausgegangenen Analyse konnte für Kryptowährungen immer wieder deren Verwendung im Kontext der Vermögensanlage, also als (spekulatives) Asset, herausgestellt werden.⁸⁵⁰ Im Gegensatz zu Geld dienen Assets den Investoren in ihrem Kern zwar der Wertaufbewahrung (oder Wertmehrung), doch als Tauschmittel oder Werteinheit sind diese konzeptionell nicht vorgesehen.⁸⁵¹ Bevor Kryptowährungen als Assets im Kontext der Vermögensanlage deutscher Investoren genauer untersucht werden, soll als theoretische Grundlage zunächst in Anlehnung an Krückeberg/Scholz (2019) die Fragestellung geklärt werden, ob Kryptowährungen möglicherweise einer bereits existenten Assetklasse zuzuordnen sind oder ob diese sogar eine eigenständige Assetklasse darstellen.⁸⁵²

Eine rudimentäre Definition einer Assetklasse liefert Kitces (2012), der diese als Gruppierung von Wertpapieren mit ähnlichen Risiko-Rendite-Profilen sowie jeweils ähnlichem Marktverhalten ansieht.⁸⁵³ Diese rudimentäre Definition erinnert (trotz Vereinfachung) stark an die Assetklassen-Definition von Sharpe (1992), nach der eine eigenständige Assetklasse drei zentrale Charakteristika erfüllen muss:

- (i) keine Überschneidungen mit anderen Assetklassen (eindeutige Zuordenbarkeit),
- (ii) eine erschöpfende Größenordnung der Assetklasse und
- (iii) eine Abweichung der Renditen zu denen anderer Assetklassen.⁸⁵⁴

Letztere Definition bedeutet in der Praxis, dass Assetklassen nicht nur aus einem bestimmten Asset alleine, sondern aus einem ganzen Portfolio möglichst gleichartiger Assets bestehen sollten (= Gruppierung von Wertpapieren).⁸⁵⁵ Dabei darf jedes beliebige Asset nur einer der möglichst trennscharf abzugrenzenden Assetklassen zugeordnet werden (ad i) und diese Assetklassen selbst sollten so viele gleichartige Assets wie möglich

⁸⁵⁰ Anhand dieser Ergebnisse zeigt sich auch, dass die definitorische Unterordnung der Kryptowährungen unter den Oberbegriff der Kryptoassets (s. Kap. 2.1.2.1.1) demnach passend erscheint.

⁸⁵¹ Vgl. Baur/Hong/Lee (2018), S. 177; Mondello (2015), S. 59.

⁸⁵² Vgl. ähnlich Krückeberg/Scholz (2019), S. 1, 12.

⁸⁵³ Vgl. Kitces (2012), S. 22.

⁸⁵⁴ Vgl. Sharpe (1992), S. 7f. Zwar existiert in der Literatur noch eine Vielzahl weiterer Ansätze zur Formulierung konstitutiver Merkmale einer Assetklasse, wie z.B. von Burniske/White (2017), Anson/Fabozzi/Jones (2011) und Kritzman (1999), doch hat sich der zuvor präsentierte Ansatz von Sharpe (1992) in der Literatur – so z.B. auch bei Krückeberg/Scholz (2019) – als übliches Standardverfahren herausgebildet, dem auch in dieser Analyse gefolgt wird. Vgl. hierzu Anson/Fabozzi/Jones (2011), S. 16; Burniske/White (2017), S. 4; Kritzman (1999), S. 80-82; Krückeberg/Scholz (2019), S. 12; Popova (2019), S. 1; Sharpe (1992), S. 8.

⁸⁵⁵ Vgl. hierzu und zum Folgenden Krückeberg/Scholz (2019), S. 12; Sharpe (1992), S. 8.

enthalten (ad ii). Gleichzeitig sollten Assetklassen aber nur so groß sein, dass innerhalb einer Assetklasse die Renditen weiterhin homogen (ad ii) und zwischen den gebildeten Assetklassen möglichst heterogen ausfallen (ad iii).

Diese Fragestellungen werden in der Literatur, etwa von Krückeberg/Scholz (2019), schwerpunktmäßig über Korrelationsanalysen (innerhalb der neu gebildeten Assetklasse sowie auch im Vergleich zu anderen Assetklassen) gelöst.⁸⁵⁶ Kitces (2012) verweist in diesem Zusammenhang allerdings darauf, dass etwa eine Fokussierung auf niedrige Korrelationen zu anderen Assetklassen als alleiniger Nachweis der Andersartigkeit einer neu zu bildenden Assetklasse durchaus zu Fehlurteilen führen kann.⁸⁵⁷ Denn Korrelationen sind im Zeitablauf instabil und werden z.T. auch durch aktive Managemententscheidungen beeinflusst.⁸⁵⁸ Da sich zusätzlich auch fundamental-ökonomische Charakteristika als Beurteilungskriterien eignen, wird im Nachgang zunächst die (konzeptionelle) Überschneidungsfreiheit von Kryptowährungen mit anderen Assetklassen (ad i) – unter besonderer Berücksichtigung fundamental-ökonomischer Überlegungen – analysiert (s. Kap. 3.2.2.1), bevor dann für die Überprüfung der Größenordnung (ad ii) (s. Kap. 3.2.2.2) und des abweichenden Risiko-Rendite-Profiles (ad iii) (s. Kap. 3.2.2.3) der potentiellen Assetklasse verstärkt auf ein empirisches Instrumentarium (wie z.B. auf die o.g. Korrelationsmaße) zurückgegriffen wird, um abschließend auch noch einmal mögliche Abweichungen des Risiko-Rendite-Profiles argumentativ zu untermauern (s. Kap. 3.2.2.4).⁸⁵⁹

3.2.2 Überprüfung der Eigenständigkeit von Kryptowährungen als Assetklasse

3.2.2.1 Überprüfung der (konzeptionellen) Überschneidungsfreiheit mit anderen Assetklassen

3.2.2.1.1 Überprüfung im Hinblick auf potentielle konzeptionelle und regulatorische Überschneidungen

Unter Anwendung des in Kap. 3.2.1 definierten Prüfschemas ist in einem ersten Schritt zunächst zu klären, ob Kryptowährungen eindeutig einer neuen Assetklasse zugeordnet werden können.⁸⁶⁰ Dieses Kriterium der eindeutigen Zuordenbarkeit (bzw. Überschnei-

⁸⁵⁶ Vgl. Krückeberg/Scholz (2019), S. 12, 15f.

⁸⁵⁷ Vgl. Kitces (2012), S. 22.

⁸⁵⁸ Vgl. Kitces (2012), S. 22.

⁸⁵⁹ Vgl. Kap. 3.2.2.1 - 3.2.2.4; Greer (1997), S. 86f.

⁸⁶⁰ Vgl. ausführlich Kap. 3.2.1; Sharpe (1992), S. 8.

dungsfreiheit) soll hier sicherstellen, dass sich die untersuchten Assets (hier: Kryptowährungen) hinsichtlich ihrer Eigenschaften nicht mit bereits bestehenden Assetklassen überschneiden und sich diesen daher möglicherweise zuordnen ließen.⁸⁶¹

In der Literatur existiert bereits ein breites Spektrum identifizierbarer Assetklassen.⁸⁶² Dabei lassen sich übergeordnet zunächst traditionelle und alternative Assetklassen unterscheiden.⁸⁶³ Als große traditionelle Assetklassen lassen sich insbesondere Cash-Äquivalente, Rentenpapiere, Aktien und Immobilien differenzieren.⁸⁶⁴ Zu den alternativen Assetklassen zählen hingegen z.B. Rohstoffe, Private Equity, Hedgefonds und Luxusgüter.⁸⁶⁵ Einige dieser vorgenannten Assetklassen, so z.B. Aktien und Rentenpapiere, stellen vielmehr Oberklassen dar, die sich z.B. durch Anwendung der zuvor herausgearbeiteten Assetklassen-Kriterien nach Sharpe (1992) sogar weiter in kleinere Assetklassen unterteilen lassen.⁸⁶⁶ Für Aktien kann auf einer untergeordneten Ebene etwa noch nach der Art der Aktie (Value Stocks vs. Growth Stocks), der Marktkapitalisierung des Unternehmens (Mega Caps: > 200 Mrd. USD; Large Caps: 10-200 Mrd. USD; Mid Caps: 1-10 Mrd. USD; Small Caps: 300 Mio.-1 Mrd. USD; Micro Caps: 50 Mio.-300 Mio. USD; Nano Caps: < 50 Mio. USD) sowie dem betrachteten Markt (Entwickelte Märkte vs. Emerging Markets) unterschieden werden.⁸⁶⁷ Rentenpapiere hingegen lassen sich auch noch einmal in verschiedene Produktkategorien (z.B. Staatsanleihen und Unternehmensanleihen) aufteilen und auch regional (entwickelte Märkte vs. Emerging Markets⁸⁶⁸) sowie hinsichtlich

⁸⁶¹ Vgl. Kap. 3.2.1; Krückeberg/Scholz (2019), S. 12; Sharpe (1992), S. 8.

⁸⁶² Vgl. exemplarisch Anson/Fabozzi/Jones (2011), S. 16-18; Horn/Oehler (2020), S. 490; Steiner/Bruns/Stöckl (2017), S. 99.

⁸⁶³ Vgl. Anson/Fabozzi/Jones (2011), S. 18.

⁸⁶⁴ Vgl. Anson/Fabozzi/Jones (2011), S. 15, 18.

⁸⁶⁵ Vgl. Anson/Fabozzi/Jones (2011), S. 18; Steiner/Bruns/Stöckl (2017), S. 99.

⁸⁶⁶ Vgl. Anson/Fabozzi/Jones (2011), S. 16f.; Sharpe (1992), S. 8.

⁸⁶⁷ Vgl. Anson/Fabozzi/Jones (2011), S. 16f.

⁸⁶⁸ Loucks/Penicook/Schillhorn (2008) liefern in diesem Zusammenhang eine Definition der sog. Emerging Markets. Diese zeichnen sich durch das Hauptcharakteristikum aus, dass Emittenten von Titeln, die dieser Assetklasse zugeordnet sind, von der Kapitalüberlassung durch ausländische Investoren abhängig sind. Denn auf solchen Märkten können staatliche Haushaltsdefizite nicht durch heimische Investoren finanziert werden. Neben dem unterentwickelten Zustand der dortigen Finanzmärkte liegt dies zusätzlich auch an der mangelnden Bereitschaft oder Fähigkeit der heimischen Investoren, dem Staat die nötigen finanziellen Mittel zur Verfügung zu stellen. Vgl. hierzu Anson/Fabozzi/Jones (2011), S. 17f.; Loucks/Penicook/Schillhorn (2008), S. 340.

des Kreditratings des Emittenten (Investment-Grade vs. Non-Investment-Grade⁸⁶⁹) klassifizieren.⁸⁷⁰

Zur Abgrenzung von diesen vorgenannten Assetklassen nimmt die Analyse zunächst eine konzeptionelle und regulatorische Ebene zur Betrachtung möglicher Gemeinsamkeiten und/oder Unterschiede ein:

In diesem Kontext ist festzuhalten, dass Kryptowährungen nicht nur ein einzigartiger Charakter, sondern darüber hinaus auch ein technologisch disruptives Potenzial zu bescheinigen ist.⁸⁷¹ Gemäß der bisher erfolgten Charakterisierung sind Kryptowährungen zum einen von Währungen im traditionellen Sinne zu separieren (s. Kap. 2.1.1), zum anderen verbrieften sie aber auch weder Forderungen noch Eigentumsrechte (s. Kap. 3.1.2.2.1.3).⁸⁷² Die breiteste erkennbare Überschneidung mit einer bestehenden Assetklasse besteht für Kryptowährungen letztlich mit Gold (als Teil der Assetklasse Rohstoffe).⁸⁷³ Denn in der Literatur wird häufig – teils auch kontrovers – diskutiert, ob Kryptowährungen als eine Art „digitales Gold“⁸⁷⁴ zu charakterisieren wären.⁸⁷⁵ Befeuert wird ein solcher Vergleich durch die Ähnlichkeiten von Gold und Kryptowährungen:⁸⁷⁶ Dazu gehören u.a. ihre mengenmäßige Knappheit, die Schöpfung neuer Einheiten in einem (wenn auch divergierenden) Mining-Prozess sowie ihre Verwendung als Fluchtwährung in Krisenzeiten.⁸⁷⁷ Der bereits in Kap. 3.1.2.2.1.3 angesprochene fehlende intrinsische Wert von Kryptowährungen, der sich etwa aus der im Gegensatz zu Rohstoffen fehlenden Konsum- und Industrienachfrage ergibt, ist allerdings ein wesentliches Unterscheidungsmerkmal gegenüber Gold und anderen Rohstoffen.⁸⁷⁸ Außerdem besteht bei Gold im Ge-

⁸⁶⁹ Die Unterscheidung zwischen Investment-Grade- und Non-Investment-Grade-Titeln erfolgt anhand des titelspezifischen Ratings, sodass (in der Notation der Ratingagentur Fitch) alle Titel mit einem Rating von AAA bis BBB- dem Investment-Grade sowie alle Titel mit einem Rating von BB oder schlechter dem Non-Investment-Grade zugeordnet werden. Dabei ist wichtig, dass Titel des Non-Investment-Grades nicht als notenbankfähig (d.h. zur Besicherung von Refinanzierungsoperationen bei der Zentralbank zugelassen) und auch nicht als anlagewürdig für bestimmte institutionelle Investoren gelten. Vgl. hierzu Deutsche Bundesbank (2019a), o.S.; Fitch Ratings (2021), S. 1; Union Investment (2021).

⁸⁷⁰ Vgl. Anson/Fabozzi/Jones (2011), S. 16f.

⁸⁷¹ Vgl. Baur et al. (2015), S. 64, 77; Burniske/White (2017), S. 10, 15, 24; Cusumano (2014), S. 22f.

⁸⁷² Vgl. Kap. 2.1.1, 3.1.2.2.1.3; Bech/Garratt (2017), S. 57; Hahn/Wons (2018), S. 10f.

⁸⁷³ Vgl. Baur/Hong/Lee (2018), S. 178; Belousova/Dorfleitner (2012), S. 2459.

⁸⁷⁴ Rosenberger (2018), S. 20.

⁸⁷⁵ Vgl. exemplarisch Baur/Hong/Lee (2018), S. 178, 181; Dyhrberg (2016), S. 139f., 144; Gkillas/Longin (2018), S. 2f.; Kaponda (2018), S. 2; Rosenberger (2018), S. 20; Uddin/Ali/Masih (2020), S. 216.

⁸⁷⁶ Vgl. Baur/Hong/Lee (2018), S. 178, 181.

⁸⁷⁷ Vgl. Baur/Hong/Lee (2018), S. 178, 181.

⁸⁷⁸ Vgl. Kap. 3.1.2.2.1.3; Baur/Hong/Lee (2018), S. 178; World Gold Council (2021a).

gensatz zu den P2P-Transaktionssystemen von Kryptowährungen auch kein Gegenpartirisiko (s. Kap. 3.2.2.4).⁸⁷⁹ Somit sind insgesamt auch gegenüber dem Gold wesentliche konzeptionelle Unterschiede zu erkennen.⁸⁸⁰

Auch hinsichtlich ihres juristischen bzw. regulatorischen Rahmens scheinen Kryptowährungen im Vergleich zu den anderen Assetklassen einzigartig zu sein, da erstere aufgrund ihres dezentralen Charakters regulatorisch nur äußerst schwer greifbar sind, dadurch – trotz erster unilateraler Fortschritte (s. Kap. 3.1.1) – auch weiterhin in beachtlichem Maße unreguliert erscheinen und insgesamt vom traditionellen Finanzsystem (und dessen Regulierungsrahmen) weitgehend abgekoppelt sind.⁸⁸¹

3.2.2.1.2 Überprüfung im Hinblick auf die individuellen Kursdeterminanten

Im Anschluss an die zuvor erfolgte konzeptionelle und regulatorische Diskussion der Überschneidungsfreiheit von Kryptowährungen mit anderen Assetklassen bietet es sich nun an, in einem weiteren Schritt die Analyseebene zu wechseln und die Einzigartigkeit der Kryptowährungen auch noch einmal anhand ihrer Kursdeterminanten aufzuzeigen.⁸⁸²

Kursdeterminanten von Kryptowährungen sind dabei, wie bereits in Kap. 3.1.2.2.1.3 angedeutet wurde, ein in der Literatur ebenso sehr breit wie auch kontrovers diskutiertes Feld⁸⁸³, sodass hier lediglich ein schlaglichtartiger Überblick über in der Literatur abgeleiteter Determinanten gegeben werden soll.

Auf einer übergeordneten Ebene lassen sich – in Anlehnung an die Übersicht von Sovbetov (2018) – zunächst interne und externe Faktoren unterscheiden (s. Abb. 18) – jenachdem, ob sich diese auf Charakteristika des Kryptowährungssystems selbst (= interne Faktoren) oder auf dessen nicht beeinflussbare Umwelt (Marktumfeld, Makroökonomie, Rechtsrahmen) beziehen (= externe Faktoren).⁸⁸⁴

⁸⁷⁹ Vgl. Kap. 3.2.2.4; Abramova/Böhme (2016), S. 5; Baur/Hong/Lee (2018), S. 178.

⁸⁸⁰ Vgl. ähnlich Baur/Hong/Lee (2018), S. 178; Klein/Thu/Walther (2018), S. 106.

⁸⁸¹ Vgl. Kap. 3.1.1; Balz/Paulick (2019), S. 14; Gil-Alana/Abakah/Rojo (2020), S. 2; Segendorf (2014), S. 71, 82; Yermack (2015), S. 41f. In Deutschland umfassen diese Bestrebungen insbesondere eine Regulierung von Kryptobörsen (bzw. allgemeiner: Anbietern von Kryptoverwahrlösungen), etwa über eine regulatorische Erlaubnispflicht eines solchen Geschäftes (§ 1 Abs. 11 Nr. 10 KWG; § 1a Nr. 6 KWG) und die Durchführung einer Identitätsfeststellung der Kunden durch die Anbieter (§ 2 Abs. 1 GwG; § 8 Abs. 1 GwG; § 11 GwG). Vgl. hierzu § 2 Abs. 1 GwG; § 8 Abs. 1 GwG; § 11 GwG; § 1 Abs. 11 Nr. 10 KWG; § 1a Nr. 6 KWG; Häberli (2020).

⁸⁸² Vgl. Kap. 3.2.2.1.1; Bianchi (2020), S. 177; Meier/Hansen/Mendle (2019), S. 25-28.

⁸⁸³ Vgl. ausführlich Kap. 3.1.2.2.1.3. Als exemplarische Auswahl solcher Studien vgl. u.a. Bouoiyour/Selmi (2015); Bouoiyour et al. (2016); Ciaian/Rajcaniova/Kancs (2016); Garcia et al. (2014); Kristoufek (2013); Kristoufek (2015); Li/Wang (2017); Panagiotidis/Stengos/Vravosinos (2018); Polasik et al. (2015); Sovbetov (2018).

⁸⁸⁴ Vgl. Sovbetov (2018), S. 7.

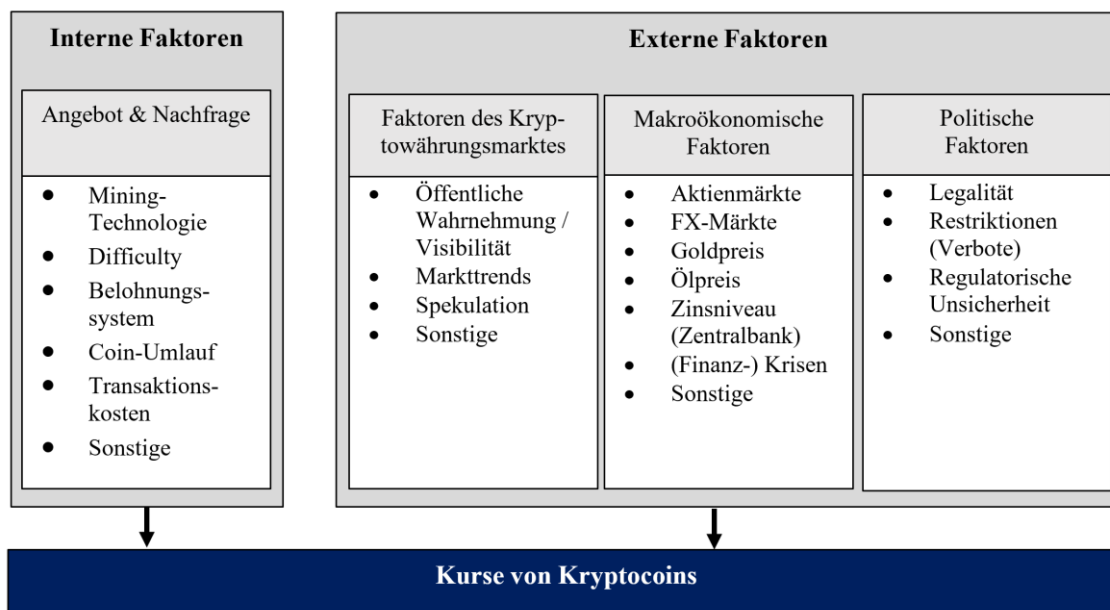


Abb. 18: Übersicht über (potentielle) Preisdeterminanten von Kryptowährungen⁸⁸⁵

Als interne Faktoren ergeben sich gemäß Sovbetov (2018) konkret Faktoren, die Angebot und Nachfrage nach der betrachteten Kryptowährung direkt beeinflussen.⁸⁸⁶

Das Angebot von Kryptowährungen, das durch die im Umlauf befindlichen Coins beeinflusst wird und somit die Knappheit einer Kryptowährung steuert, wird dabei von einem deterministischen Algorithmus festgelegt (s. Kap. 2.1.2.2.2.1).⁸⁸⁷ In diesem Kontext spielt – analog zu Rohstoffwährungen (z.B. Gold) – die vorherrschende Mining-Technologie und die daraus erwachsenen (Mining-) Kosten eine wichtige Rolle, aber gleichzeitig auch die z.B. über ein etwaiges Belohnungssystem (Coinbase-Transaktionen) ausgelöste finanzielle Kompensation der Miner.⁸⁸⁸ Dahinter steht das aus Kap. 3.1.2.2.1.3 bekannte Kalkül, dass jede neu in Umlauf gebrachte Einheit mit einem gewissen Mining-Aufwand verbunden ist, den die Miner nicht mehr zu erbringen bereit wären, wenn der finanzielle Gegenwert (Kurs) ihrer neu erhaltenen Coins nicht mehr ausreichen würde.⁸⁸⁹ Passend hierzu zeigen Hayes (2017) und Georgoula et al. (2015) für den PoW-Algorithmus des Bitcoins einen positiven Zusammenhang zwischen der Mining-Difficulty und dem Bit-

⁸⁸⁵ Eigene Darstellung in enger Anlehnung an Sovbetov (2018), S. 7. Die hier zugrundeliegende Systematik von Sovbetov (2018) erweitert die etwas weniger differenzierte Systematik von Poyser (2017). Vgl. hierzu Poyser (2017), S. 10-12; Sovbetov (2018), S. 7.

⁸⁸⁶ Vgl. Sovbetov (2018), S. 7.

⁸⁸⁷ Vgl. Kap. 2.1.2.2.2.1; Ciaian/Rajcaniova/Kancs (2016), S. 1799, 1801; Yermack (2015), S. 33f.

⁸⁸⁸ Vgl. Baur/Hong/Lee (2018), S. 178; Georgoula et al. (2015), o.S.; Shafiee/Topal (2010), S. 180; Sixt (2017), S. 41; Sovbetov (2018), S. 7.

⁸⁸⁹ Vgl. Kap. 3.1.2.2.1.3; Hayes (2017), S. 1309, 1312; Li/Wang (2017), S. 51.

coin-Kurs, wohingegen Kjærland et al. (2018) einen signifikanten Einfluss dieses Treibers verneinen.⁸⁹⁰ Auf der Nachfrageseite beeinflusst etwa die Existenz und Höhe von Transaktionskosten den Kurs einer Kryptowährung negativ.⁸⁹¹ Insgesamt zeigen die vorigen Beispiele, dass in der Literatur zwar eine Vielzahl interner Faktoren als potentielle Kurstreiber diskutiert wird, aber nicht alle davon auch als unumstritten anzusehen sind.⁸⁹²

Im Kontext der externen Faktoren sind die Determinanten der Kryptowährungskurse gemäß Sovbetov (2018) den Kategorien (i) des Kryptowährungsmarktes, (ii) der makroökonomischen Faktoren sowie (iii) der politischen Faktoren zu subsumieren.⁸⁹³

Bezogen auf die Kategorie des Kryptowährungsmarktes werden als Determinanten von Kryptowährungskursen insbesondere ihre Visibilität in Medien oder sozialen Netzwerken, z.B. approximiert über ihr ausgelöstes Tweet-Aufkommen, sowie das dadurch möglicherweise ausgelöste (öffentliche) Interesse an Kryptowährungen, z.B. approximiert über ihre Suchintensität⁸⁹⁴, angeführt, wodurch die Kryptowährungskurse in erheblichem Maße beeinflusst werden, wobei die Wirkungsrichtung des Effekts auch von der Positivität bzw. Negativität der aktuellen Nachrichtenlage abhängt.⁸⁹⁵ In diesem Kontext spielen allerdings auch aktuelle Markttrends und Spekulation, messbar über Handelsvolumina und Kursvolatilitäten, eine entscheidende Rolle.⁸⁹⁶ Zusammengefügt bedeuten diese Determinanten, dass eine besondere öffentliche Aufmerksamkeit einer Kryptowährung (z.B. durch extreme Kursbewegungen) zu einer u.a. von kurzfristigen Investoren, Spekulanten und/oder Noise Tradern ausgelösten Nachfrageänderung und somit letztendlich auch zu Kursreaktionen dieser Kryptowährung führen kann.⁸⁹⁷ Gleichzeitig würden sich derartige Kursreaktionen (Markttrends) wiederum verstärkend auf die öffentliche Aufmerksamkeit auswirken, sodass gemäß Kristoufek (2013) eine bidirektionale Beziehung zwischen diesen Determinanten vorliegt.⁸⁹⁸ Passend zu dieser Wirkungskette sehen

⁸⁹⁰ Vgl. Georgoula et al. (2015), o.S.; Hayes (2017), S. 1319f.; Kjærland et al. (2018), S. 14; Meier/Hansen/Mendle (2019), S. 25; Sixt (2017), S. 40f.

⁸⁹¹ Vgl. Ciaian/Rajcaniova/Kancs (2016), S. 1803, 1812; Sovbetov (2018), S. 7.

⁸⁹² Vgl. exemplarisch Ciaian/Rajcaniova/Kancs (2016), S. 1803, 1812; Hayes (2017), S. 1319f.; Kjærland et al. (2018), S. 14; Meier/Hansen/Mendle (2019), S. 25; Sovbetov (2018), S. 7.

⁸⁹³ Vgl. Sovbetov (2018), S. 7.

⁸⁹⁴ Diese Suchintensität wird in derartigen Studien zumeist über Google Trends oder Wikipedia Views abgebildet. Vgl. hierzu Kristoufek (2013), S. 1, 3.

⁸⁹⁵ Vgl. Ciaian/Rajcaniova/Kancs (2016), S. 1803, 1806, 1812-1814; Kristoufek (2015), S. 10, 14; Lehrbass/Weißer (2018), S. 272; Shen/Urquhart/Wang (2019), S. 118, 121; Sovbetov (2018), S. 7f., 21.

⁸⁹⁶ Vgl. Li/Wang (2017), S. 55; Sovbetov (2018), S. 7, 24.

⁸⁹⁷ Vgl. Ciaian/Rajcaniova/Kancs (2016), S. 1812-1814; Kristoufek (2013), S. 1f.; Sovbetov (2018), S. 7.

⁸⁹⁸ Vgl. Kristoufek (2013), S. 1f., 5.

Lehrbass/Weißer (2018) die Nachrichtenlage sogar als primären Einflussfaktor der Kursentwicklung von Kryptowährungen an.⁸⁹⁹ Anekdotische Evidenz für einen solchen Effekt liefern etwa die extremen Marktbewegungen im Jahr 2021, die Investor Elon Musk mit seinen wohlwollenden Tweets über Bitcoin und Dogecoin ausgelöst hat und inzwischen sogar zu Ermittlungen der United States Security and Exchanges Commission (SEC) (als amerikanische Finanzmarktregulierungsbehörde) wegen möglicher Marktmanipulation führte.⁹⁰⁰

Im Hinblick auf die Wirkung der oben angeführten (potentiellen) makroökonomischen Faktoren – so z.B. Aktienkurse, FX-Kurse, Goldpreis, Ölpreis und Zinsniveau – existieren empirisch kontroverse Befunde.⁹⁰¹ So resümiert ein großer Teil existierender Studien in der Literatur, dass diese (nahezu durchweg) keinen signifikanten Einfluss auf die Kursentwicklung von Kryptowährungen besitzen.⁹⁰² Ein naheliegender Erklärungsansatz hierfür liegt etwa in dem in Kap. 3.2.2.1.1 dargelegten, mangelnden realwirtschaftlichen Bezug von Kryptowährungen.⁹⁰³ Gleichzeitig liegt darin auch ein weiteres wesentliches Unterscheidungsmerkmal von Kryptowährungen und traditionellen Assetklassen (wie z.B. auch Fiat-Währungen), die einen realwirtschaftlichen Bezug aufweisen und im Wert von derartigen makroökonomischen Treibern beeinflusst werden.⁹⁰⁴ Generell finden sich aber auch in einzelnen ausgewählten Studien in der Literatur, so z.B. auch bei Meier/Hansen/Mendle (2019) und Panagiotidis/Stengos/Vravorinos (2018), vereinzelte makroökonomische Treiber mit signifikanten Effekten.⁹⁰⁵ Jedoch sind dort auch nicht für jede Determinante durchweg konsistente Wirkungsrichtungen ablesbar.⁹⁰⁶ Besonders interessant ist in diesem Kontext das Verhalten der Kryptowährungskurse in Krisenzeiten – und dort insbesondere die bereits in Kap. 3.2.2.1.1 angedeuteten, potentiellen Parallelen zum Goldpreis –, da diese Determinanten nicht zuletzt auch in den vorgenannten Arbeiten

⁸⁹⁹ Vgl. Lehrbass/Weißer (2018), S. 275f.; Meier/Hansen/Mendle (2019), S. 25, 27f. Konsistent hierzu existiert auch ein sog. Twitter Hype Index, der bestehende Kryptowährungen nach ihrer Präsenz auf Twitter sortiert, wobei das dort resultierende Ranking offensichtliche Ähnlichkeiten mit einem Ranking der Kryptowährungen auf Basis ihrer jeweiligen Marktkapitalisierungen (wie etwa das Coinmarketcap-Ranking in Kap. 2.2.3) aufweist. Vgl. hierzu Kap. 2.2.3; Avan-Nomayo (2019); Coinmarketcap (2019b).

⁹⁰⁰ Vgl. Draht (2021); o.V. (2021).

⁹⁰¹ Vgl. Gil-Alana/Abakah/Rojo (2020), S. 2; Kjærland et al. (2018), S. 9-14; Klein/Thu/Walther (2018), S. 106; Lehrbass/Weißer (2018), S. 275f.; Meier/Hansen/Mendle (2019), S. 25, 27; Panagiotidis/Stengos/Vravorinos (2018), S. 237f.; Sovbetov (2018), S. 21; Yermack (2015), S. 40f.

⁹⁰² Vgl. exemplarisch Gil-Alana/Abakah/Rojo (2020), S. 2; Kjærland et al. (2018), S. 9-14; Klein/Thu/Walther (2018), S. 106; Lehrbass/Weißer (2018), S. 275f.; Meier/Hansen/Mendle (2019), S. 25, 27; Sovbetov (2018), S. 21; Yermack (2015), S. 41.

⁹⁰³ Vgl. Kap. 3.2.2.1.1; Gil-Alana/Abakah/Rojo (2020), S. 2; Segendorf (2014), S. 82.

⁹⁰⁴ Vgl. Klein/Thu/Walther (2018), S. 106; Meier/Hansen/Mendle (2019), S. 25, 27f.

⁹⁰⁵ Vgl. Meier/Hansen/Mendle (2019), S. 25-28; Panagiotidis/Stengos/Vravorinos (2018), S. 237f.

⁹⁰⁶ Vgl. Meier/Hansen/Mendle (2019), S. 25-28; Panagiotidis/Stengos/Vravorinos (2018), S. 237f.

wiederkehrend erkannt wurden.⁹⁰⁷ Insgesamt resümieren Li/Wang (2017), dass die Dominanz spekulativer Einflüsse auf den Kryptowährungskurs (s.o.) langfristig mit wachsender Etablierung als Tauschmittel verblassen und die zunehmende Rationalität der Marktteilnehmer zu einer Verschiebung zugunsten des Einflusses makroökonomischer Faktoren führen wird.⁹⁰⁸

Abschließend wirken sich auch politische Faktoren auf die Kurse von Kryptowährungen aus.⁹⁰⁹ Dazu gehört auch, ob Kryptowährungen im aktuellen Rechtsrahmen einer Volkswirtschaft als legal angesehen werden und somit deren Erwerb und Besitz den Wirtschaftssubjekten erlaubt ist – oder ob regulatorische Einschränkungen (bis hin zu einem möglichen kompletten Kryptowährungsverbot) bestehen, die die Nachfrage nach Kryptowährungen reduzieren.⁹¹⁰ In diesem Kontext spielt auch der erreichte Grad an regulatorischer Sicherheit eine wichtige Rolle, da u.a. auch die Legalität von Kryptowährungen eine zeitlich veränderliche Größe darstellt.⁹¹¹

In der Gesamtschau fällt – trotz im Detail kontroverser Ansichten zur Dominanz einzelner Determinanten – auf, dass Kryptowährungen nicht nur aufgrund des hohen Einflusses von Spekulation und Nachrichtengetriebenheit, sondern auch durch die sich andeutende untergeordnete Relevanz makroökonomischer Einflussfaktoren nicht mit traditionellen Assetklassen zu vergleichen sind, sondern, wenn überhaupt, nur begrenzte Überschneidungen erkennbar sind.⁹¹² Die Forderung von Sharpe (1992) nach einer Überschneidungsfreiheit mit anderen Assetklassen ist hier daher insgesamt erfüllt, was sich in Anlehnung an Krückeberg/Scholz (2019) übrigens auch alternativ anhand der – üblicherweise nicht signifikant von null abweichenden – paarweisen Renditekorrelationen von Kryptowährungen zu traditionellen Assetklassen demonstrieren lässt.⁹¹³ Dies wird sich im Detail in der späteren empirischen Analyse des Diversifikationsbeitrages von Kryptowährungen (s. Kap. 4.4.4.1) ablesen lassen, auf dessen Ergebnisse hier für die aktuelle Abwägung schon einmal vorgegriffen wird.⁹¹⁴

⁹⁰⁷ Vgl. Kap. 3.2.2.1.1; Meier/Hansen/Mendle (2019), S. 28; Panagiotidis/Stengos/Vravorosinos (2018), S. 237f.

⁹⁰⁸ Vgl. Li/Wang (2017), S. 55, 58.

⁹⁰⁹ Vgl. Sovbetov (2018), S. 7.

⁹¹⁰ Vgl. Hönig (2020), S. 3, 9; Nadeem et al. (2021), S. 2f.; Sovbetov (2018), S. 7, 27.

⁹¹¹ Vgl. Abramova/Böhme (2016), S. 5; Nadeem et al. (2021), S. 2f.; Sovbetov (2018), S. 7, 27.

⁹¹² Vgl. Krückeberg/Scholz (2019), S. 25; Meier/Hansen/Mendle (2019), S. 25-28; Sovbetov (2018), S. 7.

⁹¹³ Vgl. Kap. 4.4.4.1; Krückeberg/Scholz (2019), S. 12, 15-17; Sharpe (1992), S. 8.

⁹¹⁴ Vgl. ausführlich Kap. 4.4.4.1.

3.2.2.2 Überprüfung der Größenkriterien zum Vorliegen einer eigenständigen Assetklasse

Nach der Erfüllung der Überschneidungsfreiheit mit anderen Assetklassen muss dann die Voraussetzung (ii), nämlich eine ausreichende Größe dieser neu zu bildenden Assetklasse ebenso erfüllt sein.⁹¹⁵ Bei der Formulierung dieses Kriteriums zielte Sharpe (1992) darauf ab, dass eine neu formierte Assetklasse möglichst alle Titel mit vergleichbaren Charakteristika beinhalten soll (assetklasseninterne Homogenität), wohingegen Heterogenität vor allem zwischen den Assetklassen gewünscht ist.⁹¹⁶ Für Investoren stellt eine hinreichende Größe der Assetklasse zudem sicher, dass diese ihr zu investierendes Kapital über verschiedene Einzeltitel dieser Assetklasse streuen zu können.⁹¹⁷

Eine hinreichende Größe der Assetklasse scheint aufgrund der Existenz von 875 gelisteten Coins auf dem Markt (zum Stichtag 01.06.2019, s. Kap. 2.2.1) bereits auf den ersten Blick gegeben zu sein.⁹¹⁸ Aufgrund der Konzentration von Marktanteilen und Handelsvolumina am Kryptowährungsmarkt sind diese Titel zwar nicht alle gleichermaßen investierbar, doch zeigen Krückeberg/Scholz (2019) zumindest für ausgewählte größere Einzeltitel (nach Marktkapitalisierung) eine hinreichende Investierbarkeit auf.⁹¹⁹ Zudem erkennen die Autoren anhand einer Korrelationsanalyse zusätzlich, dass die Renditen der Kryptowährungseinzeltitel üblicherweise in hohem (signifikantem) Maße (positiver Koeffizient), aber keinesfalls perfekt miteinander korrelieren.⁹²⁰ Somit sind Kryptowährungen im Innenverhältnis als durchaus homogen und konsistent anzusehen, gleichzeitig erlauben diese aber auch ein hinreichendes und wünschenswertes Maß an assetklasseninterner Streuung.⁹²¹ Diese Korrelationsbeobachtungen von Krückeberg/Scholz (2019) werden sich auch in dieser Arbeit im Laufe der späteren Analyse des Diversifikationsbeitrages von Kryptowährungen (s. Kap. 4.5.3.1, A.2.3) noch bestätigen.⁹²² Im Außenverhältnis ist durch die fehlende signifikante Renditekorrelation zu anderen Assetklassen (s. Kap. 3.2.2.1.2) auch das geforderte Maß an externer Heterogenität erfüllt.⁹²³

⁹¹⁵ Vgl. Krückeberg/Scholz (2019), S. 12; Sharpe (1992), S. 8.

⁹¹⁶ Vgl. Sharpe (1992), S. 8.

⁹¹⁷ Vgl. Krückeberg/Scholz (2019), S. 12; Sharpe (1992), S. 8; Steiner/Bruns/Stöckl (2017), S. 117-119.

⁹¹⁸ Vgl. Kap. 2.2.1; Coinmarketcap (2019b); Krückeberg/Scholz (2019), S. 12, 16f.

⁹¹⁹ Vgl. Kap. 2.2.3; Bianchi/Dickerson (2019), S. 5; Coinmarketcap (2019b); Krückeberg/Scholz (2019), S. 2, 18f., 25.

⁹²⁰ Vgl. Krückeberg/Scholz (2019), S. 15-17.

⁹²¹ Vgl. Krückeberg/Scholz (2019), S. 12, 15-17; Liu (2019), S. 202, 205; Markowitz (1952), S. 79; Steiner/Bruns/Stöckl (2017), S. 11-13.

⁹²² Vgl. ausführlich Kap. 4.4.4.1, 4.5.3.1; Appendix A.2.2, A.2.3; Krückeberg/Scholz (2019), S. 12, 15-17.

⁹²³ Vgl. Krückeberg/Scholz (2019), S. 12, 15-17; Sharpe (1992), S. 8.

Vor dem Hintergrund sämtlicher Ergebnisse ist somit auch die Bedingung einer passenden Größenordnung der potentiellen Assetklasse als erfüllt anzusehen.⁹²⁴

3.2.2.3 Vergleich des Risiko-Rendite-Profiles einzelner Kryptowährungen mit denen anderer ausgewählter Assetklassen

Die bisherigen Analyseschritte haben bereits offenbart, dass Kryptowährungen hinsichtlich ihrer Eigenschaften und Marktpreisdeterminanten grundsätzlich von (bisher) bestehenden Assetklassen losgelöst sind und untereinander eine durchaus homogene Gruppe darstellen.⁹²⁵ Im Rahmen der nun anstehenden Überprüfung der dritten Voraussetzung zur Klassifikation von Kryptowährungen als eigenständige Assetklasse, nämlich der Abweichung deren Risiko-Rendite-Profiles von den Profilen bereits (existierender) Assetklassen, wäre nun zu erwarten, dass sich die beobachteten, abweichenden Marktpreisdeterminanten auch in einem abweichenden Risiko-Rendite-Profil niederschlagen.⁹²⁶

Der Begriff Risiko-Rendite-Profil setzt sich hier aus den Elementen Rendite und Risiko zusammen.⁹²⁷ Während der Renditebegriff bereits in Kap. 3.1.2.2.1.2 eingeführt wurde, sei Risiko in diesem finanzwirtschaftlichen Kontext (zunächst) definiert als mögliche „Abweichungen der zufälligen Rendite von ihrem Erwartungswert“⁹²⁸ (Kursrisiko).⁹²⁹ Zur Analyse des Risiko-Rendite-Profiles von Kryptowährungen und bereits etablierten Assetklassen lassen sich deskriptive Statistiken wie z.B. Renditekennzahlen, Risikokennzahlen, Performancekennzahlen und/oder paarweise Korrelationen aus den Renditen repräsentativer Indizes aller herangezogener Assetklassen berechnen und gegenüberstellen.⁹³⁰ Basierend auf solchen Statistiken resümieren u.a. Krückeberg/Scholz (2019) und Burniske/White (2017), dass Kryptowährungen im Vergleich zu anderen Assets in den dort betrachteten Analyseportfolios ein abweichendes Risiko-Rendite-Profil aufweisen.⁹³¹ Vergleichbare Befunde resultieren auch dezidiert an späterer Stelle in dieser Arbeit

⁹²⁴ Vgl. konsistent hierzu Krückeberg/Scholz (2019), S. 15-17, 25.

⁹²⁵ Vgl. Kap. 3.2.2.1 - 3.2.2.2; Krückeberg/Scholz (2019), S. 12, 16f.

⁹²⁶ Vgl. Kap. 3.2.2.1.2; Krückeberg/Scholz (2019), S. 12; Sharpe (1992), S. 8.

⁹²⁷ Vgl. Burniske/White (2017), S. 4.

⁹²⁸ Spremann/Gantenbein (2019), S. 108.

⁹²⁹ Vgl. Kap. 3.1.2.2.1.2; Bruns/Meyer-Bullerdiek (2020), S. 24; Büschgen/Börner (2003), S. 263; Spremann/Gantenbein (2019), S. 97, 106-108.

⁹³⁰ Vgl. exemplarisch Burniske/White (2017), S. 19-24; Krückeberg/Scholz (2019), S. 12, 14-17.

⁹³¹ Vgl. Burniske/White (2017), S. 5, 19-24; Krückeberg/Scholz (2019), S. 14-17. Diese Interpretation ergibt sich nicht zuletzt aus der bereits in Kap. 3.2.2.1.2 erwähnten, nicht vorhandenen Korrelation von Kryptowährungen zu anderen herangezogenen Assetklassen in der Korrelationsanalyse von Krückeberg/Scholz (2019). Vgl. hierzu Kap. 3.2.1, 3.2.2.1.2; Krückeberg/Scholz (2019), S. 15-17

(s. Kap. 4.4; Appendix A.2.2) anhand des finalen Analysedatensatzes für den Diversifikationsbeitrag von Kryptowährungen.⁹³²

In der Folge kann Kryptowährungen nach Erfüllung dieses letzten ausstehenden Kriteriums nun die Erfüllung aller Kriterien für ihre Existenz als eigenständige Assetklasse attestiert werden, sodass diese nachfolgend auch als eine solche angesehen werden.⁹³³ Konsistent hierzu ordnen Lee Kuo Chuen/Guo/Wang (2018) die Assetklasse Kryptowährungen den alternativen Investments (wie z.B. Gold, Luxusgüter, etc.) unter.⁹³⁴

3.2.2.4 Exkurs: Risikoprofil einer Anlage in Kryptowährungen

Im vorangegangenen Unterkapitel wurde im Rahmen des Vergleichs der Risiko-Rendite-Profile der Assetklassen bewusst lediglich das Kursrisiko (als Bestandteil des Marktpreisrisikos) in die Betrachtung mit einbezogen.⁹³⁵ Allerdings sind Investoren bei einer Vermögensanlage in Kryptowährungen auch noch weiteren Risikoarten unterworfen, die angelehnt an Abramova/Böhme (2016) nachfolgend definiert, systematisiert und plausibilisiert werden sollen.⁹³⁶ Zu diesem Zweck liefert Abb. 19 zunächst einen systematischen Überblick.

Kryptowährungsrisiken	Marktpreisrisiken
	Kontrahenten-/Gegenparteirisiken
	Liquiditätsrisiken
	Transaktionsrisiken
	Operationelle Risiken
	Privatsphärenrisiken
	Juristische / Regulatorische Risiken
	Ethische Risiken

Abb. 19: Übersicht über wesentliche Risiken bei der Nutzung von Kryptowährungen (aggregiert nach Risikoart)⁹³⁷

⁹³² Vgl. ausführlich Kap. 4.4; Appendix A.2.2.

⁹³³ Vgl. Burniske/White (2017), S. 24; Krückeberg/Scholz (2019), S. 16f., 25.

⁹³⁴ Vgl. Lee Kuo Chuen/Guo/Wang (2018), S. 20f.

⁹³⁵ Vgl. Kap. 3.2.2.3; Abramova/Böhme (2016), S. 5; Spremann/Gantenbein (2019), S. 107f.

⁹³⁶ Vgl. Abramova/Böhme (2016), S. 5.

⁹³⁷ Eigene Darstellung in Anlehnung an die Klassifikation von Abramova/Böhme (2016), S. 5.

Die erste dort betrachtete Risikoart stellen die zuvor bereits erwähnten Marktpreisrisiken dar, welche aus der Änderung von Marktpreisen (hier: Kryptowährungskurse) erwachsen.⁹³⁸ Dieses hier speziell betrachtete Wechselkursrisiko manifestiert sich dabei in der in Kap. 3.1.2.2.1.2 (Abb. 15) auch graphisch visualisierten, hohen Kursvolatilität von Kryptowährungen.⁹³⁹ In diesem Zuge sei noch einmal explizit auf die Bildung spekulativer Preisblasen auf dem Kryptowährungsmarkt sowie auf die Möglichkeit eines kompletten Vermögensverlustes für die Investoren durch die langfristige Inaktivität einer Kryptowährung und ihren damit verbundenen Wertverlust verwiesen (s. Kap. 3.1.2.2.1.3).⁹⁴⁰

Die zweite betrachtete Risikoart stellen die sog. Kontrahentenrisiken (auch: Gegenpartei-risiken) dar, die allgemein den möglichen Wertverlust einer Vermögensposition z.B. durch den Ausfall einer Transaktionsgegenpartei implizieren.⁹⁴¹ Im aktuellen Analysekontext beruhen diese Risiken z.B. auf etwaigen Sicherheitslücken oder Fehlfunktionen bei verbundenen Finanzintermediären wie z.B. Kryptobörsen oder Wallet-Anbietern, die im schlimmsten Falle sogar zu einem (Zahlungs-) Ausfall des jeweiligen Intermediärs führen können.⁹⁴² So verlor z.B. die hochfrequentierte Kryptobörse Mt. Gox ca. 754.000 Bitcoins ihrer Kunden mit einem damaligen Wert von ungefähr 450 Mio. USD (ca. 340 Mio. EUR⁹⁴³), woraufhin diese im Jahr 2014 aufgrund der letztendlich resultierenden Insolvenz ihren Betrieb einstellen musste.⁹⁴⁴

Neben den Marktpreis- und Gegenpartei-risiken lassen sich für Investoren bei einem Handel mit Kryptowährungen drittens auch Liquiditätsrisiken identifizieren.⁹⁴⁵ Das täglich gehandelte Volumen an Kryptowährungen (Markttiefe) liegt hier deutlich unterhalb des Volumens anderer Assetklassen (wie z.B. Aktien) – im Falle besonders kleiner/unbedeutender Kryptowährungen sogar vereinzelt nahe Null (Illiquidität).⁹⁴⁶ Somit tragen die ge-

⁹³⁸ Vgl. Abramova/Böhme (2016), S. 5; Paul et al. (2017), S. 509; Van Alstyne (2014), S. 32.

⁹³⁹ Vgl. Kap. 3.1.2.2.1.2; Abramova/Böhme (2016), S. 5; Krückeberg/Scholz (2019), S. 9, 18f.

⁹⁴⁰ Vgl. Kap. 3.1.2.2.1.3; Baur/Hong/Lee (2018), S. 181; Glas/Poddig (2018), S. 127; Hönig (2020), S. 11; Thiele/Diehl (2017), S. 4.

⁹⁴¹ Vgl. Abramova/Böhme (2016), S. 5; Büschgen (2012), S. 617; Büschgen/Börner (2003), S. 271.

⁹⁴² Vgl. Abramova/Böhme (2016), S. 5; Abrams/Goldstein/Tabuchi (2014); Böhme et al. (2015), S. 220; Moore/Christin (2013), S. 26.

⁹⁴³ Die Umrechnung in EUR erfolgte mit dem Durchschnitt der EZB-Referenzwechsellkurse [USD/EUR] für das Jahr 2014. Vgl. hierzu Europäische Zentralbank (2021d).

⁹⁴⁴ Vgl. Abramova/Böhme (2016), S. 5; Abrams/Goldstein/Tabuchi (2014); Böhme et al. (2015), S. 220.

⁹⁴⁵ Vgl. Trimborn/Li/Härdle (2020), S. 281.

⁹⁴⁶ Vgl. Coinmarketcap (2019b); Trimborn/Li/Härdle (2020), S. 281f.

ringe Markttiefe und die Abwesenheit einer Emissionsbehörde dazu bei, dass Kryptowährungen nicht jederzeit untereinander oder in andere Währungen umgetauscht werden können.⁹⁴⁷ Gerade für weniger liquide Titel bedeutet dies eine geringere Markteffizienz sowie höhere Kosten für Investoren beim Handel mit solchen Titeln (größere Spreads, höhere Transaktionskosten).⁹⁴⁸ Durch diese geringere Markttiefe von Kryptowährungen kommt es zudem regelmäßig dazu, dass Kryptowährungskurse durch einzelne Transaktionen größeren Umfangs, wie z.B. Gewinnmitnahmen⁹⁴⁹ von Großinvestoren (sog. Wale), stark beeinflusst werden können.⁹⁵⁰ Gleichzeitig zeigen sich (insbesondere weniger liquide) Kryptowährungen auch anfällig gegenüber sog. Pump-and-Dump-Szenarien, bei denen sich Investoren zur Kursbeeinflussung zunächst zum Kauf eines bestimmten Titels verabreden und kurz darauf eine Welle von Verkaufstransaktionen (sei es zur Gewinnrealisation oder zur Verlustbegrenzung) auslösen.⁹⁵¹ Diese Beispiele illustrieren anschaulich eine mögliche Verknüpfung von Liquiditäts- und Wechselkursrisiko.

Als vierte Risikoart lassen sich sodann auch noch Transaktionsrisiken identifizieren.⁹⁵² Diese beinhalten hier das Risiko eines Vermögensverlustes, der u.a. aus dem nachträglichen Scheitern zuvor (temporär) bestätigter Transaktionen (z.B. aufgrund der Durchsetzung einer längeren Blockchain mit anderer Transaktionsauswahl bei Forks), der fehlerhaften Durchführung einer Transaktion (z.B. durch Tippfehler bei der Empfängeradresse oder dem Transaktionsbetrag) ohne jegliche Rückbuchungs- oder Korrekturmöglichkeit sowie dem sog. Blacklisting von im Rahmen einer Transaktion rechtmäßig erhaltenen Coins resultieren kann.⁹⁵³ Letzteres sei noch einmal bewusst herausgehoben und droht vor allem dann, wenn bestimmte für die Bezahlung illegaler Geschäfte verwendete Kryptowährungseinheiten im Rahmen einer rechtmäßigen Transaktion weitergegeben werden und von den zuständigen Justizbehörden nachträglich als wertlos erklärt werden.⁹⁵⁴

⁹⁴⁷ Vgl. Deutsche Bundesbank (2017a), zit. n. Hönig (2020), S. 11f.; Hönig (2020), S. 11f.

⁹⁴⁸ Vgl. Wei (2018), S. 22.

⁹⁴⁹ Aus diesem Grund brach zum Beispiel der Bitcoin-Kurs im Mai 2019 innerhalb weniger Stunden um knapp 1.200 USD (etwa 1.000 EUR) ein. Diese Umrechnung in EUR wurde anhand des Durchschnitts der EZB-Referenzwechsellkurse [USD/EUR] für den Mai 2019 vorgenommen. Vgl. hierzu Europäische Zentralbank (2021d); Holtermann (2019b).

⁹⁵⁰ Vgl. Holtermann (2019b); Li/Shin/Wang (2021), S. 1f.

⁹⁵¹ Vgl. Li/Shin/Wang (2021), S. 1, 7 (inkl. Fn. 6). Solche Aktivitäten sind auf dem z.B. Aktienmarkt bereits verboten worden, auf dem Kryptowährungsmarkt sind diese wegen seiner schwachen Regulierung aber noch zu beobachten. Vgl. hierzu Li/Shin/Wang (2021), S. 1.

⁹⁵² Vgl. Abramova/Böhme (2016), S. 5.

⁹⁵³ Vgl. Abramova/Böhme (2016), S. 4f.; Meiklejohn et al. (2013), S. 127; Möser/Böhme/Breuker (2014), S. 16f.

⁹⁵⁴ Vgl. Abramova/Böhme (2016), S. 5; Möser/Böhme/Breuker (2014), S. 16f.

Des Weiteren sind die Nutzer von Kryptowährungssystemen fünftens auch noch operationellen Risiken ausgesetzt, die im Kryptowährungskontext u.a. Cyberrisiken und Betrugsrisiken umfassen.⁹⁵⁵ Cyberrisiken stellen eine große Gefahrenquelle dar und ergeben sich daraus, dass Kryptowährungen nicht auf einem klassischen Bankkonto (Giro- oder Sparkonto), sondern stattdessen in einer Wallet gehalten werden, die jedoch z.B. durch Passwortdiebstahl oder Computerviren durch Hacker angegriffen und ausgeraubt werden können, oftmals ohne dass wie z.B. im Bankensystem eine Absicherung der erbeuteten Einlagen greift.⁹⁵⁶ Eine Absicherung besteht zudem auch nicht bei einem verlorenen Passwort oder defekter Hardware – einem so häufigen Problem, dass deswegen auf etwa 20 % aller bisher geschürften Bitcoins nicht mehr zugegriffen werden kann.⁹⁵⁷ Darüber hinaus sind bei diesem Risiko auch potenzielle Schwachstellen im Design des jeweiligen Kryptowährungsprotokolls (wie z.B. 51 %-Attacken) erwähnenswert.⁹⁵⁸ Neben den Cyberrisiken werden dem operationellen Risiko auch noch sog. Betrugsrisiken subsumiert.⁹⁵⁹ Gemäß § 263 Abs. 1 StGB ist unter Betrug zu verstehen,

„sich oder einem Dritten einen rechtswidrigen Vermögensvorteil zu verschaffen, das Vermögen eines anderen dadurch beschädigt, daß er durch Vorspiegelung falscher oder durch Entstellung oder Unterdrückung wahrer Tatsachen einen Irrtum erregt oder unterhält“⁹⁶⁰.

In diesem Kontext vergleichen einige Experten, so z.B. auch Mersch (2018), Kryptowährungen mit sog. Schneeballsystemen (auch: Ponzi-Schemata) – einer in Deutschland gem. § 3 Abs. 3 UWG verbotenen Betrugsform.⁹⁶¹ Dabei handelt es sich bei einem Schneeballsystem gemäß § 3 Abs. 3 Anlage Nr. 14 UWG um ein

„[System, Anm. d. Verf.] zur Verkaufsförderung, bei dem vom Verbraucher ein finanzieller Beitrag für die Möglichkeit verlangt wird, allein oder hauptsächlich durch die Einführung weiterer Teilnehmer in das System eine Vergütung zu erlangen“⁹⁶².

Im Fall von Kryptowährungen würden demnach ausschließlich die frühen Investoren profitieren (Einkommensungleichheit), deren Renditen in diesem (i.d.R. kurzlebigen) Sys-

⁹⁵⁵ Vgl. Abramova/Böhme (2016), S. 5; Bodemer/Vollenweider (2017), S. 21.

⁹⁵⁶ Vgl. Abramova/Böhme (2016), S. 5; Bouoiyour/Selmi (2016), S. 8; Moore/Christin (2013), S. 25f.; Yermack (2015), S. 32f. In dieser Risikokategorie geht es hier eher um die technische Angriffshandlung auf Wallets oder Kryptowährungsprotokolle als um die beim Gegenparteirisiko fokussierten Ausfälle angegriffener Intermediäre (s.o.). Vgl. hierzu die Abgrenzung von Abramova/Böhme (2016), S. 5.

⁹⁵⁷ Vgl. Abramova/Böhme (2016), S. 5; Consorsbank (2021a).

⁹⁵⁸ Vgl. Abramova/Böhme (2016), S. 5; Barber et al. (2012), S. 405f.; Eyal/Sirer (2014), S. 437.

⁹⁵⁹ Vgl. Bodemer/Vollenweider (2017), S. 21.

⁹⁶⁰ § 263 Abs. 1 StGB.

⁹⁶¹ Vgl. § 3 Abs. 3 UWG (inkl. Anlage Nr. 14); Mersch (2018); Rosenberger (2018), S. 139.

⁹⁶² § 3 Abs. 3 Anlage Nr. 14 UWG.

tem über eine zunehmende Anzahl weiterer, später akquirierter Investoren finanziert werden (Nullsummenspiel).⁹⁶³ Wie bereits in Kap. 2.2.2 aufgezeigt wurde, sind diese operationellen Risiken (Hacker-Angriffe, Betrugsszenarien) gemeinsam in 37 % der Fälle die Ursache für die (langfristige) Inaktivität einer Kryptowährung (und somit für Vermögensverluste der Investoren) verantwortlich.⁹⁶⁴

Das sechstens vorhandene Privatsphäre-Risiko, dem sich Verwender von Kryptowährungssystemen unterwerfen, beruht auf der öffentlichen Einsehbarkeit sämtlicher Transaktionen in der Blockchain und betitelt konkret das Risiko, dass die pseudonymisierten Empfänger-Adressen der öffentlich einsehbaren Transaktionshistorie möglicherweise realen Personen oder Unternehmen zugeordnet werden können (s. Kap. 2.1.2.2.2.1).⁹⁶⁵

Siebtens sind beim Handel mit Kryptowährungen zusätzlich auch noch regulatorische Risiken vorhanden, die sich vor allem aus der Unsicherheit hinsichtlich ihres (künftigen) juristischen bzw. regulatorischen Status (s. Kap. 3.1.1 und 3.2.2.1.2) ergeben.⁹⁶⁶

Abschließend entstehen beim Handel mit Kryptowährungen auch noch ethische Risiken.⁹⁶⁷ In Zeiten von nachhaltigen Investments, die auch ein besonderes Augenmerk auf ökologische, soziale und ethische Kriterien legen, dürfen neben den bereits angeführten ökologischen Kritikpunkten (s. Kap. 2.1.2.2.2.1) auch solche ethischen Risiken nicht ignoriert werden.⁹⁶⁸ Im Fokus der Kritik steht dabei, dass Kryptowährungen aufgrund der Pseudoanonymität der Nutzer in ihren Netzwerken häufig für illegale Geschäfte missbraucht werden (s. Kap. 2.1.2.2.2.1), wozu etwa die Bezahlung von Drogen, Waffen, illegaler Pornografie oder auch von Gewaltverbrechen (wie z.B. Auftragsmorden) im Darknet gehören, aber auch Zahlungsabwicklungen infolge von Betrugsversuchen oder Hacker-Angriffen (wie sog. Ransomware-Attacken).⁹⁶⁹ Gleichzeitig wird durch diese Pseudoanonymität nicht nur die Umgehung von Kapitalverkehrskontrollen sondern auch die Terrorismus-Finanzierung sowie die Durchführung von Geldwäscheaktivitäten und

⁹⁶³ Vgl. § 3 Abs. 3 UWG (inkl. Anlage Nr. 14); Boshmaf et al. (2020), S. 519, 527f; Mersch (2018).

⁹⁶⁴ Vgl. Kap. 2.2.2, Brandt (2019).

⁹⁶⁵ Vgl. Kap. 2.1.2.2.2.1 (inkl. Fn. 343); Abramova/Böhme (2016), S. 5; Koshy/Koshy/McDaniel (2014), S. 469; Meiklejohn et al. (2013), S. 127.

⁹⁶⁶ Vgl. Kap. 3.1.1, 3.2.2.1.2; Abramova/Böhme (2016), S. 5.

⁹⁶⁷ Vgl. Al Mamun et al. (2020), S. 1f.

⁹⁶⁸ Vgl. Kap. 2.1.2.2.2.1; Lewis/Juravle (2010), S. 483.

⁹⁶⁹ Vgl. Kap. 2.1.2.2.2.1; Foley/Karlsen/Putniņš (2019), S. 1799, 1817; Meiklejohn et al. (2013), S. 127.

Steuerhinterziehung vereinfacht.⁹⁷⁰ In dieses Bild passt auch die primäre Verwendung von Kryptowährungstransaktionen für den Erwerb von Prepaid-/Gutscheinkarten (wie z.B. PaySafe-Karten) und VPN-Services gemäß der Nutzungsstatistiken von BitPay (2021b) (s. Kap. 3.1.2.2.2.3), die in Kombination eine Anonymität im Internet sowie anonyme Zahlungsabwicklungen (ohne Angabe von Konto- oder Kreditkartendaten) auch jenseits der Akzeptanzstellen von Kryptowährungen (wie z.B. dem stationären Handel) garantieren können.⁹⁷¹ Zwar stellen Tasca/Hayes/Liu (2018) fest, dass der Anteil illegaler Transaktionen zumindest für den Bitcoin im Zeitablauf abgenommen hat, weil viele Schwarzmarktaktivitäten auf andere Kryptowährungen (wie z.B. Monero) verlagert wurden, doch liegt jener Anteil beim Bitcoin gemäß Foley/Karlsen/Putniņš (2019) trotzdem noch bei 46 %.⁹⁷²

Alles in allem zeigt sich, dass die Verwendung von Kryptowährungen – als Asset oder Transaktionsmittel – mit einer Vielzahl unterschiedlicher Risiken verbunden ist, die über das häufig herausgestellte (extreme) Kursrisiko (s.o.) weit hinausgehen und von potentiellen Investoren vor einem Investment bedacht werden müssen.⁹⁷³

3.2.3 Anlagevehikel in Kryptowährungen

Im Anschluss an die Charakterisierung von Kryptowährungen als eigenständige Assetklasse erscheint für Investoren nun das Spektrum aller konkret bereitstehenden Anlagevehikel interessant, die ihnen eine Investition in Kryptowährungen ermöglichen.⁹⁷⁴

Als erste und intuitivste Anlageform in Kryptowährungen sei zunächst der – bisher implizit unterstellte – direkte Erwerb der Einzeltitel auf dem Kassamarkt, z.B. über Kryptobörsen oder durch die Beteiligung am Mining-Prozess, angeführt.⁹⁷⁵ Daneben sind mittlerweile auch an traditionellen Wertpapierbörsen – zumindest für ausgewählte Kryptowährungen – verschiedene Derivate handelbar.⁹⁷⁶ Dies hat den Vorteil, dass dort gehandelte Anlageprodukte aufgrund des zugrundeliegenden regulatorischen Rahmens

⁹⁷⁰ Vgl. Kap. 2.1.2.2.2.1; Foley/Karlsen/Putniņš (2019), S. 1799, 1821; Meiklejohn et al. (2013), S. 127.

⁹⁷¹ Vgl. Kap. 3.1.2.2.2.3; BitPay (2021b); Nord VPN (2021); Paysafecard (2021).

⁹⁷² Vgl. Foley/Karlsen/Putniņš (2019), S. 1800; Tasca/Hayes/Liu (2018), S. 95.

⁹⁷³ Vgl. Abramova/Böhme (2016), S. 5; Glas/Poddig (2018), S. 127; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 83.

⁹⁷⁴ Vgl. Kap. 3.2.2; Börse Stuttgart (2020).

⁹⁷⁵ Vgl. Kap. 2.1.2.2.1, 2.2.1; Hayes (2015), S. 2 (inkl. Fn. 4); Jain/McInish/Miller (2019), S. 1033.

⁹⁷⁶ Vgl. exemplarisch Börse Stuttgart (2020); Corbet et al. (2018a), S. 23; Giudici/Milne/Vinogradov (2020), S. 8.

auch von institutionellen Investoren gehandelt werden dürfen und diesen folglich Zugang zu einer komplett neuen Assetklasse ermöglichen.⁹⁷⁷ Begonnen hat diese Entwicklung, wie bereits in Kap. 2.2.1 angedeutet wurde, im Dezember 2017 mit dem erstmaligen Handel von Bitcoin-Future-Kontrakten an der CBOE (10.12.) und der CME (18.12.).⁹⁷⁸ Im weiteren zeitlichen Verlauf kamen dann auch noch weitere Handelsplätze für Bitcoin-Futures hinzu, zudem wurde der Handel von Future-Kontrakten auf andere ausgewählte Kryptowährungen ausgeweitet und zusätzlich weitere Anlagevehikel (wie z.B. Zertifikate, Contracts for Difference (CFDs), Exchange-Traded Funds (ETFs)⁹⁷⁹ und Exchange-Traded Notes (ETNs)) auf Einzeltitelebene angeboten.⁹⁸⁰ Mit regionalem Bezug auf Deutschland ist in diesem Kontext insbesondere die Börse Stuttgart als nationaler Vorreiter herauszuheben, die mit der Börse Stuttgart Digital Exchange (BSDEX)⁹⁸¹ und der Smartphone-App BISON⁹⁸² nicht nur eigene Handelsplattformen für Kryptowährungen bereitstellt, sondern im klassischen Börsenhandel auch vereinzelt Zertifikate und ETNs für ausgewählte Kryptowährungen (als Einzeltitel) anbietet.⁹⁸³ Letztere sind für ausgewählte Einzeltitel auch an der Frankfurter Digitalbörse XETRA handelbar.⁹⁸⁴

Neben diesen Vehikeln, die die Partizipation an der Wertentwicklung einzelner Kryptowährungen ermöglichen, existieren zudem auch weitere Anlagevehikel, die die Möglichkeit der parallelen Anlage in mehrere Kryptowährungen eröffnen.⁹⁸⁵ In diesem Kontext haben sich etwa Krypto-ETFs weder in Deutschland (bzw. in der EU) noch auf anderen wichtigen internationalen Märkten (wie z.B. den USA) auf der Portfolioebene

⁹⁷⁷ Vgl. Köchling/Müller/Posch (2019), S. 367.

⁹⁷⁸ Vgl. Kap. 2.2.1; Corbet et al. (2018a), S. 23; Foley/Karlsen/Putniņš (2019), S. 1799 (inkl. Fn. 1793).

⁹⁷⁹ Bisher wurde im Frühjahr 2021 allerdings nur an der Börse Toronto ein erster ETF auf den Bitcoin zugelassen. In der Vergangenheit wurde eine Zulassung solcher Krypto-ETFs z.B. von der US-amerikanischen Börsenaufsichtsbehörde SEC immer wieder abgelehnt und auch an deutschen Börsen finden sich derartige Anlageinstrumente – vermutlich nicht zuletzt aufgrund der OGAW-Richtlinien für solche Finanzinstrumente (s. ausführlich Kap. 4.1.4) – aktuell nicht wieder. Vgl. hierzu Kap. 4.1.4; Börse Stuttgart (2020); European Securities and Markets Authority (2014), Rz. XIII, Nr. 49; Foley/Karlsen/Putniņš (2019), S. 1799; Petersen (2021); Smith/Randall (2021).

⁹⁸⁰ Vgl. exemplarisch Börse Stuttgart (2020); CMC Markets (2021); Giudici/Milne/Vinogradov (2020), S. 8; Petersen (2021); Smith/Randall (2021).

⁹⁸¹ Bei der BSDEX handelt es sich um die Digital-Asset-Börse der Börse Stuttgart, die als multilaterales Handelssystem i.S.d. § 2 Abs. 12 KWG betrieben wird und die Orders der dort handelnden Investoren über ein Orderbuch gegeneinander ausführt. Mit der Liquiditätssicherung wird dort die ebenso zur Börse Stuttgart Group gehörende EUWAX AG betraut. Vgl. hierzu § 2 Abs. 12 KWG; Börse Stuttgart (2020); BSDEX (2020); EUWAX (2021).

⁹⁸² BISON ist eine von der Börse Stuttgart (als traditionelle, seriöse) Wertpapierbörse betriebene Smartphone-App, die ihren Nutzern den ebenso einfachen wie auch sicheren Kauf und Verkauf ausgewählter Kryptowährungen ermöglichen will. Vgl. hierzu BISON (2020); Börse Stuttgart (2020).

⁹⁸³ Vgl. Börse Stuttgart (2020).

⁹⁸⁴ Vgl. XETRA (2021).

⁹⁸⁵ Vgl. exemplarisch Grayscale (2021).

durchgesetzt.⁹⁸⁶ Stattdessen bieten sich Investoren jedoch alternative Möglichkeiten: Hierzu gehören insbesondere auch Kryptowährungsfonds, von denen bereits im Jahr 2017 über 300 mit einem Volumen des verwalteten Vermögens (sog. Assets under Management) i.H.v. 10 Mrd. USD (umgerechnet etwa 8,85 Mrd. EUR) gezählt werden konnten.⁹⁸⁷ Allerdings werden diese in den Medien verallgemeinert als Fonds bezeichneten Produkte allerdings nicht immer in deren traditioneller Ausgestaltungsform angeboten.⁹⁸⁸ Ein Beispiel hierfür stellen etwa die von der FinTech-Anlageplattform eToro angebotenen Kryptobündel dar, die eine passive (regelbasierte) Direktanlage in bestimmte Kryptowährungskörbe darstellen und deren konkrete Zusammensetzung etwa den vorgeschlagenen Portfoliostrategien der Plattform oder bestimmter aktiver Plattformnutzer folgen kann (sog. Copy Trading).⁹⁸⁹ Zur Nachbildung von Kryptowährungsindizes werden z.B. beim Broker Plus500 zudem auch noch CFDs auf einen Kryptowährungsindex (dort: der zehn größten Titel nach Marktkapitalisierung) gehandelt.⁹⁹⁰

Somit hat sich für potentielle Investoren neben den in dieser Arbeit bisher primär fokussierten Direktanlagen in einzelne Kryptowährungen auch noch eine Vielzahl alternativer Investmentvehikel herausgebildet, die ebenso eine Anlage in die Assetklasse der Kryptowährungen ermöglichen, aber sich in ihrer (rechtlichen) Ausgestaltung, ihrer individuellen Risiken sowie ihrer Kursentwicklung durchaus unterscheiden können und wie z.B. CFDs auch nicht zwingend für (unerfahrenere) Privatinvestoren geeignet sind.⁹⁹¹ Für den weiteren Verlauf dieser Untersuchung bedeuten die vorigen Erkenntnisse, dass nachfolgend auch der Auswahl einer geeigneten Repräsentationsform des Kryptowährungsmarktes eine wichtige Rolle zukommen wird und diese deshalb im Nachgang (hier: s. Kap. 4.3) zur Vorbereitung tieferer empirischer Untersuchungsschritte des Diversifikationsbeitrages von Kryptowährungen noch intensiver diskutiert werden muss.⁹⁹²

⁹⁸⁶ Vgl. Petersen (2021).

⁹⁸⁷ Vgl. Autonomous Next (2019), S. 5; Foley/Karlsen/Putniņš (2019), S. 1798f.; Rooney/Levy (2018). Die Kursumrechnung erfolgte mit dem Durchschnitt der EZB-Referenzwechsellkurse für das Jahr 2017. Vgl. hierzu Europäische Zentralbank (2021d).

⁹⁸⁸ Vgl. Benckendorf (2021); eToro (2021a); eToro (2021b); Petersen (2021); Seip (2011), S. 13-23. Für einen allgemeinen Überblick über die Funktionsweise traditioneller Investmentfonds vgl. Seip (2011), S. 13-23.

⁹⁸⁹ Vgl. Benckendorf (2021); eToro (2021a); eToro (2021b); Petersen (2021).

⁹⁹⁰ Vgl. Giudici/Milne/Vinogradov (2020), S. 8; Petersen (2021).

⁹⁹¹ Vgl. exemplarisch Börse Stuttgart (2020); CMC Markets (2021); Giudici/Milne/Vinogradov (2020), S. 8; Petersen (2021); Smith/Randall (2021). Zur Eignung für Privatinvestoren geben etwa CMC Markets (2021) im März 2021 für CFDs an, dass ca. 76 % aller Kleinanlegerkonten beim Handel mit diesen Instrumenten Geld verlieren, sodass eine Eignung solcher Instrumente gerade für unerfahrene Investoren tendenziell anzuzweifeln wäre. Vgl. hierzu CMC Markets (2021).

⁹⁹² Vgl. Kap. 4.3, Schmitz/Hoffmann (2021), S. 42f.

4 Analyse des Diversifikationsbeitrages von Kryptowährungen für deutsche Privatanlegerportfolios

4.1 Theoretische Herleitung des Begriffs des Diversifikationsbeitrages

4.1.1 Portfolio-Management-Prozess

Im vorangegangenen Kapitel, das sich intensiv der tiefergreifenden Charakterisierung von Kryptowährungen widmete, konnten diese sowohl als Assets aber auch als eigenständige Assetklasse identifiziert werden, deren Wertentwicklung (weitgehend) abgekoppelt von anderen (traditionellen) Assetklassen erfolgt.⁹⁹³ Diese Assetklasse fand gemäß dem Crypto Research Report von Hays/Sandner/Taudes (2020) bisher immerhin bei ca. 36 % der befragten institutionellen Investoren der D-A-CH-LI-Region Anwendung in deren Asset-Allokation, dort jedoch überwiegend mit Anteilen < 1 %.⁹⁹⁴ Dem entgegen stehen die bereits in Kap. 3.1.2.2.2.3 angeführten Nutzungsstatistiken von BearingPoint für die hier stärker fokussierten deutschen Privatinvestoren, wonach Kryptowährungen im Jahr 2020 (nutzergruppenübergreifend) nur von ca. 4 % aller Befragten überhaupt genutzt wurden und daher übertragen auf den Anlagekontext kaum Relevanz in deren Anlageportfolios besitzen können.⁹⁹⁵ Erschwerend kommt auch noch hinzu, dass – vermutlich nicht zuletzt aufgrund der in Kap. 3.2.2.4 ausgeführten Risiken – lediglich ca. 25 % der dortigen Studienteilnehmer Kryptowährungen überhaupt für eine geeignete Anlageform hielten.⁹⁹⁶ Aus diesem Grund ist nachfolgend zu hinterfragen, ob die Beimischung von Kryptowährungen als neuartige Assetklasse in ein exemplarisches (traditionelles) Multi-Asset-Anlageportfolio deutsche Privatinvestoren nicht wenigstens vor dem Hintergrund ihres Diversifikationsbeitrages Vorteile bringen kann.⁹⁹⁷ Zur Vorbereitung dieser Analyse wird zunächst eine sukzessive, theoretische Kontextualisierung (s. Kap. 4.1 bis 4.3) sowie eine Definition des Diversifikationsbegriffes (s. Kap. 4.4) durchgeführt.

Der Diversifikationsbegriff ist in seinem Kern der Disziplin des Portfoliomanagements zuzuordnen, die sich mit der Planung, Zusammenstellung und Anpassung von Investmentportfolios beschäftigt.⁹⁹⁸ Dieses Portfoliomanagement wird von Privatanlegern im Private Wealth Management häufig einem Vermögensverwalter oder im Private Banking

⁹⁹³ Vgl. Kap. 3; Gil-Alana/Abakah/Rojo (2020), S. 1; Krückeberg/Scholz (2019), S. 25.

⁹⁹⁴ Vgl. Hays/Sandner/Taudes (2020), S. 9-11.

⁹⁹⁵ Vgl. Kap. 3.1.2.2.2.3; Bosch (2020).

⁹⁹⁶ Vgl. Kap. 3.2.2.4; Bosch (2020); Steinmetz et al. (2021), S. 6f.

⁹⁹⁷ Vgl. Glas/Poddig (2018), S. 108f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 3f., 24.

⁹⁹⁸ Vgl. Mondello (2015), S. 54f., 120f.

– etwa durch den Kauf von Investmentfondsanteilen – einem Portfoliomanager übertragen, der dabei dem sog. Portfoliomanagement-Prozess (s. Abb. 20) folgt.⁹⁹⁹ Dabei handelt es sich um einen in drei verschiedene Teilprozesse (Planung, Ausführung, Feedback) untergliederten Ablauf, der eine systematische Zusammenstellung von Investmentportfolios nach den Wünschen der individuellen Investoren ermöglichen soll.¹⁰⁰⁰ Zum besseren Verständnis der Vermögensanlage deutscher Investoren wird daher zunächst mit einer modellhaften Beschreibung dieses Prozesses in Anlehnung an Mondello (2015) begonnen.¹⁰⁰¹ Mit dieser Grundlage lassen sich dann auch die nachfolgenden portfoliotheoretischen und empirischen Untersuchungsschritte besser nachvollziehen und einordnen.¹⁰⁰²

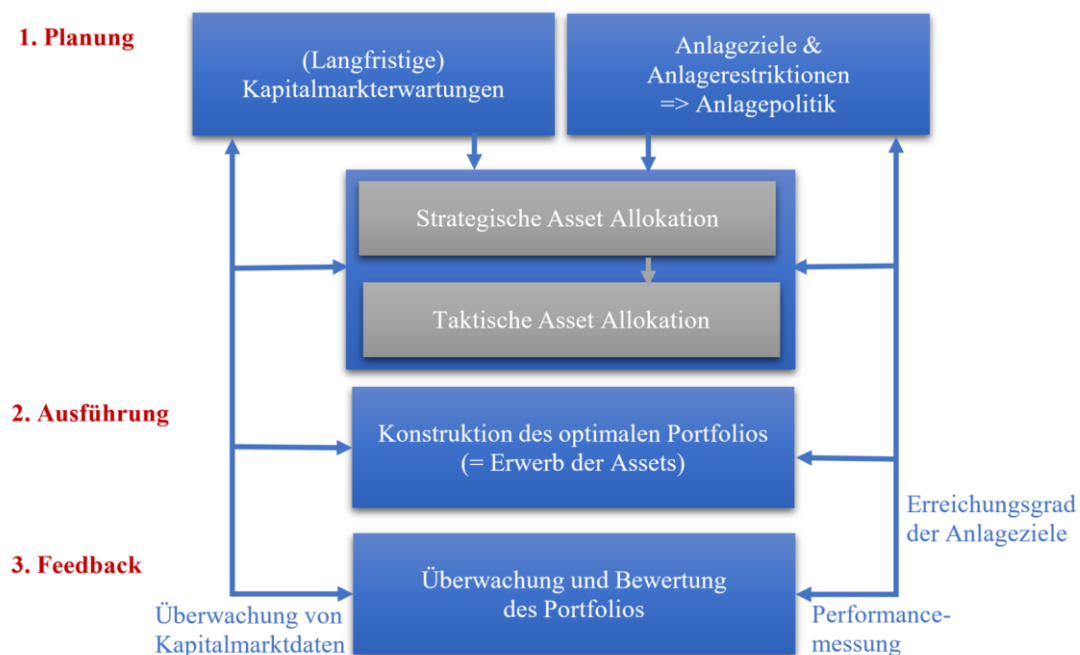


Abb. 20: Überblick über den Portfoliomanagement-Prozess nach Mondello (2015)¹⁰⁰³

Im ersten Teilprozess, der sog. Planungsphase, findet zunächst eine Analyse der Kapitalmarkterwartungen und Investorenbedürfnisse statt.¹⁰⁰⁴ Auf der Basis dieser Investorenbedürfnisse wird dann die konkrete Anlagepolitik formuliert, der künftige Investments folgen sollen. Darin fließen neben den Renditezielen und der Risikoeinstellung der Investoren auch Anlagerestriktionen wie z.B. der Planungshorizont, die Liquiditätsanforderungen während der Investmentperiode, mögliche steuerliche Aspekte sowie der gegebene

⁹⁹⁹ Vgl. Bauer/Stokburger-Sauer/Werbick (2002), S. 2; Mondello (2015), S. 54f.; Nolte (2009), S. 9f.

¹⁰⁰⁰ Vgl. Mondello (2015), S. 54f.

¹⁰⁰¹ Vgl. Mondello (2015), S. 54-77.

¹⁰⁰² Vgl. Kap, 4.1.2 - 4.5.6; Mondello (2015), S. 54f.

¹⁰⁰³ Eigene Darstellung in enger Anlehnung an Mondello (2015), S. 55.

¹⁰⁰⁴ Vgl. hierzu und zum Folgenden Mondello (2015), S. 54f.

juristische Rahmen mit ein. Die Kapitalmarkterwartungen spielen dabei insofern eine Rolle, dass diese in die erwarteten Renditen und Risiken der Investoren mit einfließen. Beide Elemente (Kapitalmarkterwartungen und Anlagepolitik) münden im Planungsprozess dann in der strategischen Asset-Allokation, in deren Zuge konkrete Vorgaben formuliert werden, welche Assetklassen, Länder, und Währungen das zu bildende Portfolio generell enthalten soll und mit welcher Gewichtung das gegebene Anlagekapital für den gewünschten Anlagehorizont auf diese optimalerweise aufzuteilen ist.¹⁰⁰⁵ Dadurch wird sichergestellt, dass diese Anlagen der langfristigen Anlagepolitik entsprechen und somit die langfristigen Risiko-Rendite-Ziele der Investoren unter Einhaltung der Restriktionen erreicht werden.¹⁰⁰⁶ Dabei gibt die strategische Asset-Allokation die grundlegende Struktur eines Portfolios für einen (längerfristigen) Zeitraum vor und bildet dabei den zentralen Bestandteil des Asset-Allokations-Prozesses.¹⁰⁰⁷ Denn diese kann, wie u.a. Brinson/Hood/Beebower (1986) und Brinson/Singer/Beebower (1991) empirisch gezeigt haben, einen größeren Anteil der Performance eines Portfolios erklären als etwa die taktische Asset-Allokation.¹⁰⁰⁸

Im Rahmen der taktischen Asset-Allokation werden hingegen die im Rahmen der strategischen Asset-Allokation berücksichtigten Assetklassen, wenn möglich, noch weiter in einzelne Sub-Assetklassen (z.B. Branchen, Schuldnerklassen, Laufzeiten, Emittenten und Titel) strukturiert, über die das in eine bestimmte Assetklasse zu investierende Kapital weiter verteilt werden soll.¹⁰⁰⁹ Auf dieser Ebene wird dann auch festgelegt, in welche konkreten Einzeltitel zur Repräsentation der gewählten (Sub-) Assetklassen zu welchem Zeitpunkt investiert wird (Selektion und Timing).¹⁰¹⁰ Denn in ihrem Kern umfasst die taktische Asset-Allokation die kurzfristige Reaktion des Portfoliomanagers auf aktuelle Kapitalmarktentwicklungen bzw. (kurzfristige) Kapitalmarkterwartungen, indem zur Performance-Steigerung des Portfolios die Gewichtungen der enthaltenen Assets im Vergleich zu einem Marktportfolio vorübergehend über- bzw. untergewichtet werden.¹⁰¹¹

¹⁰⁰⁵ Vgl. Cesari/Cremonini (2003), S. 987; Mondello (2015), S. 54f., 64f.; Steiner/Bruns/Stöckl (2017), S. 96-117.

¹⁰⁰⁶ Vgl. Mondello (2015), S. 54f., 65; Nolte (2009), S. 9f.

¹⁰⁰⁷ Vgl. Nolte (2009), S. 10.

¹⁰⁰⁸ Vgl. Brinson/Hood/Beebower (1986), S. 39; Brinson/Singer/Beebower (1991), S. 40.

¹⁰⁰⁹ Vgl. Cesari/Cremonini (2003), S. 987f.; Dennin (2009), S. 39f.; Kleeberg/Rehkugler (2002), S. 24f.; Steiner/Bruns/Stöckl (2017), S. 96, 117-127.

¹⁰¹⁰ Vgl. Dennin (2009), S. 39; Kleeberg/Rehkugler (2002), S. 24f.

¹⁰¹¹ Vgl. Dennin (2009), S. 39; Kleeberg/Rehkugler (2002), S. 24f.; Mondello (2015), S. 68; Nolte (2009), S. 10.

Dabei werden optimalerweise überbewertete Titel verkauft und mit dem dadurch generierten Erlös unterbewertete Titel erworben.¹⁰¹² In diesem Zusammenhang besitzt der Portfoliomanager, sofern dieser nicht vertraglich gebunden ist, die Möglichkeit, aus verschiedenen Anlagestrategien eine für die Investoren geeignete auszuwählen.¹⁰¹³ Allerdings ist hier zu bemerken, dass auf informationseffizienten Märkten durch eine solche Über- und Untergewichtung von einzelnen Assets gegenüber dem Marktportfolio keine dauerhaften risikoadjustierten Überrenditen erzielbar sind, weshalb in dieser Arbeit keine Fokussierung auf ausgewählte Einzeltitel, sondern – analog zur strategischen Asset-Allokation (s.o.) – auf gesamte Märkte (Diversifikation von Assetklassen) stattfindet.¹⁰¹⁴

Im zweiten Teilprozess, der sog. Ausführungsphase, findet die eigentliche Konstruktion des Portfolios¹⁰¹⁵ statt, indem die ausgewählten Anlagen wie geplant erworben werden.¹⁰¹⁶ Dabei ist festzuhalten, dass die Implementierung dieser zuvor geplanten Portfolios eine ebenso wichtige Rolle spielt wie deren Planung selbst, da jede vorgenommene Transaktion üblicherweise mit (expliziten und/oder impliziten) Transaktionskosten¹⁰¹⁷ verbunden ist, die die Performance eines Portfolios reduzieren, sodass Transaktionen möglichst mit Bedacht auszuführen sind.¹⁰¹⁸

Im abschließenden Teilprozess, der sog. Feedback-Phase, wird das generierte Portfolio dann im aktuellen Marktumfeld überwacht, vor dem Hintergrund der langfristigen Anlagepolitik und daraus resultierenden Zielen bewertet und, falls notwendig, Umschichtungen eingeleitet.¹⁰¹⁹ Verändern sich im Zeitablauf wesentliche Parameter der Anlagepolitik (z.B. Kapitalmarkterwartungen, investorenspezifische Faktoren), so kann diese über eine Rückkopplung mit vorigen Teilprozessen überarbeitet und über eine aktualisierte

¹⁰¹² Vgl. Mondello (2015), S. 68.

¹⁰¹³ Vgl. Cesari/Cremonini (2003), S. 987f.

¹⁰¹⁴ Vgl. Dennin (2009), S. 40; Kleeberg/Rehkugler (2002), S. 24f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 5-15.

¹⁰¹⁵ Definitorisch gilt ein Portfolio als „gedankliche Zusammenführung der Finanzkontrakte einer Person mit der Absicht, alle gehaltenen Wertpapiere unter einheitlicher Perspektive auszuwählen, zu gewichten und zu beurteilen.“ (Spremann/Gantenbein (2019), S. 118).

¹⁰¹⁶ Vgl. Mondello (2015), S. 54f.

¹⁰¹⁷ Als direkte Transaktionskosten benennt Mondello (2015) z.B. Steuern, Brokerkommissionen und Börsengebühren. Indirekte Transaktionskosten umfassen hingegen u.a. Bid-Ask-Spreads, etwaige Beeinflussungen des Transaktionspreises durch konkrete Handelsaufträge sowie Opportunitäts- und Wartekosten. Vgl. hierzu Mondello (2015), S. 69.

¹⁰¹⁸ Vgl. Cuthbertson et al. (2016), S. 235; Mondello (2015), S. 69.

¹⁰¹⁹ Vgl. hierzu und zum Folgenden Mondello (2015), S. 54f., 68-70.

(strategische und/oder taktische) Asset-Allokation auch das nun optimale Portfolio bestimmt werden. Die Evaluation der Portfoliorendite erfolgt in der Praxis zumeist über risikoadjustierte Renditekennzahlen, anhand derer sich auch die Leistung eines Portfoliomanagers evaluieren lässt.

4.1.2 Anlegerziele als Einflussfaktoren der Anlagepolitik

Im Rahmen des zuvor beschriebenen Portfoliomanagement-Prozesses wurden als Teil des ersten Teilprozesses, der Planungsphase, bereits Anlageziele und Anlagerestriktionen als wichtige Einflussfaktoren der Anlagepolitik eines Investors benannt.¹⁰²⁰ Beide sind hier von zentraler Bedeutung, weil sie sich im weiteren Verlauf dieses Prozesses wesentlich auf die optimale Asset-Allokation des Investors auswirken. Dieser Wirkungszusammenhang von Anlegerzielen auf die schlussendliche Portfoliozusammenstellung rechtfertigt folglich eine kurze inhaltliche Vertiefung solcher Ziele.

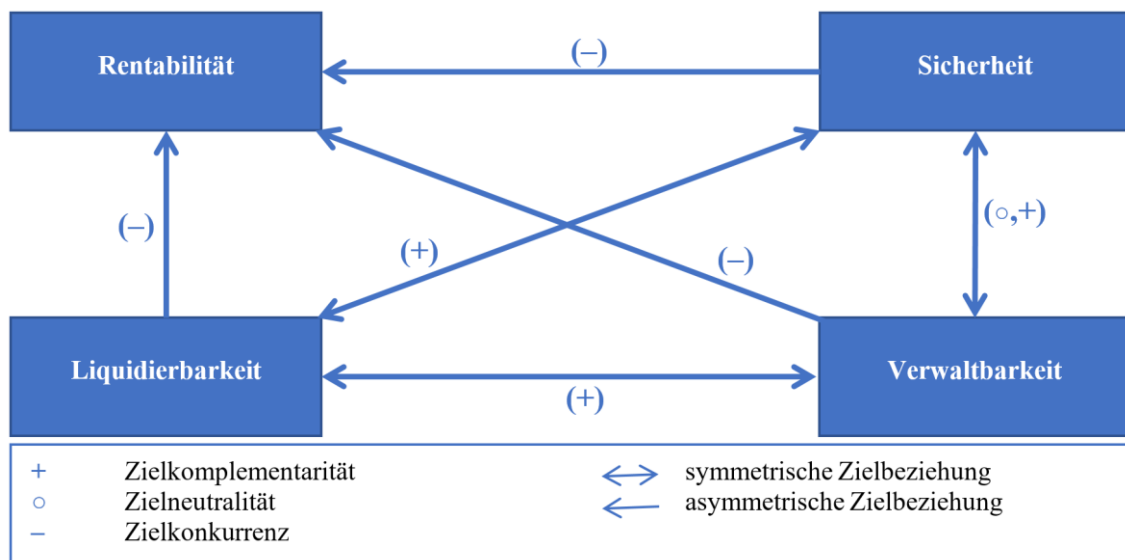


Abb. 21: Magisches Viereck der Kapitalanlage nach Schmidt-von Rhein (1996)¹⁰²¹

Anlegerziele sind in der Literatur bereits häufig untersucht worden, so z.B. auch ausführlich von Schmidt-von Rhein (1996).¹⁰²² Regelmäßige Erwähnung in der Literatur finden dabei insbesondere die Ziele der Sicherheit, der Rentabilität sowie der Liquidierbarkeit der jeweiligen Anlagen, die gemeinsam das häufig zitierte sog. magische Dreieck der Kapitalanlage bilden.¹⁰²³ Dieses Dreieck wird von Schmidt-von Rhein (1996) allerdings

¹⁰²⁰ Vgl. hierzu und zum Folgenden Kap. 4.1.1; Mondello (2015), S. 54-68.

¹⁰²¹ Eigene Darstellung in enger Anlehnung an Schmidt-von Rhein (1996), S. 186.

¹⁰²² Vgl. Poddig/Brinkmann/Seiler (2009), S. 302f.; Schmidt-von Rhein (1996), S. 186.

¹⁰²³ Vgl. Poddig/Brinkmann/Seiler (2009), S. 302f. Dieses Dreieck ist beispielsweise auch bei Steiner/Bruns/Stöckl (2017) zu finden. Vgl. hierzu Steiner/Bruns/Stöckl (2017), S. 52.

noch durch das Ziel der Verwaltbarkeit zum nun sog. magischen Viereck der Kapitalanlage ergänzt (s. Abb. 21).¹⁰²⁴

Dabei wird von den Investoren grundsätzlich eine Renditemaximierung im Rahmen der Portfoliobildung angestrebt (Rentabilitätsziel).¹⁰²⁵ Gleichzeitig sollen aber auch die Liquidierbarkeit und die Verwaltbarkeit der Anlage sichergestellt werden. Unter Liquidierbarkeit wird hier das Potential erfasst, ein bestimmtes Asset einerseits möglichst jederzeit, andererseits aber auch möglichst kostengünstig abstoßen zu können. Unter Verwaltbarkeit ist hingegen das Ziel zu verstehen, dass diejenigen laufenden Kosten, die mit der Verwaltung eines bestimmten Assets während seiner Haltephase verbunden sind, möglichst minimiert werden sollen. Neben diesen drei Zielen existiert auch noch ein weiteres, inhaltlich sogar überragendes, Ziel, nämlich die Sicherheit. Dieses Ziel kann allerdings nicht alleine stehen, sondern muss immer in Bezug zu den anderen Größen (Rendite, Liquidierbarkeitskosten, Verwaltungskosten) interpretiert werden. So werden sichere Erwartungen zielübergreifend, aber insbesondere hinsichtlich der Renditedimension präferiert. Wichtig ist hierbei, dass nicht alle der vier zuvor aufgeführten Ziele gleichzeitig erreicht werden können (Zielkomplementarität), sondern diese teilweise auch voneinander unabhängig sein (Zielneutralität) oder sogar konfliktär zueinander stehen können (Zielkonkurrenz). Konkret bedeutet dies beispielsweise, dass eines oder mehrere der Ziele möglicherweise nur auf Kosten der übrigen Ziele erreicht werden kann.

Ein Beispiel von Poddig/Brinkmann/Seiler (2009) soll diesen Zusammenhang grundlegend illustrieren:¹⁰²⁶ Eine besonders renditeträchtige Anlage (z.B. eine Unternehmensbeteiligung an einem nicht-börsennotierten Start-Up-Unternehmen¹⁰²⁷) unterliegt üblicherweise einem hohen Risiko (Zielkonkurrenz).¹⁰²⁸ Gleichzeitig sind solche Anteile kurzfristig häufig komplett illiquide (d.h. nicht veräußerbar) oder zumindest nur mit hohen Abschlägen (interpretierbar als Liquidierbarkeitskosten) liquidierbar. Hinzu kommen zudem auch noch hohe laufende Kosten (Verwaltungskosten) durch den hohen Überwachungs- und Beratungsbedarf von solchen jungen Unternehmen.

Je nach ihrer individuellen Gewichtung führen die von den Investoren formulierten Anlageziele schlussendlich auch zu einer anderen optimalen Portfolioallokation (s. Kap.

¹⁰²⁴ Vgl. Poddig/Brinkmann/Seiler (2009), S. 302f.; Schmidt-von Rhein (1996), S. 186.

¹⁰²⁵ Vgl. hierzu und zum Folgenden Poddig/Brinkmann/Seiler (2009), S. 302f.

¹⁰²⁶ Vgl. Poddig/Brinkmann/Seiler (2009), S. 302f.

¹⁰²⁷ Nicht umsonst werden solche Investitionen als Venture Capital (zu Deutsch: Wagniskapital) bezeichnet. Vgl. hierzu Büschgen/Börner (2003), S. 91; Zademach/Baumeister (2014), S. 122.

¹⁰²⁸ Vgl. hierzu und zum Folgenden Poddig/Brinkmann/Seiler (2009), S. 302f.

4.1.1).¹⁰²⁹ Anstelle der Verwaltbarkeit werden – insbesondere in der aktuellen Literatur – auch noch weitere, etwas spezifischere Anlegerziele (wie z.B. Nachhaltigkeit) ergänzt.¹⁰³⁰ In diesem Kontext präferieren Investoren Anlageformen, die nicht nur ökonomische, sondern auch soziokulturelle, ökologische und/oder ethische Prinzipien befolgen (s. Kap. 3.2.2.4).¹⁰³¹ Folglich spricht Rosen (2009) bei nachhaltigen Investments auch von „prinzipiengeleiteten Investment[s]“.^{1032, 1033} Dass ausgewählte Kryptowährungen z.B. aufgrund ihres unvorteilhaften CO₂-Fußabdruckes, des durch ihren Betrieb aufkommenden, hohen Elektroschrottaufkommens, sowie aufgrund ethischer Vorbehalte hinsichtlich ihrer Verwendung im Rahmen illegaler Aktivitäten (u.a. Geldwäsche und Terrorismusfinanzierung) eher nicht zu den nachhaltigen Investments zu zählen sind und daher von einigen Investorengruppen vermutlich aus ihrem Anlageuniversum ausgeschlossen werden (müssten), hat sich zuvor bereits vielfach abgezeichnet.¹⁰³⁴ Nichtsdestotrotz wird im Nachgang weitgehend von solchen Überlegungen abstrahiert, da die Analyse des Diversifikationsbeitrages von Kryptowährungen in einem Portfolio zwingend deren Berücksichtigung im Anlageuniversum erfordert.

4.1.3 Portfolio-Selection-Theory von Markowitz (1952, 1959) als Grundlage der optimalen Asset-Allokation in der Portfoliotheorie

Das Konzept einer optimalen Asset-Allokation eines Investors basiert im Wesentlichen auf der sog. Portfolio-Selection-Theory von Markowitz (1952, 1959), welches den Nukleus der Modernen Portfolio-Theorie ausmacht.¹⁰³⁵ Im Gegensatz zu historisch vorgelagerten, theoretischen Modellen werden hier für Anlageentscheidungen nicht mehr nur die erwarteten Renditen gegebener Anlagen, sondern aufgrund der Unsicherheit jener künftiger Erträge (Zufallsvariablen) nun auch das Risiko der Renditen in das Entscheidungskalkül einbezogen.¹⁰³⁶ In der Grundversion von Markowitz (1952) wurde zunächst die Varianz als Risikomaß herangezogen; modernere Ansätze verwenden aber auch alterna-

¹⁰²⁹ Vgl. Kap. 4.1.1; Mondello (2015), S. 54-68; Poddig/Brinkmann/Seiler (2009), S. 302-304.

¹⁰³⁰ Vgl. Rosen (2009), S. 83.

¹⁰³¹ Vgl. Kap. 3.2.2.4; Koellner et al. (2005), S. 55.

¹⁰³² Rosen (2009), S. 83.

¹⁰³³ Vgl. Rosen (2009), S. 83.

¹⁰³⁴ Vgl. Kap. 2.1.2.2.2.1, 3.2.2.4; Rosen (2009), S. 83f.; Walker (2021).

¹⁰³⁵ Vgl. Markowitz (1952); Markowitz (1959); Witt/Dobbins (1979), S. 4f.

¹⁰³⁶ Vgl. Lohse (2011), S. 3, 5; Markowitz (1952), S. 77; Markowitz (1999), S. 5; Spremann/Gantenbein (2005), S. 84. Für einen Überblick über die frühe Historie der Portfolio Selection Theory zwischen den Jahren 1600 und 1960 sei die Lektüre von Markowitz (1999) empfohlen.

tive Risikomaße, wie etwa den Conditional Value at Risk (CVaR) im Portfoliooptimierungsmodell von Rockafellar/Uryasev (2000).¹⁰³⁷ Unabhängig vom gewählten Risikomaß besteht der Kerngedanke dieser normativen Modelle¹⁰³⁸ meist in der Minimierbarkeit des Gesamtrisikos für einen Investor, die durch die Diversifikation von Assets im Rahmen der Portfoliobildung erreicht werden kann.¹⁰³⁹ Zur Erreichung dieses Ziels lässt sich dann für einen Investor (unter Berücksichtigung dessen individueller Risikopräferenzen) ein optimales Portfolio berechnen.¹⁰⁴⁰

Die Portfolio-Selection-Theory unterliegt dabei (zunächst) folgenden Annahmen: Diese umfassen die Existenz eines vollkommenen und vollständigen Kapitalmarktes mit rational handelnden, stets vollständig informierten sowie durchweg als Preisnehmer agierenden Marktakteuren.¹⁰⁴¹ Die sich diesen eröffnenden Anlagemöglichkeiten sind nicht nur beliebig teilbar, sondern besitzen (im Grundmodell) auch normalverteilte Renditen.¹⁰⁴² Aus dieser Normalverteilungsannahme resultiert wiederum, dass für die Beschreibung sämtlicher Renditeverteilungen und somit auch für das Entscheidungskalkül der Investoren jeweils nur der Erwartungswert μ und die Standardabweichung σ (= Risikomaß) der Renditen der berücksichtigten Anlagen herangezogen werden müssen (sog. μ - σ -Prinzip).¹⁰⁴³ Zusätzlich nimmt das Modell zur Ausklammerung einer Verzinsungs- und Wiederanlageproblematik auch nur eine einperiodige Betrachtung vor.¹⁰⁴⁴ Das Ziel der Investoren besteht hier darin, den erwarteten Nutzen ihrer Investments möglichst zu maximieren.¹⁰⁴⁵ Da das Modell diese Investoren als risikoavers modelliert, sind diese nur dann bereit, eine zusätzliche Einheit Risiko zu tragen, wenn sie hierfür auch durch einen Anstieg ihrer (erwarteten) Rendite entlohnt werden.¹⁰⁴⁶ Zur Risikoaversion gehört zudem, dass die Investoren aus einer Menge möglicher Portfolios mit gleicher erwarteter Rendite

¹⁰³⁷ Vgl. Markowitz (1952), S. 77, 83; Rockafellar/Uryasev (2000), S. 26-32.

¹⁰³⁸ Es handelt sich deshalb um normative Modelle, weil daraus konkrete Handlungsanweisungen für Investoren hinsichtlich ihrer individuellen Vermögensstrukturierung abgeleitet werden können. Vgl. hierzu Steiner/Bruns/Stöckl (2017), S. 4.

¹⁰³⁹ Vgl. Markowitz (1952), S. 77f., 81; Steiner/Bruns/Stöckl (2017), S. 3f.

¹⁰⁴⁰ Vgl. Markowitz (1952), S. 81-84, 91; Nolte (2009), S. 11.

¹⁰⁴¹ Vgl. Steiner/Bruns/Stöckl (2017), S. 3.

¹⁰⁴² Vgl. Sharpe (1999), S. 187ff., zit. n. Steiner/Bruns/Stöckl (2017), S. 8 (Fn. 7); Steiner/Bruns/Stöckl (2017), S. 3, 8 (inkl. Fn. 7).

¹⁰⁴³ Vgl. Poddig/Dichtl/Petersmeier (2008), S. 70; Sharpe (1999), S. 187ff., zit. n. Steiner/Bruns/Stöckl (2017), S. 8 (Fn. 7); Steiner/Bruns/Stöckl (2017), S. 3, 8 (inkl. Fn. 7).

¹⁰⁴⁴ Vgl. Nolte (2009), S. 11; Poddig/Dichtl/Petersmeier (2008), S. 162.

¹⁰⁴⁵ Vgl. Poddig/Dichtl/Petersmeier (2008), S. 162.

¹⁰⁴⁶ Vgl. Poddig/Brinkmann/Seiler (2009), S. 79, 90f..

immer dasjenige Portfolio auswählen werden, das das geringste Risiko aufweist.¹⁰⁴⁷ Außerdem steigt mit zunehmender Risikoaversion der Investoren auch deren Wunsch nach Portfoliodiversifikation.¹⁰⁴⁸ Die weiteren Anlegerziele neben Rentabilität und Sicherheit, wie z.B. die Minimierung von Verwaltungs- oder Liquidierbarkeitskosten, werden in der Grundversion der Portfolio-Selection-Theory nicht betrachtet, da keinerlei Liquiditätsrestriktionen oder Transaktionskosten (z.B. denkbar in Form von Informationsbeschaffungskosten, Kapitalertragssteuern i.S.d. § 20 EStG, Handelsgebühren oder sonstigen laufenden Verwaltungskosten wie etwa Depotgebühren) unterstellt werden.¹⁰⁴⁹

Grundlage dieses Optimierungsmodells stellen die Überlegungen dar, dass sich die (erwartete) Rendite eines Portfolios μ_P über die Formel

$$\mu_P = \sum_{i=1}^n \omega_i \mu_i = \boldsymbol{\omega}' \boldsymbol{\mu} \quad (4)$$

als das mit ihren individuellen Portfoliogewichten ω_i gewichtete arithmetische Mittel der (erwarteten) Renditen der jeweils betrachteten Anlagen μ_i bestimmen lässt.¹⁰⁵⁰ In der ebenso angegebenen Matrixnotation sind die erwarteten Renditen sämtlicher berücksichtigter Anlagen jeweils als Einträge im (Rendite-) Vektor $\boldsymbol{\mu}$ und die zugehörigen Portfoliogewichte jeweils als Einträge im Gewichtsvektor $\boldsymbol{\omega}$ aggregiert, wobei letzterer in Gleichung (3) in transponierter Form ($\boldsymbol{\omega}'$) herangezogen wird.¹⁰⁵¹ Die Standardabweichung der Portfoliorenditen σ_P lässt sich dagegen über den Zusammenhang $\sigma_P = \sqrt{\sigma_P^2}$ aus der Renditevarianz des Portfolios σ_P^2 ableiten, für welche die Formeln

$$\sigma_P^2 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \omega_i \omega_j \sigma_{i,j} = \boldsymbol{\omega}' \mathbf{V} \boldsymbol{\omega} \quad (5a)$$

bzw.

$$\sigma_P^2 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \omega_i \omega_j \sigma_i \sigma_j \rho_{i,j} \quad (5b)$$

gelten, wobei ω_i und ω_j die (individuellen) Portfoliogewichtungen der Anlagen i und j darstellen, während σ_i und σ_j die (individuellen) Renditestandardabweichungen ebenjener Anlagen abbilden.¹⁰⁵² Die in der Gleichung (5a) enthaltenen Kovarianzen $\sigma_{i,j}$ messen

¹⁰⁴⁷ Vgl. Poddig/Dichtl/Petersmeier (2008), S. 162; Steiner/Bruns/Stöckl (2017), S. 8f.

¹⁰⁴⁸ Vgl. Spremann/Gantenbein (2005), S. 83.

¹⁰⁴⁹ Vgl. Kap. 4.1.1 (inkl. Fn. 1017); § 20 EStG; Besser (1996), S. 86; Book (2001), S. 136; Poddig/Brinkmann/Seiler (2009), S. 302f.; Steiner/Bruns/Stöckl (2017), S. 3.

¹⁰⁵⁰ Vgl. Markowitz (1952), S. 81, 83; Poddig/Brinkmann/Seiler (2009), S. 47.

¹⁰⁵¹ Vgl. Poddig/Brinkmann/Seiler (2009), S. 5, 47. Zur Markierung von Vektoren und Matrizen wird nachfolgend die gängige Schreibweise unter Verwendung von Fettdruck verwendet. Eine mögliche Transponierung wird zusätzlich stets mit einem Apostroph im Superskript des zugehörigen Formelsymbols kenntlich gemacht. Vgl. hierzu exemplarisch Kan/Zhou (2012), S. 148; Poddig/Brinkmann/Seiler (2009), S. 5.

¹⁰⁵² Vgl. Markowitz (1952), S. 80f., 83; Poddig/Brinkmann/Seiler (2009), S. 43, 51-53.

jeweils paarweise den Grad der Gleich- bzw. Gegenläufigkeit der betrachteten Renditezeitreihen und lassen sich – für die dort ebenso angegebene Matrixnotation – gemeinsam zu einer Varianz-Kovarianz-Matrix (kurz auch: Kovarianz-Matrix) \mathbf{V} aggregieren.¹⁰⁵³ Während die Kovarianz anhand ihres Vorzeichens zwar Gleichläufigkeit (+), Gegenläufigkeit (–) oder die Abwesenheit eines linearen Zusammenhangs (0) signalisieren kann, deutet ihre Höhe die Intensität des jeweiligen Zusammenhangs an.¹⁰⁵⁴ Da die Kovarianz jedoch ein unnormiertes Maß darstellt und somit die Intensität verschiedener Zusammenhänge nicht einfach hierüber verglichen werden kann, wird an ihrer Stelle oftmals der in Gleichung (5b) durch Umformulierung von (5a) eingesetzte Korrelationskoeffizient $\rho_{i,j}$ verwendet.¹⁰⁵⁵ Der hierfür üblicherweise verwendete Pearson-Korrelationskoeffizient $\rho_{i,j}^{\text{Pearson}}$ misst den (als linear angenommenen) Zusammenhang zwischen zwei Zufallsvariablen (hier: den Renditen der Einzeltitel i und j), berechnet sich mathematisch als

$$\rho_{i,j}^{\text{Pearson}} = \frac{\sigma_{i,j}}{\sigma_i \cdot \sigma_j} \quad (6)$$

und ist – ebenso wie auch andere denkbare Korrelationskoeffizienten¹⁰⁵⁶ – auf den Wertebereich $-1 \leq \rho_{i,j}^{\text{Pearson}} \leq 1$ normiert.¹⁰⁵⁷ Während das Vorzeichen des gewählten Korrelationskoeffizienten $\rho_{i,j}$ angibt, ob die Renditen gegenläufig (–), unkorreliert zueinander (0) oder gleichlaufend (+) sind, gibt der Wert des Koeffizienten hier die Stärke des Zusammenhangs an (je höher der Absolutbetrag daraus, desto stärker der Effekt):¹⁰⁵⁸ Wird hier zunächst der Extremfall eines Korrelationskoeffizienten von $\rho_{i,j} = 1$ unterstellt, so sind die Renditen der Anlagen i und j perfekt gleichlaufend.¹⁰⁵⁹ Das Einsetzen in Gleichung (5b) zeigt zudem, dass sich das Portfoliorisiko dann als gewichtete Summe aller Einzeltitelrisiken ergibt.¹⁰⁶⁰ Werden hingegen Korrelationskoeffizienten mit jeweils $\rho_{i,j} < 1$ unterstellt, so liegt das Portfoliorisiko unterhalb dieser gewichteten Summe, was

¹⁰⁵³ Vgl. Poddig/Brinkmann/Seiler (2009), S. 51f.; Poddig/Dichtl/Petersmeier (2008), S. 53f.; Poddig/Varmaz/Fieberg (2019), S. 82f. Dass in dieser (Varianz-) Kovarianz-Matrix \mathbf{V} auf der Hauptdiagonale auch Varianzen enthalten sind, liegt daran, dass die Kovarianz eines Einzeltitels i mit sich selbst ($\sigma_{i,i}$) die Varianz dieses Einzeltitels (σ_i^2) darstellt. Vgl. hierzu Bruns/Meyer-Bullerdiek (2020), S. 86; Poddig/Brinkmann/Seiler (2009), S. 51; Poddig/Dichtl/Petersmeier (2008), S. 55.

¹⁰⁵⁴ Vgl. Poddig/Dichtl/Petersmeier (2008), S. 54; Poddig/Varmaz/Fieberg (2019), S. 82f.

¹⁰⁵⁵ Vgl. Poddig/Brinkmann/Seiler (2009), S. 51-53; Poddig/Dichtl/Petersmeier (2008), S. 54f.; Poddig/Varmaz/Fieberg (2019), S. 83.

¹⁰⁵⁶ In Kap. 4.4.4.1 werden hierzu in Anlehnung an Krückeberg/Scholz (2019) auch noch die alternativen Korrelationskoeffizienten nach Spearman $\rho_{i,j}^{\text{Spearman}}$ sowie nach Kendall $\rho_{i,j}^{\text{Kendall}}$ vorgestellt. Vgl. hierzu Kap. 4.4.4.1; Krückeberg/Scholz (2019), S. 12f.

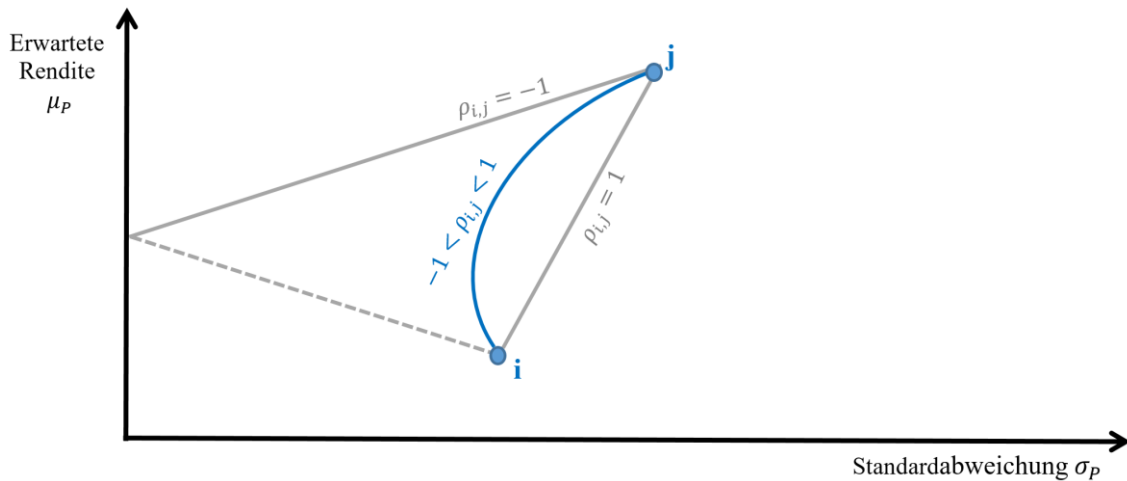
¹⁰⁵⁷ Vgl. Krückeberg/Scholz (2019), S. 12f.; Poddig/Varmaz/Fieberg (2019), S. 83.

¹⁰⁵⁸ Vgl. Poddig/Brinkmann/Seiler (2009), S. 52; Poddig/Varmaz/Fieberg (2019), S. 82f.

¹⁰⁵⁹ Vgl. Poddig/Brinkmann/Seiler (2009), S. 52; Poddig/Varmaz/Fieberg (2019), S. 83.

¹⁰⁶⁰ Vgl. Poddig/Brinkmann/Seiler (2009), S. 57; Steiner/Bruns/Stöckl (2017), S. 12.

einer Risikoreduktion durch die Mischung dieser Einzeltitel entspricht.¹⁰⁶¹ Dieser Effekt wird umso größer, je geringer der Korrelationskoeffizient $\rho_{i,j}$ ausfällt und wird maximal im Fall $\rho_{i,j} = -1$, bei dem eine perfekte Gegenläufigkeit beider Assets zur einer kompletten Aufhebung des Portfoliorisikos führen würde.¹⁰⁶² Dieser Zusammenhang wird in Abb. 22 anhand der zwei fiktiven Assets i und j graphisch veranschaulicht. Begründen lassen sich Korrelationen mit $\rho_{i,j} < 1$ darüber, dass die Kursentwicklung der verschiedenen Assets unterschiedlich von den jeweiligen Umweltzuständen beeinflusst wird.¹⁰⁶³



Korrelationskoeffizient	Risikoreduktionseffekt nach Malkiel (2019)
+1	Keine Risikoreduktion ist möglich
$+0,5 \leq \rho_{i,j} \leq +1$	Risiko zu einem moderaten Teil eliminierbar
$-0,5 \leq \rho_{i,j} < +0,5$	Risiko zu einem beachtlichen Teil eliminierbar
$-1 \leq \rho_{i,j} < -0,5$	Risiko zum Großteil eliminierbar
-1	Risiko komplett eliminierbar

Abb. 22: Abhängigkeit der Portfoliorendite und des Portfoliorisikos vom Korrelationskoeffizienten in der Portfolio-Selection-Theory¹⁰⁶⁴

Aufbauend auf diesem Fundament sollen nun die optimalen Portfoliogewichte für die im Anlageuniversum berücksichtigten Titel bestimmt werden, wofür Steiner/Bruns/Stöckl (2017) einen dreistufigen Asset-Allokationsprozess ableiten:¹⁰⁶⁵

Nach der Ermittlung und Aufbereitung der als Inputfaktoren benötigten Daten (1. Stufe) lassen sich dann z.B. durch einfache Variation der individuellen Portfoliogewichte alle möglichen Portfolios bilden.¹⁰⁶⁶ Diese bilden graphisch dann gemeinsam eine abgegrenzte Fläche, das sog. Investment-Opportunity-Set (s. Abb. 23), dessen oberer Rand als

¹⁰⁶¹ Vgl. Poddig/Brinkmann/Seiler (2009), S. 57f.; Steiner/Bruns/Stöckl (2017), S. 12f.

¹⁰⁶² Vgl. Burniske/White (2017), S. 15; Malkiel (2019), S. 196; Steiner/Bruns/Stöckl (2017), S. 12f.

¹⁰⁶³ Vgl. Malkiel (2019), S. 196; Steiner/Uhlir (1991), S. 68.

¹⁰⁶⁴ Eigene Darstellung in enger Anlehnung an Copeland/Weston/Shastri (2005), S. 118; Malkiel (2019), S. 196; Steiner/Bruns/Stöckl (2017), S. 12.

¹⁰⁶⁵ Vgl. Steiner/Bruns/Stöckl (2017), S. 85f.

¹⁰⁶⁶ Vgl. Fabozzi et al. (2011), S. 60f.; Steiner/Bruns/Stöckl (2017), S. 86.

sog. Effizienzlinie bezeichnet wird.¹⁰⁶⁷ Jene Effizienzlinie beherbergt alle effizienten Portfolios.¹⁰⁶⁸ Letztere zeichnen sich dadurch aus, dass durch keine alternative Allokation (i) bei gleichem Risiko eine höhere erwartete Rendite, (ii) bei gleicher Renditeerwartung ein geringeres Risiko bzw. (iii) trotz geringerem Risiko eine höhere erwartete Rendite erzielt werden kann. Nach der Berechnung dieser Effizienzlinie (2. Stufe) muss dann die anlegerindividuelle Portfolioauswahl getroffen werden: Basierend auf der individuellen Nutzenfunktion des Investors, an der sich auch dessen Risikoneigung spiegelt, sowie unter Berücksichtigung seiner individuellen Präferenzen wird dabei die optimale Portfolioallokation für ebenjenen Investor gesucht (3. Stufe).¹⁰⁶⁹ Da verschiedene Investoren z.B. auch divergierende Risikoneigungen besitzen können, resultieren für diese dann folglich auch andere optimale Portfolios.¹⁰⁷⁰ Ein derartiges optimales Portfolio liegt im Diagramm (s. Abb. 23) an derjenigen Stelle, an der die höchstmögliche Nutzenindifferenzkurve die Effizienzlinie tangiert.¹⁰⁷¹ Zur Berechnung des optimalen Portfolios bemüht die Portfoli­o­theorie dann mathematische Portfoliooptimierungsmodelle, von denen auch im weiteren Verlauf dieser Arbeit noch einige ausgewählte Varianten – eingebettet in den nachfolgend zu erarbeiteten Analyserahmen – bedarfsbezogen vorgestellt und verwendet werden.¹⁰⁷²

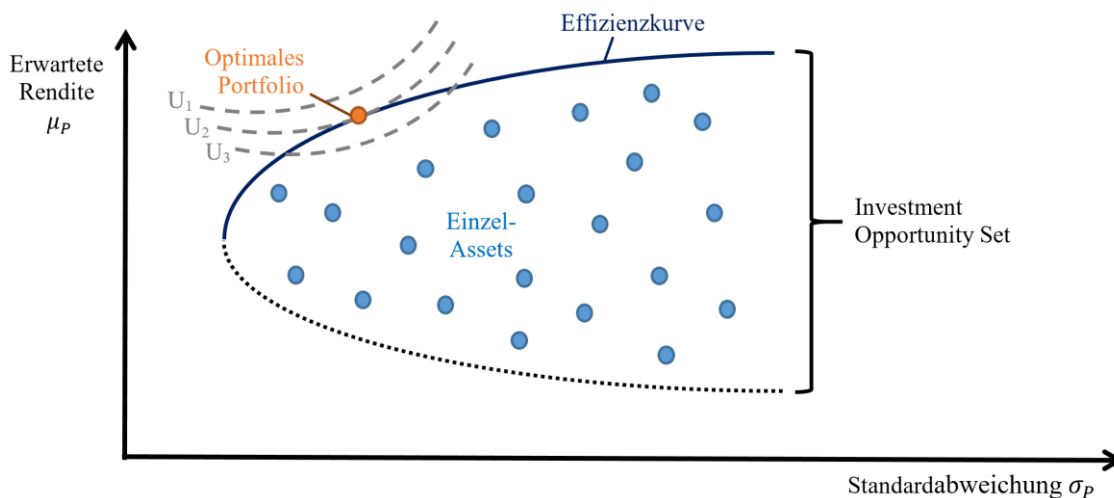


Abb. 23: Bestimmung des optimalen Portfolios in der Portfolio-Selection-Theorie (allgemein am Beispiel des Mehr-Anlagen-Falls)¹⁰⁷³

¹⁰⁶⁷ Vgl. Copeland/Weston/Shastri (2005), S. 132f.; Steiner/Bruns/Stöckl (2017), S. 8f.

¹⁰⁶⁸ Vgl. hierzu und zum Folgenden Steiner/Bruns/Stöckl (2017), S. 8f., 86.

¹⁰⁶⁹ Vgl. Poddig/Brinkmann/Seiler (2009), S. 84-92; Steiner/Bruns/Stöckl (2017), S. 86.

¹⁰⁷⁰ Vgl. Steiner/Bruns/Stöckl (2017), S. 86. Eine Evidenz, dass dieses Muster auch in der Anlagepraxis deutscher Privatinvestoren wiederfindet, liefern Oehler/Horn (2019), S. 271.

¹⁰⁷¹ Vgl. Fabozzi et al. (2011), S. 63f.; Steiner/Bruns/Stöckl (2017), S. 13f.

¹⁰⁷² Vgl. für eine exemplarische Übersicht solcher Portfoliooptimierungsmodelle Petukhina et al. (2020), S. 19. Eine ausführliche Übersicht wird zudem auch noch in Kap. 4.5.1.1 für die finale Auswahl eines Portfoliooptimierungsrahmens für die nachfolgende empirische Untersuchung nachgereicht.

¹⁰⁷³ Eigene Darstellung in Anlehnung an Copeland/Weston/Shastri (2005), S. 133.

4.1.4 Herleitung einer Begriffsdefinition des Diversifikationsbeitrages aus der Portfolio-Theorie

Im Rahmen der Vermögensanlage spielt, wie zuvor grundlegend demonstriert wurde, die Bildung von Portfolios aus verschiedenen Einzelanlagen eine wesentliche Rolle.¹⁰⁷⁴ Dabei offenbarten die vorigen Ausführungen zur Portfolio-Selection-Theory (s. Kap. 4.1.3), dass die Mischung von Titeln mit einem Korrelationskoeffizienten von $\rho_{i,j} < 1$ zu einer Risikoreduktion durch Portfoliobildung führen kann.¹⁰⁷⁵

An diese einfache Mechanik setzt der zuvor in seinen Grundzügen bereits erwähnte Diversifikationsbegriff in der Portfoliotheorie an:¹⁰⁷⁶ Dieser umfasst die planvolle bzw. bewusste Verteilung des Vermögens eines Anlegers auf mehrere verfügbare Vermögensgegenstände (Bildung eines Portfolios), die notwendigerweise abweichende Risiko-Rendite-Profile besitzen sollen und somit zur oben bereits demonstrierten Reduktion des Anlagerisikos der Investoren beitragen.¹⁰⁷⁷ Da genau dieses abweichende Risiko-Rendite-Profil von anderen Assetklassen eine notwendige Forderung der hier verwendeten Assetklassen-Definition von Sharpe (1992) darstellte (s. Kap. 3.2.1), erscheint die generelle Diversifikation des Anlagevermögens über mehrere Assetklassen prima facie somit grundsätzlich sinnvoll zu sein.¹⁰⁷⁸ Eine (unreflektierte) Mischung von Assets mit vollkommen positiver Korrelation ($\rho_{i,j} = 1$) wäre demnach hingegen nicht als Diversifikation zu bezeichnen.¹⁰⁷⁹ Aus diesem Grund wird in Kap. 4.4.4.1 auch eine Korrelationsanalyse der nachfolgend in die Betrachtung aufzunehmenden Assetklassen erfolgen.¹⁰⁸⁰

Im Hinblick auf die potentiell erreichbare Reduktion des Portfoliorisikos durch Diversifikation lässt sich grundlegend aufzeigen, dass dieses Portfoliorisiko in einen diversifizierbaren Teil (:= unsystematisches Risiko) und einen nicht-diversifizierbaren Teil (:= systematisches Risiko) aufgespalten werden kann (s. Abb. 24).¹⁰⁸¹ Da die im Rahmen

¹⁰⁷⁴ Vgl. Kap. 4.1.3; Markowitz (1952), S. 77; Steiner/Bruns/Stöckl (2017), S. 3.

¹⁰⁷⁵ Vgl. Kap. 4.1.3; Malkiel (2019), S. 196; Steiner/Bruns/Stöckl (2017), S. 3f.

¹⁰⁷⁶ Vgl. Kap. 4.1.3; Steiner/Bruns/Stöckl (2017), S. 3f.; Troschke (2011), S. 10.

¹⁰⁷⁷ Vgl. Kap. 4.1.3; Büschgen (2012), S. 303f., 678; Troschke (2011), S. 10.

¹⁰⁷⁸ Vgl. Kap. 3.2.1; Büschgen (2012), S. 303f., 678; Sharpe (1992), S. 8; Steiner/Bruns/Stöckl (2017), S. 96; Troschke (2011), S. 10. Eine Portfoliodiversifikation lässt sich (analog zu den Überlegungen in Kap. 4.1.1 zur Abgrenzung von strategischer und taktischer Asset Allokation) nicht nur auf der hier beschriebenen Assetklassen-Ebene erreichen, sondern zusätzlich auch noch auf weiteren Ebenen (z.B. bei einer Mischung verschiedener Währungen, Länder, Branchen, Schuldnerklassen, Laufzeiten, Emittenten und Titel). Vgl. hierzu Kap. 4.1.1; Steiner/Bruns/Stöckl (2017), S. 96.

¹⁰⁷⁹ Vgl. Kap. 4.1.3; Troschke (2011), S. 10.

¹⁰⁸⁰ Vgl. Kap. 4.4.4.1.

¹⁰⁸¹ Vgl. Poddig/Brinkmann/Seiler (2009), S. 55f.

des Zwei-Anlagen-Falls mit perfekt negativer Korrelation ($\rho_{i,j} = -1$) identifizierbare komplette Eliminierung des Portfoliorisikos (s. Kap. 4.1.3: Abb. 22) in der Praxis empirisch nicht beobachtbar ist, bleibt das vorgenannte systematische Risiko (technisch auch: Kovarianzrisiko; ökonomisch auch: Marktrisiko), welches alle Assets im Portfolio gleichermaßen trifft und sich z.B. als Auswirkungen von Zinsniveaueinstellungen, der Bekanntgabe konjunkturrelevanter Informationen, einer veränderten Aktienmarktstimmung, des Auftretens von (Natur-) Katastrophen oder politischen Umstürzen sowie von Veränderungen des Steuersystems ausdrücken kann, trotz aller Diversifikationsbestrebungen weiter bestehen.¹⁰⁸² Dies zeigt sich in der Grafik (Abb. 24) als eine asymptotische Annäherung des unsystematischen Risikos an null (mit zunehmender Titellanzahl) sowie als eine anzahlunabhängige Konstanz der Komponente des systematischen Risikos.¹⁰⁸³

Diversifikationseffekt durch Portfoliobildung

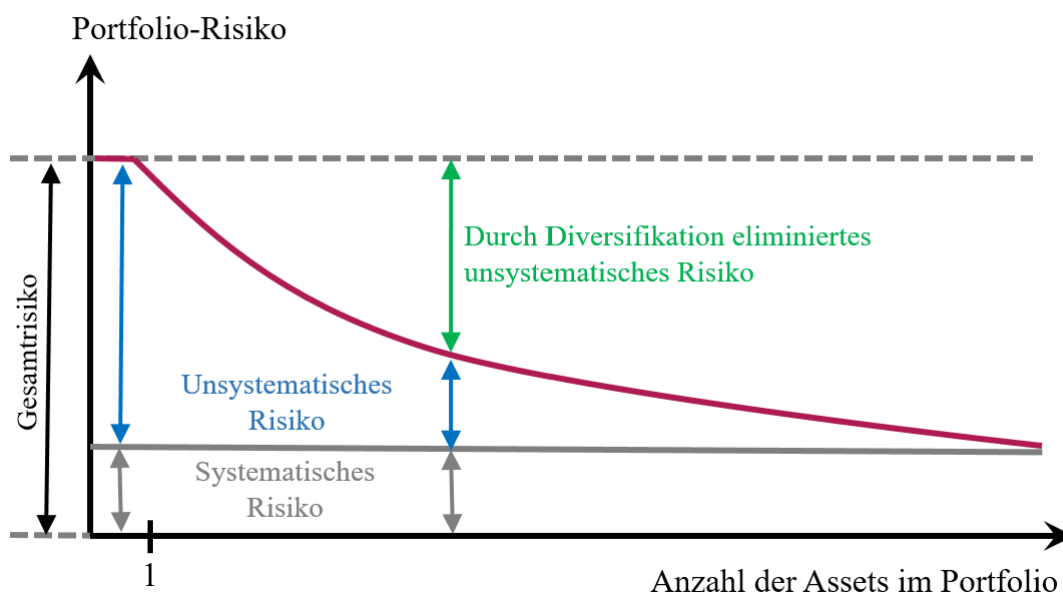


Abb. 24: Risikoreduktionseffekt durch Diversifikation in Abhängigkeit der Anzahl der Portfolioelemente¹⁰⁸⁴

¹⁰⁸² Vgl. Kap. 4.1.3; Finke (2003), S. 98; Poddig/Brinkmann/Seiler (2009), S. 55-58; Steiner/Bruns/Stöckl (2017), S. 134 (inkl. Fn. 157).

¹⁰⁸³ Vgl. Steiner/Bruns/Stöckl (2017), S. 134f. Diesen Effekt zeigen Elton/Gruber (1984) auch empirisch: In ihrer Studie ließ sich das Portfoliorisiko (in Form der Standardabweichung der Portfoliorenditen) bis zu einer Marke von 10 Einzeltiteln um 51 % reduzieren. Darüber hinaus erkennt diese Studie erwartungsgemäß sinkende Diversifikationsvorteile: Für die nächsten 10 hinzugefügten Titel lag die zusätzliche Reduktion dann nur noch bei (weiteren) 5 % der Standardabweichung, bei den darauffolgenden 10 Titeln dann sogar nur noch bei (weiteren) 2 % der Standardabweichung. Ein ähnliches Muster – jedoch mit weniger stark abfallenden Diversifikationspotentialen – ergibt sich auch in der früheren Studie Elton/Gruber (1977). Vgl. hierzu Elton/Gruber (1977), S. 425f.; Elton/Gruber (1984), S. 35, zit. n. Statman (1987), S. 355; Statman (1987), S. 354f.

¹⁰⁸⁴ Eigene Darstellung in Anlehnung an Steiner/Bruns/Stöckl (2017), S. 134.

In der Folge wäre – u.a. in Anlehnung an die Beobachtung aus Abb. 24 – der individuelle marginale Beitrag, den ein neu hinzugefügtes Asset (oder hier: eine Assetklasse) zusätzlich zur Portfoliodiversifikation leisten kann (:= Diversifikationsbeitrag), nicht nur von der Zusammensetzung (s. Kap. 4.1.3), sondern auch von der bisherigen Größe des Ausgangsportfolios abhängig.¹⁰⁸⁵ Zur Analyse des Diversifikationsbeitrages wird dabei von einem (ausreichend breit) diversifizierten Ausgangsportfolio ausgegangen, dem dann die zu analysierende Assetklasse beigemischt werden soll.¹⁰⁸⁶ Eine einfache und kostengünstige Möglichkeit für Privatinvestoren zur Realisation eines solchen breit diversifizierten Portfolios bieten z.B. Investmentfonds, ETFs und Zertifikate.¹⁰⁸⁷ In der Folge lässt sich z.B. über eine überschaubare Anzahl von geschickt ausgewählten, besonders breit gestreuten ETFs eine besondere Portfoliobreite realisieren, die zumindest eine approximative Annäherung an das von Tobin (1958) erstmals theoretisch eingeführte (fiktive) Marktportfolio erlaubt.¹⁰⁸⁸ Eine ausreichende Diversifikation solcher regulierter (Fonds-) Anlageprodukte, die im Kapitalanlagegesetzbuch (KAGB) in Organismen für gemeinsame Anlagen in Wertpapieren (OGAW)¹⁰⁸⁹ sowie in Alternative Investmentfonds

¹⁰⁸⁵ Vgl. Kap. 4.1.3; Fleischhauer (2004), S. 407; Kan/Zhou (2012), S. 147f.; Steiner/Bruns/Stöckl (2017), S. 12f., 96, 133f. Bei einer hypothetischen Einführung der bisher ausgeklammerten Transaktionskosten ergäbe sich dann eine Besonderheit: Denn ab einer gewissen Portfoliogröße wäre der marginale Effekt der Beimischung eines nächsten Assets folglich so klein, dass dieser die zusätzlich anfallenden Transaktionskosten nicht mehr rechtfertigen kann. Reilly (1985) spricht dann von „Overdiversification“ (Reilly (1985), S. 101, zit. n. Statman (1987), S. 354). In diesem Falle wäre ein optimales Maß an Diversifikation bestimmbar, das Risikoreduktion und Transaktionskosten ausbalanciert. Allerdings ist die hierfür notwendige Anzahl zufällig ausgewählter Einzeltitel in der Literatur insgesamt durchaus umstritten (z.B. Gup (1983): 9 Einzeltitel; Evans/Archer (1968): 10; Francis (1986): 10-15; Stevenson/Jennings (1984): 8-16; Statman (1987): 30-40). Vgl. hierzu Elton/Gruber (1984), S. 35, zit. n. Statman (1987), S. 354f.; Evans/Archer (1968), S. 767; Francis (1986), S. 749, zit. n. Statman (1987), S. 353f.; Gup (1983), S. 363f., zit. n. Statman (1987), S. 354; Reilly (1985), S. 101, zit. n. Statman (1987), S. 354; Reilly/Brown (2012), S. 201 f.; Statman (1987), S. 353-355; Stevenson/Jennings (1984), S. 532f., zit. n. Statman (1987), S. 354.

¹⁰⁸⁶ Vgl. Kap. 4.3; Kajtazi/Moro (2019), S. 144; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 3, 6, 8. Dies wird sich in Kap. 4.3 bei der Auswahl des finalen Analysedatensatzes auch noch einmal bestätigen.

¹⁰⁸⁷ Vgl. Anson/Fabozzi/Jones (2011), S. 31-41; Horn/Oehler (2020), S. 492.

¹⁰⁸⁸ Vgl. Gay (2011), S. 20; Horn/Oehler (2020), S. 491-494; Knabe (2012), S. 61; Mondello (2015), S. 162f.; Morgan Stanley Capital International (2020); Tobin (1958), S. 66. Beispiel: So kann ein Privatinvestor z.B. durch den Kauf eines einzigen ETFs auf den MSCI All Country World Index von der Entwicklung eines Portfolios profitieren, das im Januar 2020 aus ca. 2.700 Large- und Midcap-Aktien 11 verschiedener Branchen aus 23 Industrie- und 26 Schwellenländern bestand, wodurch dieser z.B. auch die in Fn. 1085 formulierten Daumenregeln für eine hinreichende Diversifikation von Statman (1987) (dort: 30-40 Einzeltitel) und anderen dort erwähnten Studien bei weitem überstieg. Insofern können auch gängige Kapitalmarktindizes als diversifiziert angenommen werden. Vgl. hierzu Fn. 1085; Holtz (2012), S. 117; Morgan Stanley Capital International (2020); Statman (1987), S. 353, 355.

¹⁰⁸⁹ Als OGAWs bezeichnet die OGAW-Richtlinie der EU: „Organismen, [...] deren ausschließlicher Zweck es ist, beim Publikum beschaffte Gelder für gemeinsame Rechnung nach dem Grundsatz der Risikostreuung in Wertpapieren und/oder anderen in Artikel 50 Absatz 1 genannten liquiden Finanzanlagen zu investieren, und [...] deren Anteile auf Verlangen der Anteilinhaber unmittelbar oder mittelbar zu Lasten des Vermögens dieser Organismen zurückgenommen oder ausgezahlt werden. Diesen Rücknahmen oder Auszahlungen gleichgestellt sind Handlungen, mit denen ein OGAW sicherstellen will, dass der Kurs seiner Anteile nicht erheblich von deren Nettoinventarwert abweicht“ (Art. 1 Abs. 2 Richtlinie 2009/65/EG).

(AIF)¹⁰⁹⁰ unterteilt werden, wird allerdings auch regulatorisch sichergestellt, indem bei deren Konstruktion festgeschriebene Maximalgewichte nicht überschritten werden dürfen, um eine ausreichend breite Allokation des Kapitals zu ermöglichen.¹⁰⁹¹

4.2 Literaturüberblick über verschiedene Analysekonzeptionen des Diversifikationsbeitrages von Kryptowährungen

4.2.1 Abgrenzung zur Konkretisierung der Analysefragestellung: Diversifikationsbeitrag im Durchschnitt und in Krisenzeiten

Nach dieser systematischen, theoretischen Herleitung der Begrifflichkeiten der Diversifikation sowie des Diversifikationsbeitrages fokussieren die nachfolgenden Abschnitte nun die Analyse des Diversifikationsbeitrages von Kryptowährungen in einem Privatanlegerportfolio aus einer empirischen Perspektive. Dabei empfiehlt sich auf der prozessualen Ebene, zunächst einen strukturierten Literaturüberblick über gängige Analysemethodiken existierender Studien mit vergleichbarer Fragestellung zu geben und durch die gezielte Auswahl geeigneter Instrumente eine Analysekonzeption für die weiteren Untersuchungen zu abzuleiten. Zugeschnitten auf diese Analysekonzeption werden in späteren Abschnitten dann auch ein passender Analysedatensatz konstruiert (s. Kap. 4.3) und theoretische Grundlagen des (darauf zugeschnittenen) Analyserahmens (s. Kap. 4.5.1) ergänzt.

Auf der obersten Gliederungsebene ist zunächst grundsätzlich zu beachten, dass sich die Literatur zur Ermittlung des Diversifikationsbeitrages einer Assetklasse in zwei verschiedene Literaturstränge aufteilt:¹⁰⁹² Diese umfassen einerseits den Diversifikationsbeitrag im Durchschnitt (d.h. in „normalen Zeiten“), wie er z.B. unter Zuhilfenahme der Portfolio-Selection-Theory (s. Kap. 4.1.3) ermittelbar ist, und andererseits den Diversifikationsbeitrag in Krisenzeiten sowie die potentielle Eignung einer Assetklasse als sicherer Hafen.¹⁰⁹³ Baur/Lucey (2010) führen zur Unterscheidung des Diversifikationsbeitrages unter wechselnden Marktbedingungen die Begrifflichkeiten Hedge, Diversifier und Safe Haven ein, die allesamt an der Korrelation eines betrachteten Assets zu anderen im Portfolio

¹⁰⁹⁰ Den AIFs sind gemäß § 1 Abs. 3 KAGB „alle Investmentvermögen, die keine OGAW sind“ (§ 1 Abs. 3 KAGB) zuzuordnen. Dieser Kategorie wären dann insbesondere geschlossene Fonds hinzuzurechnen, aber auch auf investmentrechtlicher Ebene regulierte, offene Investmentfonds, die nicht als OGAW eingestuft sind – so beispielsweise auch offene Immobilien- oder Spezialfonds. Vgl. hierzu § 1 Abs. 3 KAGB; Bruns/Meyer-Bullerdiek (2020), S. 203.

¹⁰⁹¹ Vgl. §§ 1, 207-209, 221 KAGB; Bruns/Meyer-Bullerdiek (2020), S. 203.

¹⁰⁹² Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 3.

¹⁰⁹³ Vgl. Kap. 4.1.3; Baur/Hong/Lee (2018), S. 181-184.; Baur/Lucey (2010), S. 219; Glas/Poddig (2018), S. 107-127; O'Connor et al. (2015), S. 194f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 3.

befindlichen Assets ansetzen.¹⁰⁹⁴ Als Diversifier definieren die Autoren zunächst ein Asset, dessen Korrelation zu anderen Assets des Portfolios im Durchschnitt, d.h. in „normalen Zeiten“, zwar positiv, aber keinesfalls vollkommen positiv¹⁰⁹⁵ ausfällt.¹⁰⁹⁶ Hierbei zeigt die Portfolio Selection Theory, dass auch durch die Mischung nicht vollkommen positiv korrelierter Assets eine Risikoreduktion des Portfolios erreicht werden kann (s. Kap. 4.1.3), wenngleich diese ggf. auch nur moderat ausfallen könnte.¹⁰⁹⁷ Das von Baur/Lucey (2010) eingeführte Charakteristikum eines Hedges liegt hingegen dann vor, wenn diese Korrelation im Durchschnitt null oder negativ ist, d.h., die Positionen unkorreliert zueinander oder gar gegenläufig sind, sodass eine noch höhere Risikoreduktion erreicht werden kann.¹⁰⁹⁸ Begründet werden kann dies dadurch, dass mit sinkendem Korrelationskoeffizienten die Diversifikationsvorteile steigen bis das Risiko im Falle einer vollkommen negativen Korrelation (exakte Gegenläufigkeit der Positionen) komplett eliminiert werden kann.¹⁰⁹⁹ Bezogen auf besondere Krisenzeiten zeichnet sich ein Asset dann als sicherer Hafen aus, wenn dessen Korrelation zu anderen Assets im Portfolio – analog zum Hedge in „normalen Zeiten“ – null oder negativ ist.¹¹⁰⁰ Dies würde dann bedeuten, dass dieser Titel bei rapiden Abstürzen der Kurse auf anderen Märkten (Krisenfall) entweder unbeeinflusst bleibt oder sogar Kursgewinne verbuchen würde.¹¹⁰¹

Diese definitorische Abgrenzung weist für Investoren durchaus Relevanz auf, da die Korrelationen von Assets innerhalb eines Portfolios zwischen normalen Zeiten und Krisenzeiten durchaus variieren können, sodass z.B. ein Titel, der in normalen Zeiten nicht als Hedge, sondern lediglich als Diversifier fungiert, in Krisenzeiten dennoch einen sicheren Hafen für Investoren darstellen kann.¹¹⁰²

Da sich beide Perspektiven (normale Zeiten, Krisenzeiten) wesentlich in ihrem notwendigen empirischen Untersuchungsrahmen unterscheiden¹¹⁰³, ist vor der Formulierung einer Analysekonzeption deshalb zunächst die Auswahl einer konkreten Perspektive zu

¹⁰⁹⁴ Vgl. Baur/Lucey (2010), S. 219.

¹⁰⁹⁵ Bei einer vollkommen positiven Korrelation zweier Assets können durch deren Mischung in einem Portfolio gemäß Kap. 4.1.3 keine Diversifikationsvorteile erzielt werden, da es zu keiner Reduktion des Portfoliorisikos kommt. Vgl. hierzu Kap. 4.1.3; Elton et al. (2017), S. 67-69.

¹⁰⁹⁶ Vgl. Kap. 4.1.3; Baur/Lucey (2010), S. 219.

¹⁰⁹⁷ Vgl. Kap. 4.1.3; Baur/Lucey (2010), S. 219; Elton et al. (2017), S. 67-74; Malkiel (2019), S. 196.

¹⁰⁹⁸ Vgl. Kap. 4.1.3; Baur/Lucey (2010), S. 219; Elton et al. (2017), S. 69-73; Malkiel (2019), S. 196.

¹⁰⁹⁹ Vgl. Kap. 4.1.3; Elton et al. (2017), S. 67-74.

¹¹⁰⁰ Vgl. Baur/Lucey (2010), S. 219.

¹¹⁰¹ Vgl. Baur/Lucey (2010), S. 219f.

¹¹⁰² Vgl. Baur/Lucey (2010), S. 219.

¹¹⁰³ Vgl. exemplarisch Baur/Hong/Lee (2018), S. 181-184; Wu/Pandey (2014), S. 44-52.

treffen. Aufgrund der zum Zeitpunkt der Datenerhebung noch geringeren Datenbasis zu Krisenzeiten auf den Finanzmärkten konzentriert sich die nachfolgende Untersuchung daher ausschließlich auf den Diversifikationsbeitrag in normalen Zeiten.¹¹⁰⁴

4.2.2 Ableitung einer Analysekonzeption für den durchschnittlichen Diversifikationsbeitrag aus bestehenden Ansätzen in der Literatur

Infolge dieser zuvor durchgeführten Konkretisierung der Perspektive auf den Diversifikationsbeitrag von Kryptowährungen (in normalen Zeiten) ist es nun möglich, einen konkreten Analyserahmen für die weitere Untersuchung zu formulieren. Ausgangspunkt ist dabei, dass N Kryptowährungen als sog. Test-Assets dem Investment Opportunity Set der Privatanleger, bisher bestehend aus K riskanten Assets traditioneller Assetklassen¹¹⁰⁵ (sog. Benchmark-Assets), beigemischt werden sollen, um potentiell resultierende Diversifikationseffekte für die (daraus gebildeten) optimalen Portfolios messen zu können.¹¹⁰⁶ Diese Analyse wird dabei im Kern Ergebnisse des Projektes Schmitz/Hoffmann (2021) wiedergeben und sich deshalb auch dessen Analysekonzeption bedienen.¹¹⁰⁷

Dabei wird im Anschluss an die Zusammenstellung des Analysedatensatzes aus Benchmark- und Test-Assets (s. Kap. 4.3) die Analysefragestellung anhand einer multiperspektivischen Portfolioanalyse untersucht, die sich bewusst zusammengestellten Analysemethoden aus drei verschiedenen Literatursträngen bedient (s. Abb. 25): (i) einen graphischen Analyseansatz, (ii) einem Ansatz über deskriptive Statistiken, sowie (iii) einem ökonomischen Ansatz.¹¹⁰⁸ Zur Abbildung verschiedener Analyseperspektiven wird in Anlehnung an Trimborn/Li/Härdle (2020) nicht nur eine In-Sample-Analyse durchgeführt, sondern auch noch eine Out-of-Sample-Analyse ergänzt, was sich nicht nur in der

¹¹⁰⁴ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 3. Die Corona-Krise begann erst im Anschluss an die Erhebung des in Kap. 4.3 noch vorzustellenden Datensatzes, sodass diese keine Berücksichtigung finden konnte. Eine abschließende Bewertung des Verhaltens von Kryptowährungen während dieser pandemischen Krisenzeit kann hätte zudem erfordert, dass die Pandemie vollständig überwunden gewesen sei. Als erste Annäherungsversuche an diese Fragestellung in der Literatur vgl. u.a. folgende Studien: Conlon/Corbet/McGee (2020); Conlon/McGee (2020); Corbet et al. (2020); Dutta et al. (2020); Ji/Zhang/Zhao (2020); Kristoufek (2020); Mariana/Ekaputra/Husodo (2020)).

¹¹⁰⁵ In diesem Punkt unterscheidet sich die aktuelle Untersuchung also bereits von Arbeiten wie z.B. Brauneis/Mestel (2018a), die Diversifikationseffekte lediglich innerhalb reiner Kryptowährungsportfolios betrachten. Vgl. hierzu Brauneis/Mestel (2018a), S. 260, 263; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 3, 6.

¹¹⁰⁶ Vgl. Kap. 2.1.3, 2.1.4; Kan/Zhou (2012), S. 146; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 3, 6, 35f.

¹¹⁰⁷ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021). Aus Redundanzgründen wird dabei auf eine übermäßige Erwähnung dieser Tatsache im Fließtext möglichst verzichtet und stattdessen eine Kenntlichmachung über die entsprechende Quellenangabe Schmitz/Hoffmann (2021) in den Fußnoten vorgezogen.

¹¹⁰⁸ Vgl. Kap. 4.3; Belousova/Dorfleitner (2012), S. 2456f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 3.

jeweiligen Methodenauswahl, sondern auch im nachfolgenden Analyseaufbau (s. Kap. 4.5 und 4.6) widerspiegeln wird.¹¹⁰⁹

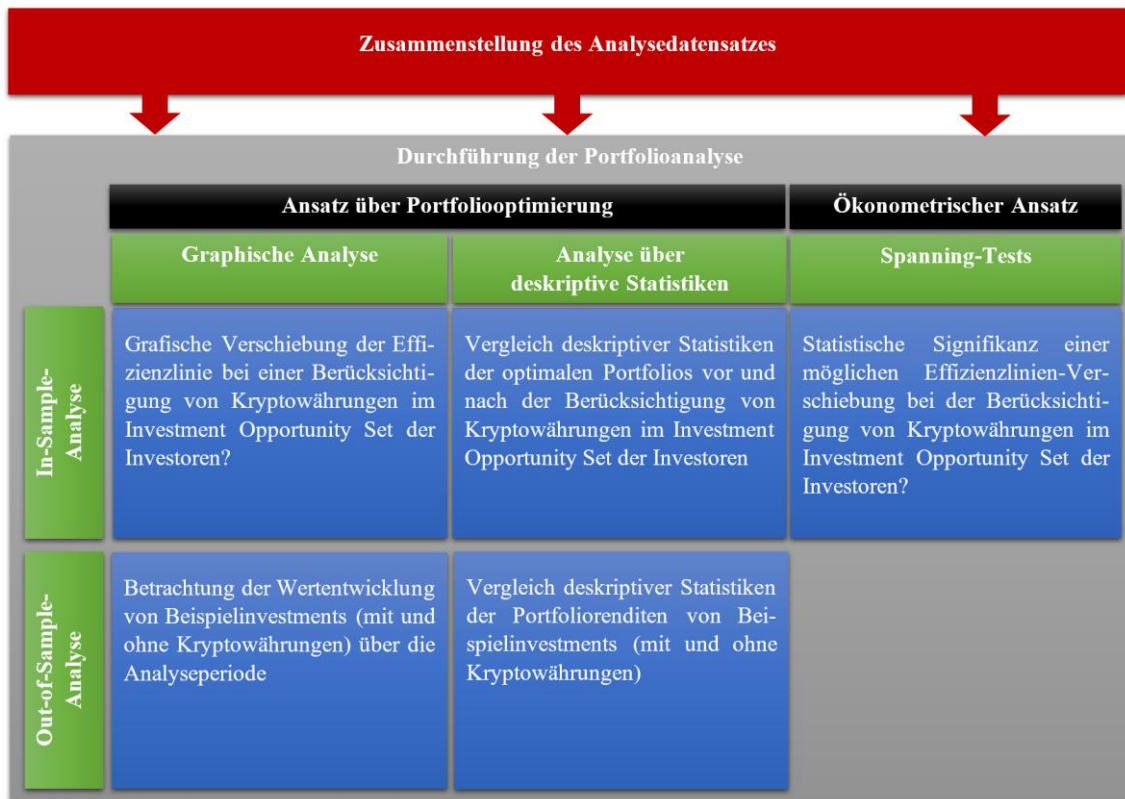


Abb. 25: Übersicht über die Analysekonzeption von Schmitz/Hoffmann (2021)¹¹¹⁰

Auf der Ebene der In-Sample-Analyse von Schmitz/Hoffmann (2021) (s. Kap. 4.5) werden zunächst verschiedene Portfoliooptimierungsmodelle angewendet, deren Ergebnisse (optimale Portfolios) lediglich auf diejenige Stichprobe bezogen werden, aus der diese Optimierungsergebnisse letztlich entstanden sind.¹¹¹¹ Die Auswahl dieser Modelle wird allerdings erst in Kap. 4.5.1, d.h. im Nachgang an die Datensatzkonstruktion (s. Kap. 4.3) und die daraus gewonnenen deskriptiven Statistiken (s. Kap. 4.4), vorgenommen, um damit den speziellen Charakteristika des Datensatzes und der dort enthaltenen Assetklassen (wie z.B. deren individuellen Renditeverteilungen) angemessen Rechnung tragen zu können.¹¹¹² Graphisch (Säule 1) zeichnet sich die Vorteilhaftigkeit einer Beimischung von Kryptowährungen in das Investment-Opportunity-Set der Investoren dann in Form einer Aufwärtsverschiebung der in Kap. 4.1.3 (zunächst stilisiert) eingeführten Effizienzlinie

¹¹⁰⁹ Vgl. Kap. 4.5, 4.6; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 3; Trimborn/Li/Härdle (2020), S. 283.

¹¹¹⁰ Eigene Darstellung in konzeptioneller Anlehnung an Schmitz/Hoffmann (2021), S. 3f., 34-82.

¹¹¹¹ Vgl. Kap. 4.5; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 5, 24-74; Trimborn/Li/Härdle (2020), S. 289-293.

¹¹¹² Vgl. Kap. 4.3, 4.4, 4.5.1; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 6.

(im Vergleich zur Situation ohne Kryptowährungen) ab, was gleichbedeutend mit der Erreichung einer höheren Portfoliorendite bei gleichbleibendem Portfoliorisiko (bzw. einem geringeren Risiko bei gleichbleibender Rendite) ist.¹¹¹³ In diesem Falle sollten dann spürbare optimale Portfoliogewichte der beigemischten Kryptowährungen (als deskriptive Statistiken i.w.S.; Säule 2) zu beobachten sein.¹¹¹⁴ Abschließend lassen sich diese vorigen Beobachtungen auch noch mit einem ökonometrischen Ansatz über die sog. Spanning-Tests (als regressionsbasierte Verfahren; Säule 3) verifizieren.¹¹¹⁵ Analog zu den ersten beiden Säulen prüfen diese, ob das Hinzufügen der Test-Assets in ein vorab definiertes Benchmark-Portfolio zu (statistisch signifikanten) Portfoliogewichten der Test-Assets und somit zu einer (signifikanten) Verbesserung der Lage der Effizienzlinie (s.o.) führt.¹¹¹⁶ Für diesen Bereich der In-Sample-Analyse findet sich ein ähnlicher, aber weniger detaillierter Analyseaufbau z.B. auch bei Glas/Poddig (2018).¹¹¹⁷

Auf der Ebene der von Schmitz/Hoffmann (2021) noch zusätzlich ergänzten Out-of-Sample-Analyse (s. Kap. 4.6) fließen die Portfoliooptimierungsergebnisse der In-Sample-Analyse (mit und ohne Kryptowährungen) dann in die tatsächlich realisierte Portfolio-Allokation der Folgeperiode ein.¹¹¹⁸ Somit kann die Renditeentwicklung der hiermit konstruierten Portfolios im Zeitablauf nachvollzogen und analog zu Eisl/Gasser/Weinmayer (2015) anhand deskriptiver Statistiken (Säule 2) messbar gemacht werden.¹¹¹⁹ Im Rahmen einer graphischen Analyse (Säule 1) kann zudem, u.a. in Anlehnung an die Methodik von Petukhina et al. (2020), die Wertentwicklung der beiden Musterportfolios (mit und ohne Kryptowährungen) im Zeitablauf untersucht werden, um die Vorziehenswürdigkeit einer Berücksichtigung von Kryptowährungen in der Portfolioallokation auch anhand ihres jeweiligen Vermögensendwertes festmachen zu können.¹¹²⁰

¹¹¹³ Vgl. Kap. 4.1.3; Kan/Zhou (2012), S. 146f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 3f.

¹¹¹⁴ Vgl. Kan/Zhou (2012), S. 146f., 149; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 3f., 27f.

¹¹¹⁵ Vgl. Belousova/Dorfleitner (2012), S. 2456f.; Kan/Zhou (2012), S. 146f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 3f.

¹¹¹⁶ Vgl. Kan/Zhou (2012), S. 146f., 149; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 3f., 27f.

¹¹¹⁷ Vgl. Glas/Poddig (2018), S. 115-126.

¹¹¹⁸ Vgl. Kap. 4.6; Eisl/Gasser/Weinmayer (2015), S. 6-8; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 3; Trimborn/Li/Härdle (2020), S. 295f.

¹¹¹⁹ Vgl. Eisl/Gasser/Weinmayer (2015), S. 6f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 3, 74f.

¹¹²⁰ Vgl. Petukhina et al. (2020), S. 28-30; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 3, 74f.

Insgesamt ermöglicht dieses auf dem Projekt Schmitz/Hoffmann (2021) aufbauende Analyseschema¹¹²¹ einen umfassenden, vielschichtigen und fundierten Blick auf den Diversifikationsbeitrag von Kryptowährungen.

4.3 Konstruktion des zu analysierenden Multi-Asset-Investorenportfolios

4.3.1 Auswahl des Benchmark-Portfolios (ohne Kryptowährungen)

4.3.1.1 Analyse der durchschnittlichen Vermögensallokation deutscher Haushalte

Nachdem zuvor bereits die Analysekonstruktion für die nachfolgenden Untersuchungen in ihren Grundzügen offengelegt wurde, soll nun das konkrete Analyseportfolio für die nachfolgenden Abschnitte vorgestellt werden. Da die nachfolgende Analyse im Wesentlichen die Inhalte des bereits in einem Working Paper veröffentlichten Projektes Schmitz/Hoffmann (2021) umfasst, wird im aktuellen Abschnitt nun der im Projekt verwendete (und hier identisch replizierte) Datensatz beschrieben und motiviert.¹¹²² Hierbei wird die oben bereits vorgenommene Unterscheidung von Benchmark-Assets und Test-Assets weitergeführt, sodass diese separat voneinander zusammengestellt werden: Begonnen wird daher nun zunächst mit der Zusammenstellung der Benchmark-Assets, bevor sich Kap. 4.3.2 dann genauer den Kryptowährungen (als Test-Assets) widmen wird.

Zur Konstruktion eines möglichst realistischen Portfolios für deutsche Privatanleger ist es dabei zunächst notwendig, einen Überblick über deren Anlageverhalten zu gewinnen. Einen tieferen Einblick gewähren die Studien von Horn/Oehler (2020) und Oehler/Horn (2019) auf der Basis des Deutsche Bundesbank Panel on Household Finances (PHF)¹¹²³.¹¹²⁴ Dabei handelt es sich um einen repräsentativen (Panel-) Datensatz, der für verschiedene Erhebungswellen im Auftrag der Deutschen Bundesbank auf der Basis von Interviews mit ausgewählten privaten Haushalten¹¹²⁵ erstellt wurde – und zwar über deren

¹¹²¹ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 3-6.

¹¹²² Vgl. hierzu und zum Folgenden Kap. 4.3.1, 4.3.2; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 6-15.

¹¹²³ Offizielle deutsche Übersetzung des Titels: „Die Studie zur wirtschaftlichen Lage privater Haushalte“ (Deutsche Bundesbank (2017b), S. 1.).

¹¹²⁴ Vgl. Horn/Oehler (2020), S. 493f.; Oehler/Horn (2019), S. 254f.

¹¹²⁵ Dabei lebt fast jeder Bürger in der Bundesrepublik Deutschland in einem (Privat-) Haushalt. Ausnahmen ergeben sich lediglich bei Bürgern, die in Einrichtungen wie sog. Anstaltshaushalten (hierzu gehören u.a. Gefängnisse und Klöster) oder auch in Gemeinschaftsunterkünften (wie z.B. Pflege- und Studentenwohnheimen) wohnen. Mitglieder eines Haushalts besitzen „einen gemeinsamen Lebensmittelpunkt [...], [bestreiten, Anm. d. Verf.] die Kosten des täglichen Lebens gemeinsam [...] und [pflegen, Anm. d. Verf.] eine familiäre oder partnerschaftliche Beziehung zueinander“ (Deutsche Bundesbank (2017b), S. 14.). Zudem werden noch all diejenigen Personen hinzugerechnet, bei denen eine finanzielle Abhängigkeit von diesem Haushalt besteht, auch wenn diese zum Interviewzeitpunkt (temporär) nicht in diesem Haushalt wohnten (z.B. Studenten). Vgl. hierzu Deutsche Bundesbank (2017b), S. 13f.; Knerr et al. (2018), S. 22.

Erwerbssituation, deren Einkommen und Ausgaben sowie deren individuelle Vermögensstruktur (inkl. Altersvorsorge).¹¹²⁶ Ziel ist es hierbei, die Vermögenspositionen und Schulden der befragten Haushalte in jeder Erhebung in eine standardisierte Vermögensbilanz zu überführen und dabei nicht nur deren Vermögenssituation und finanziellen Lebensumstände im Zeitablauf abzubilden, sondern über die Vergleichbarkeit mit anderen Haushalten auch allgemeinere Rückschlüsse bezüglich der Vermögensverteilung zwischen den Haushalten zu gewinnen.¹¹²⁷ Für die Zwecke der Studien von Horn/Oehler (2020) und Oehler/Horn (2019) wird daraus u.a. abgeleitet, wie Haushalte ihr Vermögen als Investoren anlegen, d.h., welche Assetklassen grundsätzlich identifizierbar sind und ob ggf. allgemeine Aussagen über deren individuelle Gewichtung abzuleiten sind.¹¹²⁸

Deskriptive Statistiken der Gewichte	Cash-Äquivalente	Aktien	Rentenpapiere	Immobilienfonds	Gegenstände größeren Wertes
Mittelwert	44,9 %	24,0 %	13,0 %	4,1 %	14,0 %
20. Perzentil	14,8 %	0 %	0 %	0 %	0 %
Median	45,5 %	15,1 %	0 %	0 %	0 %
80. Perzentil	74,0 %	46,5 %	26,4 %	0 %	26,3 %
Std.-Abw.	27,5 %-P.	27,1 %-P.	21,2 %-P.	12,4 %-P.	23,2 %-P.
Beobachtungen	830	830	830	830	830

Tab. 6: Deskriptive Statistiken von Horn/Oehler (2020) zu den identifizierten empirischen Portfoliogewichten deutscher Haushalte¹¹²⁹

Auf der Basis dieses PHFs identifizieren Horn/Oehler (2020) folgende Assetklassen der befragten Haushalte: (i) Cash (-Äquivalente), (ii) Aktien, (iii) Rentenpapiere, (iv) Immobilienfonds und (v) Gegenstände größeren Wertes.¹¹³⁰ Auch wenn die dort ermittelte durchschnittliche Vermögensallokation der befragten deutschen Haushalte über alle identifizierten Assetklassen (s. Tab. 6) auf den PHF-Daten einer Erhebungswelle von 2010 basiert und die Gewichtung daher möglicherweise nicht mehr ganz zeitgemäß erscheinen mag, so lassen sich daraus in Kombination mit den weiteren angegebenen deskriptiven

¹¹²⁶ Vgl. Deutsche Bundesbank (2017b), S. 9, 13-15, 18, 72; Deutsche Bundesbank (2019d), S. 27-29. Für eine ausführliche Beschreibung dieser Erhebung der Deutschen Bundesbank und ihrer Methodologie, zu Informationen über den resultierenden Datensatz sowie für weitere Informationen vgl. folgende Veröffentlichungen: Deutsche Bundesbank (2017b); Deutsche Bundesbank (2019b); Kalckreuth et al. (2012); Knerr et al. (2018). Die hier vorliegende Arbeit wählt aus Relevanzgründen nur eine verkürzte Darstellungsform dieser methodologischen Grundlagen.

¹¹²⁷ Vgl. Deutsche Bundesbank (2017b), S. 16, 26, 32, 34, 40, 52-54, 63f.

¹¹²⁸ Vgl. Horn/Oehler (2020), S. 493; Oehler/Horn (2019), S. 254-256, 260f.

¹¹²⁹ Eigene Darstellung der originalen Ergebnistabelle von Horn/Oehler (2020), S. 493. Bei diesen deskriptiven Statistiken ist jedoch zu beachten, dass die 830 eingeflossenen Portfolios deutscher Haushalte einen Wert nach Bereinigung darstellen, da z.B. Portfolios unterhalb eines Nettovermögens von 1.000 EUR ausgeklammert wurden. Vgl. hierzu Horn/Oehler (2020), S. 493.

¹¹³⁰ Vgl. Horn/Oehler (2020), S. 493f. Oehler/Horn (2019) nehmen eine nahezu identische Einteilung vor. Diese wird hier aus Relevanzgründen aber nicht noch einmal separat vorgestellt. Vgl. hierzu Oehler/Horn (2019), S. 255f.

Statistiken dennoch wichtige Hinweise für die weitere Datensatzkonstruktion von Schmitz/Hoffmann (2021) ableiten:¹¹³¹ Denn erstens ist anhand der Ergebnisse von Horn/Oehler (2020) ablesbar, dass die Portfoliozusammensetzungen zwischen den Haushalten stark variieren können (hohe Standardabweichungen der Gewichte) und nur wenige dieser Haushalte ihr Vermögen über alle fünf identifizierten Assetklassen gestreut haben.¹¹³² Während etwa Anleihen und Gegenstände größeren Wertes von weniger als 50 % der befragten Haushalte gehalten wurden, lag diese Quote für Aktien immerhin bei etwa 66 %, dafür aber nur bei unter 19 % für Immobilienfonds.¹¹³³ Die somit aufgezeigte Streuung der Portfoliogewichte signalisiert deutlich, dass es den typischen deutschen Haushalt – in der Werbung oftmals plakativ als „Familie Mustermann“¹¹³⁴ titulierte –, der mit seinem Anlageverhalten repräsentativ für alle deutschen Investoren steht, folglich nicht geben kann.¹¹³⁵ Dies erscheint aufgrund der unterschiedlichen Vermögensausstattungen der Haushalte, aber auch aufgrund der Existenz verschiedener Risikoeinstellungen, Anlageziele und -strategien (als Treiber der individuellen Vermögensallokation) auch wenig verwunderlich.¹¹³⁶ Eine solche Allgemeingültigkeit der Ergebnisse für jeden deutschen Haushalt kann und soll in der nachfolgend aufbereiteten Analyse allerdings auch nicht erreicht werden; stattdessen beschränkt sich diese Analyse lediglich auf in der Literatur gängige Investorentypen und Anlagestrategien.¹¹³⁷

4.3.1.2 Herunterbrechen der identifizierten Oberkategorien in detailliertere Assetklassen

Basierend auf dieser im Vorabschnitt dargelegten ersten Assetklassen-Identifikation von Horn/Oehler (2020) konstruieren Schmitz/Hoffmann (2021) im Detail ein breit diversifiziertes, aber für deutsche Investoren dennoch realistisches Benchmark-Portfolio, dem dann Kryptowährungen als Test-Assets beigemischt werden, um deren Diversifikationsbeitrag messen zu können.¹¹³⁸ Aufgrund des hohen Aggregationsgrades der von

¹¹³¹ Vgl. Horn/Oehler (2020), S. 493; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 6.

¹¹³² Vgl. Horn/Oehler (2020), S. 493; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 6.

¹¹³³ Vgl. Horn/Oehler (2020), S. 493.

¹¹³⁴ Deutsche Bundesbank (2017b), S. 43.

¹¹³⁵ Vgl. Deutsche Bundesbank (2017b), S. 43; Horn/Oehler (2020), S. 493; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 6.

¹¹³⁶ Vgl. Deutsche Bundesbank (2019d), S. 27-29; Mondello (2015), S. 54-64; Oehler/Horn (2019), S. 271; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 6. Detaillierte Aufschlüsselungen des Anlageverhaltens deutscher Haushalte in Abhängigkeit vom Vermögen bzw. Risikoeinstellung liefern zudem die Deutsche Bundesbank (2019d) und Oehler/Horn (2019). Vgl. hierzu Deutsche Bundesbank (2019d), S. 27-29; Oehler/Horn (2019), S. 271.

¹¹³⁷ Vgl. Kap. 4.5.1; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 6.

¹¹³⁸ Vgl. Kap. 4.2.2, 4.3.1.1; Horn/Oehler (2020), S. 493; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 5-7.

Horn/Oehler (2020) isolierten Assetklassen werden – analog zu Anson/Fabozzi/Jones (2011) und Kap. 3.2.2.1.1 – einige aus Praktikabilitätsgründen noch in darunterliegende Subebenen heruntergebrochen.¹¹³⁹

So werden zur Berücksichtigung der Position der Cash (-Äquivalente) einerseits Geldmarktanlagen¹¹⁴⁰ (im Aggregat mit kurzlaufendem Termingeld) sowie andererseits auch noch Investitionen in Fremdwährungen (zur Berücksichtigung des internationalen Geldmarktes) betrachtet.¹¹⁴¹ Bei den Rentenpapieren wird auf der darunterliegenden Ebene eine Unterteilung in Staatsanleihen und Unternehmensanleihen vorgenommen.¹¹⁴² In die Oberkategorie der Gegenstände größeren Wertes fallen sämtliche Positionen des im PHF erhobenen (Vermögens-) Bilanzpostens „Fahrzeuge, Sammlungen, Schmuck, usw.“¹¹⁴³, der nach Angaben der Deutschen Bundesbank (2019b) eine Sammelkategorie für letztlich auch exotischere (physische) nicht-standardisierte¹¹⁴⁴ Anlagegegenstände wie z.B. Schmuck, Kunstobjekte, Antiquitäten sowie andere wertvolle Sammlungen oder Gegenstände darstellt.¹¹⁴⁵ Diese lassen sich treffend unter dem Begriff der Luxusgüter zusammenfassen.¹¹⁴⁶ Luxusgüter finden in der Literatur zum Diversifikationsbeitrag von Kryptowährungen bisher keine Berücksichtigung.¹¹⁴⁷ Dabei spielen sie aber insbesondere in den Portfolios gehobener Privatinvestoren (sog. High Net Worth Individuals) eine durchaus interessante Rolle.¹¹⁴⁸ Da Horn/Oehler (2020) dem Oberbegriff der Gegenstände besonderen Wertes zusätzlich auch noch die im PHF ebenfalls erfassten Edelmetallbestände hinzurechnen, werden in der nachfolgenden Analyse nicht nur die vorgenannten Luxusgüter, sondern auch noch Rohstoffe (= standardisierte Assets) als weitere Assetklasse in

¹¹³⁹ Vgl. Kap. 3.2.2.1.1, 4.3.1.1; Anson/Fabozzi/Jones (2011), S. 16f.; Horn/Oehler (2020), S. 493; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 6f.

¹¹⁴⁰ Um dem Geldmarkt zugerechnet zu werden, muss ein Wertpapier grundsätzlich den Marktsegmenten Zentralbankgeld oder Giralgeld zuordenbar sein und eine Restlaufzeit von unter einem Jahr besitzen. Vgl. hierzu Schaal (1998), S. 175, 178.

¹¹⁴¹ Vgl. ähnlich Bruns/Meyer-Bullerdiek (2020), S. 203f.; Eisl/Gasser/Weinmayer (2015), S. 9f.; Fabozzi/Markowitz (2011), S. 4f.; Glas/Poddig (2018), S. 114 bzw. identisch Schmitz/Hoffmann (2021), S. 6. Für einen schematischen Überblick über den Aufbau sowie die Verknüpfung nationaler und internationaler Geldmärkte vgl. zudem Schaal (1998), S. 175-179.

¹¹⁴² Vgl. ähnlich Fabozzi/Markowitz (2011), S. 5; Steiner/Bruns/Stöckl (2017), S. 96 bzw. identisch Schmitz/Hoffmann (2021), S. 6f.

¹¹⁴³ Deutsche Bundesbank (2017b), S. 34.

¹¹⁴⁴ Bei nicht-standardisierten Assets handelt es sich um Einzelstücke, die nicht einfach ersetzbar sind und mangels Fungibilität auch nicht regelmäßig gehandelt sind. Diesem Liquiditätsproblem solcher nicht-standardisierter Assets wird dabei oftmals über die Bildung von Fonds entgegengewirkt. Vgl. hierzu Bruns/Meyer-Bullerdiek (2020), S. 204f.

¹¹⁴⁵ Vgl. Bruns/Meyer-Bullerdiek (2020), S. 204f.; Deutsche Bundesbank (2017b), S. 34; Deutsche Bundesbank (2019b), o.S.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 7.

¹¹⁴⁶ Vgl. Horn/Oehler (2020), S. 493 (inkl. Fn. 6); Schmitz/Hoffmann (2021), S. 7f.

¹¹⁴⁷ Ausnahme ist hier die Studie Schmitz/Hoffmann (2021), auf die nachfolgend referenziert wird.

¹¹⁴⁸ Vgl. Bruns/Meyer-Bullerdiek (2020), S. 203, 205.

der Vermögensallokation der Investoren berücksichtigt.¹¹⁴⁹ Passend zu dieser Subsumption erkennen Bruns/Meyer-Bullerdiek (2020) Rohstoffe auch als diejenige Assetklasse mit den größten Parallelen zu nicht-standardisierten Assets (wie z.B. ebenjenen Luxusgütern) an.¹¹⁵⁰ So realisieren z.B. beide Assetklassen ihre (positiven) Renditen weitgehend durch Wertzuwächse der jeweils betrachteten Assets und nicht durch laufende Erträge wie z.B. Zins- oder Dividendenzahlungen.¹¹⁵¹

Für jede der zu berücksichtigenden Assetklassen werden dann von Schmitz/Hoffmann (2021) in einem weiteren Schritt dazu passende (Benchmark-) Indizes ausgewählt.¹¹⁵² In diesem Kontext wird in Anlehnung an Horn/Oehler (2020) aus Praktikabilitätsgründen die Annahme getroffen, dass die Privatanleger nicht in einzelne Titel, sondern optimalerweise durch den Erwerb von ETFs oder (Index-) Zertifikaten über die Wertentwicklung solcher Indizes einfach in ganze Märkte (s. Kap. 4.1.4) investieren.¹¹⁵³

4.3.1.3 Regionaler Fokus der zu berücksichtigenden Assets

Im Rahmen der Auswahl der jeweiligen (Benchmark-) Indizes bei Schmitz/Hoffmann (2021) spielt auch regionale Fokus der Untersuchung eine wesentliche Rolle, der – konsistent zur hier vorliegenden Arbeit – auf deutsche Privatinvestoren gelegt wird.¹¹⁵⁴ Dabei ist es in der Literatur themenübergreifend eine gängige Praxis, zur Abbildung lokaler Investoren einer bestimmten Volkswirtschaft auch lokal gehandelte Assets auszuwählen.¹¹⁵⁵ Als Beispiel für eine solche lokale Titelselektion dient etwa die Studie von Glas/Poddig (2018), die die dort ebenso fokussierten deutschen Investoren über ein Referenzportfolio überwiegend bestehend aus deutschen Titeln zu adressieren versucht.¹¹⁵⁶

Gestützt wird dieser Ansatz dadurch, dass die empirische Literatur in der Portfoliozusammensetzung privater und institutioneller Investoren (auch aus Deutschland) häufig einen

¹¹⁴⁹ Vgl. Bruns/Meyer-Bullerdiek (2020), S. 205; Deutsche Bundesbank (2019b), o.S.; Horn/Oehler (2020), S. 493; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 7.

¹¹⁵⁰ Vgl. Bruns/Meyer-Bullerdiek (2020), S. 205.

¹¹⁵¹ Vgl. Bruns/Meyer-Bullerdiek (2020), S. 205.

¹¹⁵² Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 7.

¹¹⁵³ Vgl. Kap. 4.1.4 (inkl. Fn. 1088); Horn/Oehler (2020), S. 492; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 8.

¹¹⁵⁴ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 7f.

¹¹⁵⁵ Vgl. exemplarisch (für verschiedene Analysefragestellungen) Baur/Lucey (2010), S. 221; Baur/McDermott (2010), S. 1889f.; Glas/Poddig (2018), S. 114; Kajtazi/Moro (2019), S. 147f.

¹¹⁵⁶ Vgl. Glas/Poddig (2018), S. 114; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 7. Abgesehen von einem (internationalen) Währungskorb und Rohstoffen sind dort insbesondere deutschen Aktien, eine 10-jährige Bundesanleihe sowie deutsche Immobilien enthalten. Vgl. hierzu Glas/Poddig (2018), S. 114.

sog. Home Bias, d.h. die bewusste Übergewichtung heimischer Titel für verschiedene Assetklassen (z.B. auch für Aktien und Anleihen), findet.¹¹⁵⁷ Diesen Effekt führt die Literatur¹¹⁵⁸ im Aktienkontext u.a. auf Informationsvorteile heimischer Investoren zurück (sog. Information Hypothesis), deren Ausnutzung bei der Beurteilung und Prognose der Zukunftsaussichten lokaler Unternehmen dann zu einer Outperformance lokaler Aktieninvestments im Vergleich zu ausländischen Aktieninvestments führen kann.¹¹⁵⁹ Gemäß diesem Erklärungsansatz wäre ein Home Bias folglich weder als irrationales Verhalten der Investoren einzustufen noch als eine Verletzung der Portfolio-Selection-Theory anzusehen, da die Investoren dann für das Eingehen eines höheren Portfoliorisikos infolge der bewussten (internationalen) Unterdiversifikation ihres Portfolios durch Überrenditen aus der Outperformance der lokalen Aktien vergütet werden.¹¹⁶⁰ Ein anderer, dem entgegengesetzter Literaturstrang um Seasholes/Zhu (2010) verneint im Kontext eines Home Bias hingegen die Information Hypothesis und somit auch die Erreichbarkeit von Überrenditen durch die Übergewichtung lokaler Titel.¹¹⁶¹ Stattdessen wird die Existenz eines Home Bias dort durch die Präferenz der Investoren nach dem ihnen Vertrauten erklärt und nun sogar als wohlfahrtsschädlich angesehen.¹¹⁶²

Unabhängig davon, ob ein Home Bias je nach betrachtetem Literaturstrang nun als rational oder irrational, als förderlich oder schädlich angesehen werden möge, am Ende bestätigen beide Literaturstränge eindeutig dessen Existenz.¹¹⁶³ Dass sich Privathaushalte in der Anwendungspraxis allerdings nicht immer optimal verhalten, lässt sich auch daran festmachen, dass diese oftmals kleine, konzentrierte Portfolios halten und die zugehörige Titelauswahl und das Markttiming mitunter ineffizient sind, sodass die hier zur Modellierung ihrer Portfolios verwendeten Anlageprodukte den Diversifikationsgrad dieser Anleger sogar teilweise überschätzen.¹¹⁶⁴ Boyle et al. (2012) zeigen in einer Erweiterung der

¹¹⁵⁷ Vgl. Baltzer/Stolper/Walter (2015), S. 734; Deutsche Bundesbank (2018a), S. 50f.; Gerke/Mager/Röhrs (2005), S. 86f.; Karolyi/Stulz (2003), S. 1014; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 7.

¹¹⁵⁸ Vgl. für exemplarische Studien Berry/Gamble (2013), S. 506-508, 524; Bodnaruk (2009), S. 654f.; Ivković/Weisbenner (2005), S. 305; Massa/Simonov (2006), S. 682.

¹¹⁵⁹ Vgl. Baltzer/Stolper/Walter (2015), S. 734-736, 747; Berry/Gamble (2013), S. 506-508, 524; Bodnaruk (2009), S. 654f.; Ivković/Weisbenner (2005), S. 305; Massa/Simonov (2006), S. 682.

¹¹⁶⁰ Vgl. Baltzer/Stolper/Walter (2015), S. 735f.; Bodnaruk (2009), S. 641; Ivković/Weisbenner (2005), S. 269, 305.

¹¹⁶¹ Vgl. Baltzer/Stolper/Walter (2015), S. 735f.; Seasholes/Zhu (2010), S. 2004.

¹¹⁶² Vgl. Baltzer/Stolper/Walter (2015), S. 735f.; Huberman (2001), S. 659; Seasholes/Zhu (2010), S. 2004.

¹¹⁶³ Vgl. exemplarisch Baltzer/Stolper/Walter (2015), S. 734, 736f.; Deutsche Bundesbank (2018a), S. 50f.; Gerke/Mager/Röhrs (2005), S. 86f.; Karolyi/Stulz (2003), S. 1014; Massa/Simonov (2006), S. 682; Seasholes/Zhu (2010), S. 2004f.

¹¹⁶⁴ Vgl. Kap. 4.3.1.4; Barber et al. (2009), S. 625-627, 630; Goetzmann/Kumar (2008), S. 460f.; Horn/Oehler (2020), S. 491; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 6f.

Portfolio-Selection-Theory, die neben den üblichen Entscheidungsparametern (Risiko, Rendite) auch noch die Vertrautheit der jeweils betrachteten Titel mit einbezieht, dass sich der identifizierte Home Bias in Krisenzeiten auf den Finanzmärkten c.p. noch weiter verstärkt, da die Investoren dann in vertraute, d.h. heimische, Anlagetitel umschichten, was die Autoren als sog. Flight-to-Familiarity-Phänomen einordnen.¹¹⁶⁵ Gleichzeitig ist ebenso anzuerkennen, dass dieser identifizierte Home Bias im Laufe der Zeit tendenziell schwächer geworden ist:¹¹⁶⁶ So findet etwa die Deutsche Bundesbank (2001, 2018a), dass z.B. der Anteil internationaler Wertpapiere im Portfolio deutscher Privatanleger seit dem Jahr 1990 deutlich angestiegen ist und dadurch – mit Ausnahme einer kurzen Phase während der Subprime-Krise – der Home Bias deutlich reduziert werden konnte.¹¹⁶⁷ In diesen Ergebnissen steckt neben dem bereits identifizierten Flight-to-Familiarity-Phänomen in Krisenzeiten insbesondere die Erkenntnis, dass die Investoren ihren extremen Home Bias in normalen Zeiten gelockert haben.¹¹⁶⁸

Stattdessen unterliegen die Portfolios deutscher Investoren inzwischen eher einem sog. Euro Bias, d.h. der aktiven Übergewichtung europäischer Titel.¹¹⁶⁹ Begründen lässt sich dies über die begünstigende Wirkung der zunehmenden Integration der europäischen Finanzmärkte (insbesondere durch die Einführung des Euros als gemeinsame Währung) und einem internetbedingt einfacher gewordenen Zugang zu Informationen.¹¹⁷⁰ Gleichzeitig kommt noch der Effekt hinzu, dass deutsche Investoren – getrieben durch die aktuell anhaltende Niedrigzinsphase – zur Generierung zusätzlicher Renditepotentiale vermehrt ausländische Titel in ihre Portfolios integrieren.¹¹⁷¹

Passend zu den vorigen Beobachtungen zum realen Anlageverhalten deutscher Investoren lässt das von Schmitz/Hoffmann (2021) konstruierte und im Folgeabschnitt durch die

¹¹⁶⁵ Vgl. Baltzer/Stolper/Walter (2015), S. 737, 743, 745; Boyle et al. (2012), S. 253, 267.

¹¹⁶⁶ Vgl. Deutsche Bundesbank (2001), S. 19-22; Deutsche Bundesbank (2018a), S. 50f.; Gerke/Mager/Röhrs (2005), S. 86f.

¹¹⁶⁷ Vgl. Deutsche Bundesbank (2001), S. 19-22; Deutsche Bundesbank (2018a), S. 50f.; Gerke/Mager/Röhrs (2005), S. 86f. Für institutionelle Investoren ist dieser Effekt ebenso erkennbar. Vgl. hierzu Deutsche Bundesbank (2001), S. 19-21; Gerke/Mager/Röhrs (2005), S. 86f.

¹¹⁶⁸ Vgl. Deutsche Bundesbank (2018a), S. 50f.

¹¹⁶⁹ Vgl. Balli/Basher/Ozer-Balli (2010), S. 348, 365; Choi/Park (2014), S. 172; Giofré (2008), S. 144; Karolyi/Stulz (2003), S. 977; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 7f.

¹¹⁷⁰ Vgl. Balli/Basher/Ozer-Balli (2010), S. 348, 365; Giofré (2008), S. 144; Güttel/Dietrich (2001), S. 479-481; Massa/Simonov (2006), S. 682; Moerman (2008), S. 1122f.; Papacharissi (2002), S. 12; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 7f.

¹¹⁷¹ Vgl. Deutsche Bundesbank (2018a), S. 50f.

Auswahl passender (Benchmark-) Indizes ausführlicher präsentierte Benchmark-Portfolio im Vergleich zum eingangs beschriebenen lokalen Ansatz von Glas/Poddig (2018) (s.o.) einen vergleichsweise höheren Grad internationaler Diversifikation zu, indem nicht mehr nur vorrangig deutsche, sondern – zumindest für bewusst ausgewählte Assetklassen – nun vermehrt europäische (und, sofern nötig, auch vereinzelte globale¹¹⁷²) Titel betrachtet werden.¹¹⁷³

Dass bei der nachfolgend präsentierten Indexauswahl nicht assetübergreifend ein globaler Fokus gewählt wird, weil dies dem oben geschilderten, realen Anlageverhalten der deutschen Investoren widerspräche, erscheint für eine hinreichende Diversifikation des Benchmark-Portfolios (vor der Beimischung von Kryptowährungen als Test-Assets) aber weitgehend unkritisch, da die zur Repräsentation jeweils einer bestimmten Assetklasse separat herangezogenen (Benchmark-) Indizes nicht nur für vielfältige Assetklassen ausgewählt werden (Assetklassendiversifikation), sondern darüber hinaus oftmals auch selbst sektoral diversifiziert sind, wobei gemäß Moerman (2008) eine solche sektorale Diversifikation für Investoren mit wachsender Finanzmarktintegration ohnehin erfolgskritischer sein kann als die (hier zumindest für einige Indizes weniger ausgeprägte) internationale Diversifikation, weil die traditionell niedrigen Korrelationen der in der dortigen Studie betrachteten Länderindizes im Zeitablauf zunahmten.¹¹⁷⁴ Dies dürfte nicht zuletzt auch daran liegen, dass viele in der Analyse berücksichtigte Unternehmen aufgrund der zunehmenden Globalisierung ihr Geschäftsmodell multinational diversifiziert haben.¹¹⁷⁵ Insofern kann an dieser Stelle auch der Einwand entkräftet werden, dass im Nachgang möglicherweise gemessene Diversifikationseffekte von Kryptowährungen lediglich auf deren Eigenschaft als internationale Titel¹¹⁷⁶ und somit auf eine stärkere internationale Diversifikation des Portfolios¹¹⁷⁷ zurückzuführen seien.

4.3.1.4 Auswahl der Benchmark-Indizes

Aufbauend auf der zuvor dargelegten Konzeption zur Abbildung deutscher Privatinvestoren wählen Schmitz/Hoffmann (2021) dann in einem weiteren Schritt dazu passende

¹¹⁷² Vereinzelte (notwendige) Abweichungen von ihrem nationalem Untersuchungsfokus nehmen aber auch Glas/Poddig (2018) vor. Vgl. hierzu Glas/Poddig (2018), S. 114.

¹¹⁷³ Vgl. Kap. 4.3.1.4; Glas/Poddig (2018), S. 114; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 7f.

¹¹⁷⁴ Vgl. Kap. 4.1.2 - 4.1.4 (inkl. Fn. 1088); Moerman (2008), S. 1132f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 6-8; Steiner/Bruns/Stöckl (2017), S. 96f.; STOXX (2021d).

¹¹⁷⁵ Vgl. Bowen/Baker/Powell (2015), S. 37; Moerman (2008), S. 1132f.

¹¹⁷⁶ Vgl. Sixt (2017), S. 77.

¹¹⁷⁷ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 6-8; Steiner/Bruns/Stöckl (2017), S. 96f., 102f.

(Benchmark-) Indizes aus, die den annahmegemäß gehaltenen ETFs bzw. (Index-) Zertifikaten der Privatanleger zugrunde liegen sollen (s. Kap. 4.3.1.2).¹¹⁷⁸ Eine Übersicht aller verwendeten (Benchmark-) Indizes wird nachfolgend in Tab. 7 gegeben.

Index	Datenquelle	Index	Währung	Beobachtungszeitraum
Cash (-Äquivalente)				
Geldmarkt ¹¹⁷⁹				
iBoxx EUR Jumbo TR 1-3	Bloomberg	TR	EUR	01.01. 2014 - 01.06.2019
FX-Währungskorb				
Individueller (gleichgewichteter) Währungskorb nach Schmitz/Hoffmann (2021)	Bloomberg	TR	EUR	01.01. 2014 - 01.06.2019
Aktien				
Stoxx Europe 600 TR	Thomson Reuters Datastream	TR	EUR	01.01. 2014 - 01.06.2019
Rentenpapiere				
Staatsanleihen				
iBoxx Euro Eurozone Sovereign Overall TR	Bloomberg	TR	EUR	01.01. 2014 - 01.06.2019
Unternehmensanleihen				
iBoxx Euro Liquid Corporates Diversified TR	Bloomberg	TR	EUR	01.01. 2014 - 01.06.2019
Wertgegenstände				
Rohstoffe				
S&P GSCI Commodity Index TR	Thomson Reuters Datastream	TR	EUR	01.01. 2014 - 01.06.2019
Luxusgüter ¹¹⁸⁰				
Solactive Luxury and Lifestyle Index TR	Bloomberg	TR	EUR	01.01. 2014 - 01.06.2019
Immobilien				
RX REIT Performance Index	Börse Frankfurt (2019)	TR	EUR	01.01. 2014 - 01.06.2019

Tab. 7: Überblick über die Benchmark-Assets im Analysedatensatz von Schmitz/Hoffmann (2021)¹¹⁸¹

Dabei offenbart ein dezidierter Blick auf diese Auflistung, dass die ausgewählten Indizes für den Geldmarkt, für Aktien, für Staatsanleihen und für Unternehmensanleihen – analog zur in Kap. 4.3.1.3 dargelegten Konzeption – eine europäische Betrachtungsebene einnehmen, während alle weiteren Indizes bewusst von der europäischen Betrachtungsebene

¹¹⁷⁸ Vgl. Kap. 4.3.1.2; Horn/Oehler (2020), S. 492; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 7f.

¹¹⁷⁹ Die Wertentwicklung der Geldmarktanlagen wird – im Aggregat mit dem zusätzlich hinzugezogenen kurzlaufenden Termingeld – durch einen Index kurzlaufender Staatsanleihen (mit einer Laufzeit von bis zu 3 Jahren) approximiert. Trotz dieser kombinierten Betrachtung und leicht abweichenden Definitionen (s. Fn. 1140) wird nachfolgend vereinfachend die Bezeichnung „Geldmarkt“ verwendet. Vgl. hierzu Kap. 4.3.1.2 (inkl. Fn. 1140); Schaal (1998), S. 178, 188; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 6f.

¹¹⁸⁰ Die Wertentwicklung der Luxusgüter wird in Anlehnung an Horn/Oehler (2020) über einen Aktienindex von Luxusgüterherstellern approximiert. Vgl. hierzu Horn/Oehler (2020), S. 493 (inkl. Fn. 6); Schmitz/Hoffmann (2021), S. 6f.

¹¹⁸¹ Eigene Darstellung in enger Anlehnung an Schmitz/Hoffmann (2021), S. 7, 84.

abweichen.¹¹⁸² In Richtung einer stärker globalen Betrachtung weichen hier in Anlehnung an Glas/Poddig (2018) und Horn/Oehler (2020) die Rohstoffe (aufgrund der Internationalität ihres Marktes¹¹⁸³), der selbstkonstruierte (gleichgewichtete) Währungskorb (durch seine Auswahl international relevanter Fluchtwährungen gegenüber dem Euro¹¹⁸⁴) sowie die Luxusgüter (aufgrund der Internationalität ihrer Hersteller¹¹⁸⁵) ab.¹¹⁸⁶ Ein stärkerer lokaler Bezug wird in Anlehnung an Glas/Poddig (2018) hingegen auf der Ebene der Immobilien unterstellt, da deutsche Privatinvestoren nicht nur häufig eine selbstbewohnte Immobilie (als gleichzeitige Wertanlage) im Inland besitzen, sondern alternativ auch oftmals als (nicht-professionalisierte) Vermieter von ihnen nicht selbst genutzter Immobilien auftreten oder sich in nicht unerheblichem Umfang auch über die in Deutschland (mit 3 Mio. Mitgliedern) ebenso beliebten Wohnungsgenossenschaften an einem gemeinschaftlich erworbenem Immobilienportfolio (eines lokal begrenzten Geschäftsgebiets) beteiligen.¹¹⁸⁷ Trotz dieses oftmals direkten Immobilienbesitzes erfolgt die Abbildung des deutschen Immobilienmarktes in Anlehnung an Horn/Oehler (2020) ausschließlich über einen sog. Real-Estate-Investment-Trust-(REIT)-Index mit deutschem Fokus, da REITs als „börsennotierte Immobilienkapitalgesellschaft[en]“¹¹⁸⁸ und als indirekte Anlageform

¹¹⁸² Vgl. Kap. 4.3.1.3; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 7f.

¹¹⁸³ Vgl. exemplarisch Cashin/McDermott/Scott (2002), S. 277; Sjaastad/Scacciavillani (1996), S. 879.

¹¹⁸⁴ Der Währungskorb wird von Schmitz/Hoffmann (2021) in Anlehnung an den Euroindex von Glas/Poddig (2018) konstruiert, der (ebenso gleichgewichtet) die Entwicklung der Währungen US-Dollar (Währungskürzel: USD), Britisches Pfund (GBP), Japanischer Yen (JPY) und Schweizer Franken (CHF) gegenüber dem Euro (EUR) betrachtet. Für die Betrachtung erstgenannter Arbeit werden diesem Korb zusätzlich auch noch um Australische Dollar (AUD), Neuseeländische Dollar (NZD), Kanadische Dollar (CAD), Norwegische Kronen (NOK), Dänische Kronen (DKK), Schwedische Kronen (SEK), Türkische Lira (TRY), Südafrikanische Rand (ZAR), Russische Rubel (RUB), Polnische Zloty (PLN), Mexikanische Peso (MXN), Indische Rupien (INR) und Chinesische Yuan (CNY) als international ebenso relevante Währungen aus Sicht eines Euroländers ergänzt. Die hierfür zugrundeliegenden Wechselkursdaten wurden von den Autoren von Bloomberg als Schlusskurse entnommen. Diese Kurse wurden zunächst normiert (2014-01-03:100) und flossen dann gleichgewichtet in die Indexberechnung ein. Vgl. hierzu Glas/Poddig (2018), S. 114; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 7 (inkl. Fn. 4), 85.

¹¹⁸⁵ Vgl. Horn/Oehler (2020), S. 494; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 8; Solactive (2021).

¹¹⁸⁶ Vgl. Glas/Poddig (2018), S. 114; Horn/Oehler (2020), S. 494; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 8.

¹¹⁸⁷ Vgl. Bundesverband deutscher Wohnungs- und Immobilienunternehmen (2019); Glas/Poddig (2018), S. 114; Mändle/Mändle (2018); Marketinginitiative der Wohnungsbaugenossenschaften Deutschland (2021); Schmitz/Hoffmann (2021), S. 8; Schmitz (2003), S. 141; Schröder/Walk (2014), S. 13f. Einen Beleg für die These liefert eine Statistik des Bundesverbands deutscher Wohnungs- und Immobilienunternehmen (2019), wonach im Jahr 2018 41,4 Mio. Wohnungen in Deutschland (ohne Wohnheime oder Unterkünfte) existierten, wovon ganze 15 Mio. (36 %) durch private Kleinvermieter bzw. Amateurvermieter vermietet und 17,7 Mio. (43 %) selbst genutzt wurden. Wohnungsgenossenschaften besaßen zudem 2,1 Mio. Wohnungen (5 %), kommunale und wirtschaftliche Wohnungsunternehmen 2,5 Mio. Wohnungen (6 %) und Kirchen bzw. andere Organisationen 0,2 Mio. Wohnungen (< 1 %). Auf professionelle privatwirtschaftliche Eigentümer (z.B. Immobilienfonds, Wohnungsgesellschaften, etc.) entfällt mit nur 3,9 Mio. Wohnungen (9 %) nur ein geringer Anteil. Vgl. hierzu Bundesverband deutscher Wohnungs- und Immobilienunternehmen (2019).

¹¹⁸⁸ Gromer (2012), S. 49.

leichter handelbar und bei Portfolioumschichtungen auch einfacher teilbar sind als physische Immobilien.¹¹⁸⁹

Für alle aufgezählten Indizes erheben Schmitz/Hoffmann (2021) dann Zeitreihendaten für den Analysezeitraum vom 01.01.2014 bis zum 01.06.2019.¹¹⁹⁰ Diese Indizes werden als Total Return Indizes (TR)¹¹⁹¹, die jeweils auf der Basis Euro-denominierter Kurse berechnet wurden, ausgewählt und aus den bereits in Kap. 3.1.2.2.1.2 dargelegten Gründen jeweils auf wöchentlicher Basis (Wochenschlusskurse) abgerufen.¹¹⁹² Dadurch ergibt sich eine Datenbasis von $n_{\text{Obs}}^W = 283$ (wöchentlichen) Beobachtungen.¹¹⁹³ Die Benchmark-Indizes für Geldmarktgeschäfte, Währungen, Rentenpapiere und Luxusgüter wurden dabei von Bloomberg abgerufen, die Benchmark-Indizes für Aktien und Rohstoffe hingegen von Thomson Reuters Datastream. Der für Immobilien berücksichtigte RX REIT Performance Index wurde zudem von der Börse Frankfurt öffentlich bereitgestellt.¹¹⁹⁴ Alle erhobenen Indizes wurden abschließend aufgrund ihrer stark divergierenden Größenordnungen zur besseren Vergleichbarkeit auf einen Startwert von 100 Indexpunkten normiert (100: 03.01.2014).¹¹⁹⁵

4.3.2 Auswahl beizumischender Kryptowährungen (Test-Assets)

4.3.2.1 Literaturbasierte Abgrenzung verschiedener Umsetzungsansätze

4.3.2.1.1 Diskussion eines individuell zusammengestellten Portfolios aus ausgewählten Kryptowährungen

Dem oben definierten Benchmark-Portfolio werden in der weiteren Analyse Kryptowährungen als Test-Assets beigemischt, sodass auch die Datenauswahl dieser Test-Assets von Schmitz/Hoffmann (2021) nachvollziehbar aufbereitet und inhaltlich motiviert werden soll.¹¹⁹⁶ Auf der konzeptionellen Ebene existieren in der Literatur verschiedene An-

¹¹⁸⁹ Vgl. Bundesverband deutscher Wohnungs- und Immobilienunternehmen (2019); Gromer (2012), S. 39-41, 49; Horn/Oehler (2020), S. 494; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 8; Schulte/Matzen (2003), S. 400.

¹¹⁹⁰ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 6f.

¹¹⁹¹ Total Return Indizes besitzen den Vorteil gegenüber Preisindizes, dass erstere nicht nur die reine Kursentwicklung der berücksichtigten Titel in die Indexentwicklung einfließen lassen, sondern darüber hinaus auch Kuponzahlungen oder Dividenden. Vgl. hierzu Ranganatham/Madhumathi (2012), S. 555.

¹¹⁹² Vgl. Kap. 3.1.2.2.1.2; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 6-8.

¹¹⁹³ Vgl. hierzu und zum Folgenden Schmitz/Hoffmann (2021), S. 7f., 12.

¹¹⁹⁴ Vgl. Börse Frankfurt (2019); Schmitz/Hoffmann (2021), S. 7. Die über die erstere Quelle frei einsehbaren Datenpunkte wurden auch über Thomson Reuters Datastream und Bloomberg repliziert/validiert.

¹¹⁹⁵ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 8.

¹¹⁹⁶ Vgl. für dieses Kapitel (sofern nicht anderweitig zitiert) Schmitz/Hoffmann (2021), S. 5, 8-11.

sätze, wie die Entwicklung des Kryptowährungsmarktes in der empirischen Analyse eingefangen werden kann.¹¹⁹⁷ Diese werden nachfolgend zunächst abgrenzend gegenübergestellt (s. Kap. 4.3.2.1), ehe dann die konkrete Auswahl aus dem Projekt sukzessive hergeleitet wird (s. Kap. 4.3.2.2). Begonnen wird im Rahmen der Gegenüberstellung verschiedener Ausgestaltungsoptionen zunächst mit diversen Varianten eines ex post definierten Korbes aus n_{Krypt} Kryptowährungen zur Repräsentation der Test-Assets.

Variante 1: Ausschließlich Bitcoin

In der ersten möglichen Variante würde ausschließlich der Bitcoin als zuerst entstandene Kryptowährung dem Portfolio beigemischt werden. Dieser Ansatz wurde insbesondere in der frühen Kryptowährungsliteratur¹¹⁹⁸ verwendet und begründet sich etwa dadurch, dass der Bitcoin eine marktdominierende Stellung sowie eine besondere Aufmerksamkeit (z.B. in den Medien) besitzt und gleichzeitig auch dessen Datenverfügbarkeit am höchsten ist, da die Entstehung von Altcoins erst sukzessive im Laufe der Zeit erfolgte.¹¹⁹⁹ Dass die Ausnahmestellung des Bitcoins auch trotz der aktuellen Vielfalt auf dem Kryptowährungsmarkt unbestritten scheint, lässt sich aus den Ergebnissen von Hays/Sandner/Taudes (2020) ableiten.¹²⁰⁰ Denn der Bitcoin wird von 88 % der dort befragten (institutionellen) Investoren mit Kryptowährungspositionen gehalten und stellt somit unter diesen die beliebteste Kryptowährung dar.¹²⁰¹ Den Kryptowährungsmarkt deshalb auf den Bitcoin zu reduzieren, wäre dennoch nicht zielführend. Denn Elendner et al. (2018) resümieren in einer Korrelationsanalyse ausgewählter Kryptowährungen aus der Spitzengruppe des Marktkapitalisierungsrankings, dass diese (teilweise) nur vergleichsweise geringe Korrelationen zueinander aufwiesen, sodass eine ausschließliche Verwendung des Bitcoins trotz seiner nachweislichen Marktdominanz hier keineswegs repräsentativ für den Gesamtmarkt wäre, weil sich unterschiedliche technische Ausgestaltungen und Einsatzgebiete anscheinend unterschiedlich auf deren Preisdynamiken auswirken.¹²⁰² Konsistent

¹¹⁹⁷ Vgl. für eine exemplarische Übersicht Glas/Poddig (2018), S. 108; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 8-10.

¹¹⁹⁸ Hierzu gehören u.a. die Studien von Wu/Pandey (2014), Eisl/Gasser/Weinmayer (2015) und Kajtazi/Moro (2019).

¹¹⁹⁹ Vgl. Coinmarketcap (2019b); Eisl/Gasser/Weinmayer (2015), S. 8; El Bahrawy et al. (2017), S. 2f.; Kajtazi/Moro (2019), S. 147; Rosenberger (2018), S. VI, 85; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 8; Wu/Pandey (2014), S. 47.

¹²⁰⁰ Vgl. Coinmarketcap (2019b); Hays/Sandner/Taudes (2020), S. 13.

¹²⁰¹ Vgl. Hays/Sandner/Taudes (2020), S. 13.

¹²⁰² Vgl. Kap. 2.1.2.2, 2.2.3, Coinmarketcap (2019b); Elendner et al. (2018), S. 165f., 169f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 8f.

hierzu demonstrieren Brauneis/Mestel (2018a), dass die Mischung mehrerer Kryptowährungen in einem Portfolio Investoren klare Diversifikationsvorteile bietet.¹²⁰³

Variante 2: Individuell ausgewähltes Kryptowährungsportfolio

Eine weitere denkbare Variante, die sich u.a. bei Borri (2019) wiederfindet, läge in der Verwendung eines (möglicherweise immer noch kleinen) individuell zusammengestellten Kryptowährungskorbes, der etwa besonders prominente Kryptowährungen (dort: Bitcoin, Ethereum, Ripple, Litecoin) beinhalten kann.¹²⁰⁴ Diese Variante erscheint allerdings – ebenso wie auch die ausschließliche Betrachtung des Bitcoins (Variante 1) – u.a. aufgrund ihrer ex post Auswahl äußerst willkürlich. Denn erstens ist den Investoren in der Realität nicht bekannt, welche Kryptowährungen am Ende ihres Planungshorizontes von besonderer Relevanz sein werden.¹²⁰⁵ Und zweitens wäre für diese Varianten fraglich, ob die Analyseergebnisse bei einer solch schmalen Stichprobe nicht durch die Auswahl der berücksichtigten Kryptowährungen getrieben sein könnten (Selection Bias¹²⁰⁶).¹²⁰⁷ Dass dies immerhin denkbar wäre, darauf deuten auch die in Variante 1 bereits erwähnten Befunde u.a. von Elendner et al. (2018) hin, wonach sich die (technische und nutzungsbezogene) Diversität auf dem Kryptowährungsmarkt auch in den individuellen Preisdynamiken widerspiegelt (s.o.).¹²⁰⁸ Die Titelauswahl müsste also diese Heterogenität möglichst repräsentativ aufgreifen.

In der Folge ist es notwendig, beide zuvor erläuterten Varianten zu verwerfen und stattdessen eine breitere Betrachtung des Kryptowährungsmarktes anzustreben. Der z.B. in Kap. 3.1.2.2.1.2 zu Demonstrationszwecken verwendete, speziell zusammengestellte und übersichtlich gehaltene Datensatz hätte den Ansprüchen der nachfolgend dargelegten Analysen somit nicht mehr genügt, zumal einige der dort berücksichtigten Einzeltitel ohnehin nicht für den gesamten, hier relevanten Beobachtungszeitraum (01.01.2014 - 01.06.2019) verfügbar wären.¹²⁰⁹

¹²⁰³ Vgl. Brauneis/Mestel (2018a), S. 263; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 8f. (inkl. Fn. 5).

¹²⁰⁴ Vgl. Borri (2019), S. 8f.; Coinmarketcap (2019b); Schmitz/Hoffmann (2021), S. 8f.

¹²⁰⁵ Vgl. Glas/Poddig (2018), S. 108; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 9.

¹²⁰⁶ Ein Selection Bias ist eine Verzerrung von Analyseergebnissen, die aus der nicht-zufälligen bzw. selbst beeinflussten Zusammenstellung von Analysedatensätzen entstehen kann. In diesen Fällen kann durch die Art der Zusammenstellung das Ergebnis beeinflusst werden. Vgl. hierzu Geddes (1990), S. 148f.; Heckman (1979), S. 153.

¹²⁰⁷ Vgl. Geddes (1990), S. 148f.; Heckman (1979), S. 153; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 9.

¹²⁰⁸ Vgl. Elendner et al. (2018), S. 165f., 169f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 9.

¹²⁰⁹ Vgl. ausführlich Kap. 3.1.2.2.1.2 (inkl. Fn. 595); Coinmarketcap (2019c); Coinmarketcap (2019d); Schmitz/Hoffmann (2021), S. 6.

4.3.2.1.2 Diskussion der Verwendung eines marktkapitalisierungs- oder handelsvolumengewichteten Indexes für Kryptowährungen

Soll in der moderneren Literatur eine approximierte Betrachtung des gesamten Kryptowährungsmarktes erreicht werden, wird dieser – als bisheriger Standardansatz – zu meist über einen marktkapitalisierungsgewichteten Kryptowährungsindex, wie z.B. den CRIX¹²¹⁰ von Trimborn/Härdle (2018), abgebildet.¹²¹¹ Der CRIX setzt mit seiner Methodik nach Ansicht der Autoren bewusst am philosophischen Konzept des Ockham'schen Rasiermessers (auch: ontologisches Sparsamkeitsprinzip) an, gemäß welchem „Entitäten [...] [zur Erklärung eines Sachverhaltes, Anm. d. Verf.] nicht unnötig vervielfacht werden“¹²¹² sollen, sodass in der wissenschaftlichen Praxis von einer Vielzahl hinreichender Modelle zur Erklärung desselben Sachverhaltes immer das einfachste zu präferieren wäre.¹²¹³ Übertragen auf die Indexkonstruktion folgern die Autoren also, dass nicht alle zur Verfügung stehenden Kryptowährungsdaten in die Indexberechnung einbezogen werden müssen, um den Kryptowährungsmarkt adäquat zu repräsentieren.¹²¹⁴ Dabei verweisen sie auf die Tatsache, dass am Kapitalmarkt zwar auch vereinzelt Gesamtmarktindizes berechnet werden (so z.B. der S&P Total Market Index), die Vielzahl der in der Praxis relevanten Indizes (wie z.B. DAX30, S&P 500) aber nur eine im Zeitablauf weitgehend fixierte, kleinere Auswahl für den Markt besonders relevanter Titel beinhaltet.¹²¹⁵ Diese Indizes nehmen die Titelauswahl meist durch Verwendung des Top-Down-Verfahrens nach dem Kriterium der Marktkapitalisierung vor, sodass (zumindest die nach diesem Kriterium) mutmaßlich relevantesten Titel im Index enthalten sind.¹²¹⁶

Allerdings ist festzuhalten, dass auch der CRIX zum einen gar nicht für den gesamten von Schmitz/Hoffmann (2021) anvisierten Beobachtungszeitraum (01.01.2014 - 01.06.2019) verfügbar wäre; zum anderen gibt es in der jüngeren Literatur zu Kryptowährungen, so z.B. bei Glas/Poddig (2018) und Schmitz/Hoffmann (2021), ernsthafte Kritik

¹²¹⁰ CRIX ist dabei ein Akronym für „CRyptocurrency IndeX“ (Trimborn/Härdle (2018), S. 109).

¹²¹¹ Vgl. exemplarisch Brauneis/Mestel (2018a), S. 260; Lee Kuo Chuen/Guo/Wang (2018), S. 20, Trimborn/Li/Härdle (2020), S. 283. Für die Grundlagen des CRIX sei zudem die Lektüre der Arbeit von Trimborn/Härdle (2018) empfohlen.

¹²¹² Originalzitat von William von Ockham, zitiert in Zrzavý/Storch/Mihulka (2013), S. 42.

¹²¹³ Vgl. Kann (2017), S. 29; Solodkoff/Woodward (2017), S. 425; Starzak (2015), S. 21; Trimborn/Härdle (2016), S. 3; Zrzavý/Storch/Mihulka (2013), S. 42.

¹²¹⁴ Vgl. Trimborn/Härdle (2016), S. 3; Trimborn/Härdle (2018), S. 110.

¹²¹⁵ Vgl. Trimborn/Härdle (2018), S. 109.

¹²¹⁶ Vgl. Trimborn/Härdle (2018), S. 109, 113f.

an dem dahinterstehenden, bewusst minimalistischen Ansatz – und das sowohl (i) im Hinblick auf die dort abgebildete Marktbreite als auch (ii) im Hinblick auf die Gewichtung der verbliebenen Kryptowährungen in solchen Indizes:¹²¹⁷

Ad (i) Kritik an der per definitionem berücksichtigten Marktbreite

Beginnend bei der Marktbreite ist hier zu kritisieren, dass die Auswahl eines kleineren Marktausschnittes, wie sie sowohl beim CRIX als auch beim weniger geläufigen CCI30 praktiziert wird, zu einem Ausschluss kleinerer Kryptowährungen (nach Marktkapitalisierung) führt.¹²¹⁸ Glas/Poddig (2018) sehen in diesem Kontext deshalb die Gefahr eines sog. Survivorship-Bias bei der Verwendung solcher Indizes (dort speziell: des CRIX).¹²¹⁹ Bei einem Survivorship-Bias handelt es sich um eine Verzerrung der Analyseergebnisse, die dadurch getrieben ist, dass lediglich die im Wettbewerb überlebenden Beobachtungseinheiten (hier: Kryptowährungen) in solchen Indizes (weiter) Berücksichtigung finden, während Vermögensverluste der Investoren inaktiv werdender Beobachtungseinheiten nicht mitgemessen werden, da diese vorher aus dem Index herausfallen.¹²²⁰ Diese Argumentationslinie lässt sich auch in Zusammenhang mit der von El Bahrawy et al. (2017) identifizierten, regelmäßigen Umwälzung des Kryptowährungsmarktes setzen – und das insbesondere mit der hohen Frequenz inaktiv werdender Kryptowährungen.¹²²¹ Denn in Kap. 2.2.2 wurde bereits herausgestellt, dass insbesondere die kleineren, auf dem Markt weniger relevanten und daher von den vorgenannten Indizes nicht erfassten Kryptowährungen einem tendenziell höheren Inaktivitätsrisiko unterliegen.¹²²²

Neben dem (nicht sinnvoll abbildbaren¹²²³) Kompletterlust des Vermögens der Investoren in solchen Dead Coins sind zumeist nicht einmal etwaige Kursverluste vor der Inaktivität der kleineren Kryptowährungen (nach Marktkapitalisierung) in solchen Indizes abgebildet.¹²²⁴ Je früher solche Titel also aus dem zu berechnenden Index herausfallen und durch andere Kryptowährungen substituiert werden, umso weniger lassen sich etwaige

¹²¹⁷ Vgl. Glas/Poddig (2018), S. 108; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 6, 9f.; thecrix.de (2021); Trimborn/Härdle (2018), S. 109-114.

¹²¹⁸ Vgl. CCI30.com (2021); Glas/Poddig (2018), S. 108; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 9; Trimborn/Härdle (2016), S. 3; Trimborn/Härdle (2018), S. 109f., 114.

¹²¹⁹ Vgl. Glas/Poddig (2018), S. 108; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 9.

¹²²⁰ Vgl. Brown et al. (1992), S. 560; Glas/Poddig (2018), S. 114; Kaiser/Haberfelner (2012), S. 29; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 9f.; Trimborn/Härdle (2018), S. 113f.

¹²²¹ Vgl. El Bahrawy et al. (2017), S. 3; Glas/Poddig (2018), S. 114; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 9.

¹²²² Vgl. Kap. 2.2.2; CCI30.com (2021); Feder et al. (2018), S. 2; Gandal/Halaburda (2016), S. 1, 18; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 9f.; Trimborn/Härdle (2018), S. 108.

¹²²³ Eine ausführliche Begründung dieses Gedankens wird noch in Kap. 4.3.2.2.2.1 nachgereicht.

¹²²⁴ Vgl. Kap. 4.3.2.2.2.1; Glas/Poddig (2018), S. 114, 118; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 9f.

Wertverluste erfassen, was zu einer positiven Verzerrung der ausgewiesenen (zu erwartenden) Rendite für Investoren führt.¹²²⁵

Die Betrachtung eines ausgewählten, kleineren Ausschnittes des Kryptowährungsuniversums als Proxy für den Gesamtmarkt, sei es durch das Pooling weniger selektierter Einzeltitel in einem Kryptowährungskorb oder durch die Auswahl eines den Markt nur in kleinen Teilen nachbildenden Indizes nach dem Top-Down-Ansatz, kann (bzw. will) solche Effekte allerdings nicht greifen.¹²²⁶ Dennoch, so wurde bereits anhand der Verteilung der Marktanteile in Kap. 2.2.3 ersichtlich, machen gerade solch kleinere Kryptowährungen einen großen und bei einer möglichst repräsentativen Abbildung des Marktes nur schwer vernachlässigbaren Teil des Anlageuniversums aus.¹²²⁷

Ad (ii) Kritik an der Gewichtung der berücksichtigten Assetklassen

Zusätzlich zur unzureichend abgebildeten Marktbreite kritisieren Glas/Poddig (2018) eine Verwendung des CRIX als Proxy für den Kryptowährungsmarkt auch vor dem Hintergrund der dort gewählten Gewichtung der im Index verbleibenden Einzeltitel, da seine Marktkapitalisierungsgewichtung solche Titel mit besonders hoher Marktkapitalisierung übergewichtet.¹²²⁸ Ein Beispiel: Im Zeitraum seit 2014 betrug der Bitcoin-Marktanteil (nach Marktkapitalisierung) bei abnehmender Tendenz bis zu ca. 95 %, sodass die Kursentwicklung eines solchen marktkapitalisierungsgewichteten Indizes vorwiegend durch die Kursentwicklung des Bitcoins und mit Abstrichen vielleicht auch noch einzelner größerer Altcoins (nach Marktkapitalisierung) getrieben wurde.¹²²⁹ Dass ausgerechnet diese für die Indexentwicklung besonders maßgeblichen Titel keineswegs repräsentativ für den Gesamtmarkt sind, wurde zuvor, z.B. in Kap. 4.3.2.1.1, bereits hinreichend dargelegt und kann auch noch anhand eines weiteren Beispiels demonstriert werden:¹²³⁰ Während die Studie von Glas (2019) feststellt, dass das Kryptowährungsuniversum durch die Extremperformance weniger Einzeltitel beeinflusst wird, zeigen Glas (2019) und Glas/Poddig

¹²²⁵ Vgl. Kaiser/Haberfelner (2012), S. 29; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 9f., 14; Trimborn/Härdle (2018), S. 113f.

¹²²⁶ Vgl. Glas/Poddig (2018), S. 108; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 9; Trimborn/Härdle (2018), S. 109f. Die Autoren Trimborn/Härdle (2018) stellen dabei sogar heraus, dass deren Methodik sogar bewusst einen schmalen CRIX erzeugt, um illiquide oder gar nicht-investierbare Titel möglichst nicht in den Index aufzunehmen, da das aus dem Nachbau dieses Indexes resultierende Portfolio für Investoren schwerer zu verwalten wäre. Vgl. hierzu Trimborn/Härdle (2018), S. 109f.

¹²²⁷ Vgl. Kap. 2.2.3; Coinmarketcap (2019b); Schmitz/Hoffmann (2021), S. 10.

¹²²⁸ Vgl. Glas/Poddig (2018), S. 108; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 10.

¹²²⁹ Vgl. Coinmarketcap (2021d); Glas (2019), S. 99; Glas/Poddig (2018), S. 108; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 10.

¹²³⁰ Vgl. Kap. 4.3.2.1.1; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 9f.

(2018) konsistent, dass die Aufhebung einer Marktkapitalisierungsgewichtung, bei der solche Titel übergewichtet werden, zugunsten einer Gleichgewichtung bei der Indexberechnung sogar mit geringeren (erwarteten) Renditen einhergehen kann.¹²³¹

Neben diesen eher ökonomischen Aspekten ist auf regulatorischer Ebene auch die Regelung in den „Leitlinien zu börsengehandelten Indexfonds (Exchange-Traded Funds, ETFs) und anderen OGAW-Themen“ der European Securities and Markets Authority (ESMA) relevant, welche generell auf die OGAW-Richtlinie (2009/65/EG) des Europäischen Parlaments und des Rates Bezug nimmt und im Detail vorschreibt:¹²³²

„Ein OGAW sollte nicht in einen Finanzindex anlegen, wenn dieser einen einzelnen Bestandteil umfasst, dessen Auswirkungen auf die Gesamtrendite des Indizes [sic!] die maßgeblichen Diversifizierungsvoraussetzungen überschreiten, d. h. 20 %/35 %.“¹²³³

Zudem verbieten auch die bereits in Kap. 4.1.4 angerissenen Regelungen im Kapitalanlagegesetzbuch (KAGB) zu Diversifikationszwecken die Überschreitung festgeschriebener Anlageobergrenzen – und das sowohl für OGAW (z.B. §§ 207-209 KAGB) als auch für AIF (z.B. § 221 KAGB).¹²³⁴ Somit wäre z.B. die Verwendung eines solchen marktkapitalisierungsgewichteten Kryptowährungsindexes als Benchmark für einen denkbaren Krypto-ETF – zumindest unter solch extremen Marktbedingungen (wie z.B. einer extremen Bitcoin-Dominanz) sowie ohne weitere Adaptionen (wie z.B. der Einführung von Gewichtsobergrenzen) – gemäß der aktuellen Rechtslage aufgrund der Verletzung des regulatorischen Diversifikationsgebotes voraussichtlich eher problematisch.¹²³⁵

Alternativ zu ihrem marktkapitalisierungsgewichteten CRIX bieten Trimborn/Härdle (2018) in Anerkennung seiner konzeptionellen Probleme auch noch einen handelsvolumengewichteten Kryptowährungsindex, den Liquidity CRIX (LCRIX), an, der nach den Prinzipien des klassischen CRIX funktioniert, aber eben ein alternatives Gewichtungsschema implementiert.¹²³⁶ Dieser vermag nach Ansicht der Autoren zwar die Dominanz

¹²³¹ Vgl. Glas (2019), S. 100-102; Glas/Poddig (2018), S. 108. Die angesprochene Heterogenität am Kryptowährungsmarkt werden in der Literatur in verschiedene Clusterzuordnungen überführt: So unterscheiden etwa Feder et al. (2018) bei einer Analyse der Kursentwicklungen einzelner Kryptowährungen nach dem Platzen der Preisblasen auf dem Kryptowährungsmarkt in 2014 und 2018 zwischen Clustern „Bitcoin“ und „Altcoins“. Für sophisticatedere Clusteranalysen des Kryptowährungsmarktes sei zudem exemplarisch auf die Arbeiten von Börner et al. (2021a) und Song/Chang/Song (2019) verwiesen. Vgl. hierzu Börner et al. (2021a), S. 1-13; Feder et al. (2018), S. 17; Song/Chang/Song (2019), S. 1-15.

¹²³² Vgl. Art. 53 Richtlinie 2009/65/EG; European Securities and Markets Authority (2014), Rz. XIII, Nr. 48f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 10 (inkl. Fn. 6).

¹²³³ European Securities and Markets Authority (2014), Rz. XIII, Nr. 49.

¹²³⁴ Vgl. §§ 207-209, 221 KAGB, Schmitz/Hoffmann (2021), S. 10.

¹²³⁵ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 10.

¹²³⁶ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 10; Trimborn/Härdle (2018), S. 108, 110, 113f.

des Bitcoins im Index verglichen mit dem CRIX tendenziell zu reduzieren und den Fokus auf besonders stark gehandelte Titel zu legen.¹²³⁷ Bei einem Blick auf die Größenordnungen der täglichen Handelsvolumina, z.B. bei Coinmarketcap (2019b, 2019c), fällt jedoch auf, dass dieses Argument zwar für spätere Marktausschnitte durchaus gelten mag, aber insbesondere in früheren Ausschnitten des hier fokussierten Beobachtungszeitraums (01.01.2014 - 01.06.2019) auch mit diesem Gewichtungskriterium eine sehr ausgeprägte Dominanz des Bitcoins erkennbar ist.¹²³⁸ Auch die weiteren, oben bereits erläuterten Probleme des CRIX hinsichtlich der Breite seiner Marktabdeckung (Survivorship Bias) bleiben auch für den LCRIX bestehen.¹²³⁹

Die obigen Ausführungen haben somit eindeutig gezeigt, dass auch die zweite Möglichkeit, d.h. die Verwendung eines marktkapitalisierungs- oder eines handelsvolumengewichteten Indizes, im Kontext von Kryptowährungen eine Vielzahl von Problemen auslöst, die nicht alle nur im speziellen Konstruktionsrahmen der CRIX-Indexfamilie auftreten, sondern z.B. die lediglich verzerrte Abbildung des gesamten Kryptowährungsmarktes auch bei selbst konstruierten Indizes auftreten würde.¹²⁴⁰ Folgerichtig wurden auch diese in der Betrachtung von Schmitz/Hoffmann (2021) verworfen.¹²⁴¹

4.3.2.1.3 Verwendung eines gleichgewichteten Indexes für Kryptowährungen

Als eine Reaktion auf diese zuvor beschriebenen Probleme des CRIX schlugen erstmalig Glas/Poddig (2018) vor, ein Kryptowährungsuniversum in der gesamten, zu einem ex ante definierten Stichtag maximal verfügbaren Breite heranzuziehen und die dort erhobenen Titel gleichgewichtet in einen Index einfließen zu lassen.¹²⁴²

Die Annahme der Gleichgewichtung aller berücksichtigten Titel lässt sich dabei aus vielerlei Hinsicht motivieren.¹²⁴³

¹²³⁷ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 10; Trimborn/Härdle (2018), S. 110.

¹²³⁸ Vgl. Coinmarketcap (2019b); Coinmarketcap (2019c); Schmitz/Hoffmann (2021), S. 10. Die zuvor zitierten historischen Marktausschnitte vom 05.01.2014 und vom 01.06.2019 der Plattform Coinmarketcap verdeutlichen die Dominanz des Bitcoins auch beim Handelsvolumen in Frühphasen. Vgl. hierzu Coinmarketcap (2019b); Coinmarketcap (2019c).

¹²³⁹ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 10.

¹²⁴⁰ Vgl. ähnlich Schmitz/Hoffmann (2021), S. 9f.

¹²⁴¹ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 10.

¹²⁴² Vgl. Glas/Poddig (2018), S. 108f., 111-113; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 11.

¹²⁴³ Vgl. für dieses Kapitel (sofern nicht anderweitig zitiert) Schmitz/Hoffmann (2021), S. 11f. (inkl. Fn. 7).

Gemäß einer ersten Argumentationslinie lässt sich über ein solches Gewichtungsschema dann sicherstellen, dass keine Übergewichtung einzelner Titel mehr stattfindet und stattdessen die (einfache) durchschnittliche Entwicklung des ausgewählten Kryptowährungsuniversums approximiert wird.¹²⁴⁴ Damit geht auch einher, dass der in Kap. 4.3.2.1.2 kritisierte Survivorship Bias nicht nur durch die breitere Abdeckung des definierten Kryptowährungsuniversums reduziert wird, sondern auch über das gewählte Gewichtungsschema aller einfließenden Einzeltitel.¹²⁴⁵

In einer weiteren Argumentationslinie wird u.a. von Glas/Poddig (2018) herausgestellt, dass die Investoren ex ante keine Kenntnisse über die künftige Performance der jeweiligen Kryptowährungen besitzen.¹²⁴⁶ Ohne weitere Informationen, aus denen sich z.B. eine künftige (ordinale) Rangfolge aller zu berücksichtigender Entscheidungsalternativen ableiten ließe, wäre daraus im Lichte der Entscheidungstheorie zu folgern, dass das Kapital zur Diversifikation des eingegangenen Anlagerisikos gleichmäßig über die verschiedenen Investitionsalternativen aufzuteilen wäre (sog. Laplace-Lösung).¹²⁴⁷ Allerdings wird bei einer Argumentation anhand der Laplace-Lösung üblicherweise die vollständige Äquivalenz der verschiedenen Alternativen angenommen.¹²⁴⁸ Aufbauend auf einer solchen Annahme unterstellen El Bahrawy et al. (2017) auch eine identische Sterbewahrscheinlichkeit aller dort berücksichtigten Kryptowährungen, da nach deren Ansicht kein Titel einen selektiven Vorteil im Intra-Market-Wettbewerb besäße.¹²⁴⁹

Allerdings sollte die Annahme der Äquivalenz der Entscheidungsalternativen (hier: Kryptowährungen) nur mit einigen Abstrichen getroffen werden, da u.a. die Qualität des Whitepapers (etwa im Hinblick auf die dort beschriebene Ausgestaltung des Kryptowährungssystems), der Grad der Innovation, die jeweils anvisierte Zielgruppe (auf ökonomischer und regionaler Ebene) sowie die Existenz möglicher Sponsoren zumindest einige Rückschlüsse auf die Qualität einer Kryptowährung sowie letztlich auf ihre Überlebenswahrscheinlichkeit im Wettbewerb erlauben.¹²⁵⁰ Faktoren wie fehlende Informationen

¹²⁴⁴ Vgl. Glas/Poddig (2018), S. 108f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 11.

¹²⁴⁵ Vgl. Kap. 4.3.2.1.2; Glas/Poddig (2018), S. 108f., 112; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 11.

¹²⁴⁶ Vgl. Glas/Poddig (2018), S. 108; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 11 (inkl. Fn. 7).

¹²⁴⁷ Vgl. Börner et al. (2020), S. 2, 4; Eisenführ/Weber (2010), S. 177f.; El Bahrawy et al. (2017), S. 5; Glas/Poddig (2018), S. 108; Laplace (1825), zit. n. Eisenführ/Weber (2010), S. 178; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 11 (inkl. Fn. 7).

¹²⁴⁸ Vgl. Eisenführ/Weber (2010), S. 177f.; Laplace (1825), zit. n. Eisenführ/Weber (2010), S. 178.

¹²⁴⁹ Vgl. El Bahrawy et al. (2017), S. 5; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 11 (inkl. Fn. 7).

¹²⁵⁰ Vgl. Bian et al. (2018), o.S.; Grobys/Sapkota (2020), S. 5063-5065, 5072; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 11 (inkl. Fn. 7).

über den Projektinitiator sowie einen überdurchschnittlichen Anteil an Pre-Mining (:= vor der offiziellen Emission geschürfte Kryptowährungseinheiten) können zudem als Indikatoren für mögliche Betrugsszenarien interpretiert werden.¹²⁵¹ Unter der Annahme von Netzwerkeffekten sollte auch die Marktposition als Proxy der aktuellen Relevanz gegen die (pauschale) Gleichwertigkeit solcher Titel sprechen (s. Kap. 2.2.2).¹²⁵² Passend hierzu haben Grobys/Sapkota (2020) auf der Basis vergleichbarer Faktoren ein Prognosemodell entwickelt, das die Inaktivität von 75 der 86 dort betrachteten Kryptowährungen vorherzusagen konnte.¹²⁵³

Ein vorschnelles Verwerfen einer Äquivalenz wäre allerdings ebenso unangebracht, weil gemäß Kap. 3.1.2.2.1.3 nicht einmal ansatzweise prognostiziert werden kann, ob sich Kryptowährungen langfristig überhaupt im Inter-Market-Wettbewerb mit anderen Zahlungs- bzw. Transaktionsmitteln durchsetzen werden und, falls ja, welche (aktuelle oder künftige) Kryptowährung dies dann im Besonderen sein wird (dann: Survivor).¹²⁵⁴ Auch kann in Anlehnung an die in Kap. 2.2.3 vorgestellte Mechanik für den Intra-Market-Wettbewerb festgestellt werden, dass durch die aktuell starke Nutzung als Anlageform eine Winner-takes-it-all-Dynamik auf dem Kryptowährungsmarkt unwahrscheinlicher wird und stattdessen eine (breite) Diversifikation über viele verschiedene Kryptowährungen zu erwarten wäre, was die Rolle der Altcoins (weiter) stärken und somit eine deutlich gewichtigere Betrachtung rechtfertigen dürfte.¹²⁵⁵ Insofern kann eine entscheidungstheoretische Fundierung der Indexgleichgewichtung – trotz aller oben genannten praxisbezogenen Kritikpunkte – zumindest approximativ begründet werden. Somit steht die durchschnittliche Abbildung des herangezogenen Kryptowährungsuniversums als geeignetes Instrument zur Reduktion des angesprochenen Survivorship Bias hier klar im Vordergrund. Dies ergibt gemäß Broby (2007) auch auf einer philosophischen Ebene Sinn, da die Indexentwicklung dann allein durch die Wertentwicklungen aller einfließenden Kryptowährungen und weniger durch das jeweilige Gewichtungsschema getrieben ist.¹²⁵⁶

Folgerichtig wird in der empirischen Portfolioanalyse des hier fokussierten Projektes Schmitz/Hoffmann (2021) auch ein gleichgewichteter Kryptowährungsindex (englisch:

¹²⁵¹ Vgl. Grobys/Sapkota (2020), S. 5063f., 5072.

¹²⁵² Vgl. Kap. 2.2.2; Feder et al. (2018), S. 14; Grobys/Sapkota (2020), S. 5072; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 11 (inkl. Fn. 7).

¹²⁵³ Vgl. Grobys/Sapkota (2020), S. 5063.

¹²⁵⁴ Vgl. Kap. 3.1.2.2.1.3; Ali et al. (2014a), S. 279; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 11 (inkl. Fn. 7).

¹²⁵⁵ Vgl. Kap. 2.2.3; El Bahrawy et al. (2017), S. 7; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 11 (inkl. Fn. 7).

¹²⁵⁶ Vgl. Broby (2007), S. 39.

Equally-Weighted Cryptocurrency Index – dort daher abgekürzt: EWCI) herangezogen, der mangels Existenz eines etablierten gleichgewichteten Kryptowährungsindex dort eigens konstruiert werden musste. Dessen theoretische Grundlagen von der Auswahl der Datenbasis bis hin zur Indexkonstruktion werden nachfolgend aufbereitet.

4.3.2.2 Auswahl der Datenbasis und Indexkonstruktion

4.3.2.2.1 Auswahl der finalen Datenbasis

Infolge dieser methodischen Abgrenzung zur adäquaten Abbildung des Kryptowährungsmarktes wird in diesem Abschnitt zunächst das von Schmitz/Hoffmann (2021) bei der Berechnung des EWCI berücksichtigte Kryptowährungsuniversum¹²⁵⁷ vorgestellt, um im Anschluss daran in Kap. 4.3.2.2.2 auch noch die konkrete Ausgestaltung des EWCI vertiefend zu beleuchten und ausführlich zu motivieren.

Dieser Index (EWCI) soll den Kryptowährungsmarkt in der Zusammensetzung zum Stichtag 01.01.2014 möglichst breit abbilden und die (mittlere) Entwicklung der einbezogenen Titel bis zum Stichtag 01.06.2019 messen. In der Folge wird dazu von Schmitz/Hoffmann (2021) das vom Kryptowährungsportal Coinmarketcap für das o.g. Startdatum bereitgestellte Kryptowährungsuniversum, das zunächst $n_{\text{Krypt}} = 66$ Kryptowährungen umfasst (s. Tab. 8), als Proxy für den Gesamtmarkt ausgewählt.¹²⁵⁸ Wichtig zu erwähnen ist hierbei, dass bei diesem Ansatz analog zu Glas/Poddig (2018) ein geschlossenes Kontinuum aller zu Beginn des Beobachtungszeitraumes verfügbaren Kryptowährungen im Zeitablauf verfolgt wird, nicht aber später hinzugekommene Titel mit kürzerer Datenhistorie.¹²⁵⁹

Für sämtliche in Tab. 8 erfassten Kryptowährungen werden von Schmitz/Hoffmann (2021) für den definierten Beobachtungszeitraum Schlusskurse und Marktkapitalisierungen (jeweils in US-Dollar) auf der Basis von (im Optimalfall) $n_{\text{Obs}}^T = 1.413$ täglichen Beobachtungen vom Kryptowährungsportal Coinmarketcap abgerufen. Eine konsistente Verwendung etablierter Datenbanken (wie z.B. Bloomberg oder Thomson Reuters Datastream), die bereits bei der Erhebung der Zeitreihen für die Benchmark-Assets herangezogen wurden, war dort aufgrund zu weniger verfügbarer Kryptowährungszeitreihen

¹²⁵⁷ Vgl. für dieses Kapitel (sofern nicht anderweitig zitiert) Schmitz/Hoffmann (2021), S. 11-13.

¹²⁵⁸ Vgl. Coinmarketcap (2019c); Coinmarketcap (2019d); Schmitz/Hoffmann (2021), S. 11f.

¹²⁵⁹ Vgl. Glas/Poddig (2018), S. 112f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 11f.

nicht möglich, was den Rückgriff auf diese auch in der Literatur häufig verwendete Kryptowährungsdatenbank erklärt.¹²⁶⁰

#	Kryptowährung	Kürzel	#	Kryptowährung	Kürzel
1	Bitcoin	BTC	34	MinCoin	MNC
2	Litecoin	LTC	35	I0Coin	I0C
3	Ripple	XRP	36	Deutsche E-Mark	DEM
4	Peercoin	PPC	37	TagCoin	TAG
5	Omni	OMNI	38	SexCoin	SXC
6	Nxt	NXT	39	StableCoin	SBC
7	Namecoin	NMC	40	FLO	FLO
8	BitShares PTS	PTS	41	Junkcoin	JKC
9	Quark	QRK	42	Datacoin	DTC
10	MegaCoin	MEC	43	LottoCoin	LOT
11	WorldCoin	WDC	44	BitBar	BTB
12	Primecoin	XPM	45	CatCoin	CAT
13	Feathercoin	FTC	46	GrandCoin	GDC
14	Novacoin	NVC	47	TigerCoin	TGC
15	Infinitecoin	IFC	48	ByteCoin	BTE
16	Dogecoin	DOGE	49	Philosopher Stones	PHS
17	NetCoin	NET	50	EZCoin	EZC
18	Zetacoin	ZET	51	Luckycoin	LKY
19	Devcoin	DVC	52	Globalcoin	GLC
20	Digitalcoin	DGC	53	Diamond	DMD
21	Tickets	TIX	54	BetaCoin	BET
22	Anoncoin	ANC	55	CasinoCoin	CSC
23	Terracoin	TRC	56	Phoenixcoin	PXC
24	Freicoin	FRC	57	Orbitcoin	ORB
25	Copperlark	CLR	58	Franko	FRK
26	Ixcoin	IXC	59	Argentum	ARG
27	Earthcoin	EAC	60	Joulecoin	XJO
28	Bullion	CBX	61	HoboNickels	HBN
29	BBQCoin	BQC	62	Noirbits	NRB
30	GoldCoin	GLC	63	CraftCoin	CRC
31	FastCoin	FST	64	Elacoin	ELC
32	AsicCoin	ASC	65	Spots	SPT
33	MemoryCoin	MMC	66	Fedoracoin	TIPS

Tab. 8: Überblick über den Rohdatensatz von Schmitz/Hoffmann (2021) zur Bildung des finalen Datensamples¹²⁶¹

Zur Währungsvereinheitlichung wurden zunächst alle im US-Dollar denominierten Beobachtungswerte in Euro konvertiert. Der dafür verwendete Wechselkurs wird von Thomson Reuters Datastream bereitgestellt. Durch die Währungsumrechnung dieser ursprünglich in US-Dollar denominierten Kryptowährungskurse werden letztere auch noch durch den USD-EUR-Wechselkurs beeinflusst, sodass die Ergebnisse der in Kap. 1.1 exemplarisch erwähnten Studien zum Diversifikationsbeitrag von Kryptowährungen mit dem (expliziten oder impliziten) Fokus auf US-amerikanische Investoren auch vor diesem

¹²⁶⁰ Vgl. Deutsche Bundesbank (2019c), S. 41; Glas/Poddig (2018), S. 112f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 12.

¹²⁶¹ Eigene Darstellung der Originaltabelle von Schmitz/Hoffmann (2021), S. 13.

Hintergrund nicht einfach auf europäische bzw. deutsche Investoren übertragbar sind.¹²⁶² Da die Kurse der Benchmark-Assets auf wöchentlicher Basis erhoben wurden, aber Kryptowährungsdaten in der Datenbank lediglich auf Tagesbasis existieren, wurden diese von Schmitz/Hoffmann (2021) auch noch in einen Datensatz bestehend aus wöchentlichen Beobachtungen überführt. So wird der Datensatz letztlich auf (maximal) diejenigen $n_{\text{Obs}}^{\text{W}} = 283$ Beobachtungstage reduziert, an denen für die Benchmark-Assets ein Wochenschlusskurs feststellbar war.

Dabei ist bemerkenswert, dass einige Kryptowährungszeitreihen im Rohdatensatz Beobachtungslücken aufweisen, die sich von einzelnen Tagen über mehrere Monate bis hin zu mehreren Jahren erstrecken können und die auch durch die zeitliche Transformation des Rohdatensatzes nur bedingt eliminiert werden konnten. Solche Datenlücken sind insbesondere ein Indiz für die (temporäre oder finale) Inaktivität der betroffenen Kryptowährungen.¹²⁶³ Auch wenn eine niedrigere Datenfrequenz (z.B. Monats- oder Quartalsdaten) diese Lücken immerhin verkleinert hätte, wäre eine komplette Bereinigung dieser Datenlücken dennoch nicht möglich gewesen, sodass die Wochenfrequenz – insbesondere zur Vermeidung größerer Datenverluste, wie sie z.B. bei Glas/Poddig (2018) auftreten, – insgesamt beibehalten wird.¹²⁶⁴

4.3.2.2.2 Konstruktion eines gleichgewichteten Kryptowährungsindex

4.3.2.2.2.1 Konzeption der Indexbreite, Titelselektion und Indexanpassung

Bei der Konstruktion eines Kryptowährungsindex ist es von zentraler Bedeutung, wie mit den oben bereits identifizierten Datenlücken umgegangen wird:¹²⁶⁵

Eine erste intuitive Möglichkeit im Umgang mit derartigen Beobachtungslücken bei Kryptowährungszeitreihen läge, wie u.a. bereits bei Börner et al. (2021c) und

¹²⁶² Vgl. Kap. 1.1; Belousova/Dorfleitner (2012), S. 2455, 2459; Dorfleitner/Lung (2018), S. 473, 475; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 12.

¹²⁶³ Vgl. Feder et al. (2018), S. 2, 6; Glas/Poddig (2018), S. 112, 126f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 13. Für eine Diskussion weiterer potentieller Probleme von Kryptowährungsdaten sei zudem die Arbeit von Alexander/Dakos (2020) empfohlen.

¹²⁶⁴ Vgl. Glas/Poddig (2018), S. 113; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 13. Die Autoren Glas/Poddig (2018) wählen ein monatliches Beobachtungsintervall, bei dem ein Großteil der erhobenen Daten verloren ging, weil nur 57 Monate statt 1.710 Tage als Datenpunkte Berücksichtigung fanden. Gerade kurzfristige Wertschwankungen werden dann nicht mehr adäquat abgebildet. Vgl. hierzu Glas/Poddig (2018), S. 113.

¹²⁶⁵ Vgl. für dieses Kapitel (sofern nicht anderweitig zitiert) Schmitz/Hoffmann (2021), S. 13-15.

Glas/Poddig (2018) praktiziert, in der ex post Eliminierung (temporär bzw. final) inaktiver Titel.¹²⁶⁶ Allerdings wäre dieser Ansatz nicht nur keine Lösung für den bereits erwähnten Survivorship Bias in den Daten, weil hier ein Großteil der zum Stichtag 01.01.2014 erhobenen Kryptowährungszeitreihen dann sogar schon von Beginn an unberücksichtigt bliebe¹²⁶⁷, sondern gleichzeitig auch nicht praktikabel für Investoren, da diesen ex ante nicht bekannt ist, welche Titel in Zukunft inaktiv werden¹²⁶⁸ und deshalb nicht im Anlageuniversum berücksichtigt werden sollten. Insofern gilt es nachfolgend, ein ex ante formuliertes, regelbasiertes Fundament zur Indexkonstruktion zu erschaffen, das den Besonderheiten von Kryptowährungsdaten Rechnung trägt und daher den Markt optimalerweise in der größtmöglichen Breite abzubilden versucht, um immerhin die der Inaktivität oftmals vorseilenden Wertverluste solcher Dead Coins einzufangen.¹²⁶⁹

Darüber hinaus denkbare Ideen wie z.B. eine an das Vorsichtsprinzip aus dem deutschen Bilanzierungsrecht (§ 252 Abs. 1 Nr. 4 HGB) oder an das Impairment (IAS 36) aus den International Financial Reporting Standards (IFRS) angelehnte, fiktive Abschreibung der Vermögensposition aller inaktiv gewordenen Kryptowährungen zum Aussterbezeitpunkt (diskrete Rendite = -100 %)¹²⁷⁰ wären im aktuellen Kontext u.a. auch deshalb impraktikabel, weil (i) in der Literatur keine Einigkeit über die konkreten Kriterien und Zeitpunkte zum Vorliegen des Deadcoin-Status erzielt wurde und weil (ii) ex ante für die Investoren noch gänzlich unklar ist, ob es sich lediglich um eine kurzfristige oder doch um eine finale Inaktivität des betroffenen Coins handelt (s. Kap. 2.2.2).¹²⁷¹ Insofern lässt sich hier – in Anlehnung an Glas/Poddig (2018) – nur argumentieren, dass sich die Renditen des Kryptowährungsindex c.p. weiter verschlechtern würden, sofern sich die Inaktivität von Kryptowährungen methodisch angemessen identifizieren und modellieren ließe.¹²⁷²

¹²⁶⁶ Vgl. Börner et al. (2021c), S. 4; Glas/Poddig (2018), S. 112.

¹²⁶⁷ Vgl. ähnlich Börner et al. (2021c), S. 4. Eine Umsetzung dieser Methodik für den Datensatz von Schmitz/Hoffmann (2021) hätte zur Folge gehabt, dass lediglich 15 der ursprünglich 66 berücksichtigten Kryptowährungen ($\hat{=}$ 22,73 %) erhalten geblieben wären. Selbst bei einer Umsetzung des Last-Observation-Carried-Forward-(LOCF)-Verfahrens (= Fortschreibung des letzten bekannten Kurswertes bis ein neuer Kurswert berichtet wird) auf Datenlücken von jeweils bis zu 4 Wochen wie u.a. bei Börner et al. (2021b) entstünde trotz Adjustierung nur ein Datensatz mit 27 der 66 ursprünglich erhobenen Kryptowährungen ($\hat{=}$ 40,91 %). Vgl. hierzu Börner et al. (2021b), S. 6; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 43.

¹²⁶⁸ Vgl. Glas/Poddig (2018), S. 108; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 11 (inkl. Fn. 7).

¹²⁶⁹ Vgl. Fantazzini/Zimin (2020), S. 23f.; Glas/Poddig (2018), S. 112-114; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 10-13.

¹²⁷⁰ Ein ähnliches Verfahren wird z.B. auch von den STOXX-Aktienindizes beim Aussterben eines Unternehmens durchgeführt. Vgl. hierzu STOXX (2020), S. 26.

¹²⁷¹ Vgl. Kap. 2.2.2; § 252 Abs. 1 Nr. 4 HGB; Fantazzini/Zimin (2020), S. 23f.; Feder et al. (2018), S. 6; IFRS Foundation (2021); Schmitz/Hoffmann (2021), S. 5 (inkl. Fn. 3), 10; STOXX (2020), S. 26.

¹²⁷² Vgl. Glas/Poddig (2018), S. 114; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 10, 74.

Zur Umsetzung der zuvor beschriebenen Anforderungen an den einzusetzenden gleichgewichteten Kryptowährungsindex wird bei Schmitz/Hoffmann (2021) stattdessen zunächst eine regelmäßige Anpassung der Indexbreite im Zeitablauf (dynamische Indexbreite) eingeführt, wie sie auch schon erfolgreich beim CRIX von Trimborn/Härdle (2018) implementiert wurde.¹²⁷³ Eine solche Korrektur der Indexbreite im Zeitablauf ist dabei methodisch nicht ungewöhnlich, sondern steht vielmehr im Einklang mit den Berechnungsgrundsätzen etablierter Indizes auf dem Kapitalmarkt.¹²⁷⁴ So wurden beispielsweise im Rahmen der Reform bestehender (Aktien-) Indizes der Deutschen Börse im September 2018 der MDAX von 50 auf 60 Titel aufgestockt, der SDAX sogar von 50 auf 70 Titel.¹²⁷⁵ Neben solchen zumeist außerplanmäßigen Größenanpassungen ist es auch denkbar, dass eine solche Neubewertung der Indexbreite (wie z.B. im Kryptowährungskontext beim CRIX) auch turnusmäßig vorgenommen wird.¹²⁷⁶ Durch eine solche Breitenanpassung kann sich der EWCI im Rahmen eines gezielten Rebalancings aller (zwischenzeitlich) inaktiv gewordenen Kryptowährungen entledigen und weiterhin die Entwicklung der aktiven Kryptowährungen verfolgen.¹²⁷⁷ Aufgrund der oben erwähnten Möglichkeit der Reaktivierung solcher inaktiv gewordenen Titel müsste ein solcher Index zudem auch eine erneute Aufstockung ermöglichen.

Allerdings ist es bei einem solchen Ansatz auch von zentraler Bedeutung, sowohl die Marktabdeckung als auch die Stabilität eines solchen Indexes auszubalancieren.¹²⁷⁸ Denn einerseits unterliegt der Umfang des aktiven Kryptowährungsuniversums im wöchentlichen Takt Änderungen in seiner Zusammensetzung (s. Kap. 2.2.2), sodass es bei einer kompletten Verwendung des aktiven Teils des hier betrachteten Kryptowährungsuniver-

¹²⁷³ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 14; Trimborn/Härdle (2018), S. 108, 113. Dem entgegen scheint die Variante einer festen Indexbreite nur dann ein passender Ansatz zu sein, wenn ein relativ stabiler Markt abgebildet werden soll. Hinzu kommt, dass bei der Umsetzung einer solchen Variante infrage zu stellen wäre, ob ein Index mit einer (möglicherweise sogar diskretionär festgelegten) Breite jederzeit alle für die repräsentative Abbildung des Gesamtmarktes relevanten Titel enthält oder ob darüber hinaus nicht auch noch weitere Titel existieren, die optimalerweise noch in diesen einfließen müssten. Deshalb sind am Markt bei solchen Indizes vereinzelt außerplanmäßige Änderungen der Indexbreite beobachtbar. Vgl. hierzu Janßen/Rudolph (1992), S. 8-11; STOXX (2021b), S. 9; thecrix.de (2021); Trimborn/Härdle (2018), S. 109, 117.

¹²⁷⁴ Vgl. exemplarisch STOXX (2021b), S. 9.

¹²⁷⁵ Vgl. STOXX (2021b), S. 9.

¹²⁷⁶ Vgl. thecrix.de (2021); Trimborn/Härdle (2018), S. 113.

¹²⁷⁷ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 14; Trimborn/Härdle (2018), S. 113f.

¹²⁷⁸ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 14.

sums in der Indexberechnung zu ständigen Änderungen der Indexzusammensetzung sowie (damit verbunden) auch der Indexbreite käme.¹²⁷⁹ Gleichzeitig liegt die für einen Index notwendige Stabilität aber gerade in dessen Kontinuität, welcher allerdings zu häufige Anpassungen (s.o.) widersprechen würden.¹²⁸⁰ Durch die bewusst schmal gewählte Marktabdeckung erreichen es Trimborn/Härdle (2018), die Breite ihres CRIX nur quartalsweise anpassen zu müssen.¹²⁸¹ Dies hätte auf den ersten Blick den Vorteil, dass inaktiv werdende Titel entweder erst gar nicht im Index enthalten sind oder jeder herausfallende Titel jederzeit durch einen anderen, zuvor nicht im Index enthaltenen, aktiven Titel ersetzt werden könnte.¹²⁸² Da das hier gewählte Kryptowährungsuniversum zur Reduktion eines Survivorship Bias durch den EWCI aber möglichst breit abgedeckt werden soll, ist dieser Ansatz im aktuellen Kontext jedoch nicht zielführend.

Zur Überbrückung dieses offensichtlichen Trade-offs von Indexbreite und -stabilität wird die bereits skizzierte Idee einer flexiblen Indexbreite mit der zusätzlichen Berücksichtigung einiger ex ante definierter Regeln zur Herstellung einer verbesserten Indexstabilität kombiniert.¹²⁸³ Dazu wird jeweils zu Monatsbeginn zunächst die Anzahl in den Index einfließender Titel basierend auf der Breite des aktiven Teils des ursprünglichen Kryptowährungsuniversums neu bestimmt. Zur Verbesserung der Indexstabilität, d.h. zur Senkung der Frequenz nötiger Breitenanpassungen, wird das Verfahren von Trimborn/Härdle (2018) genutzt und die (dynamische) Breite des Indexes jeweils in Fünferschritten (oder Vielfachen davon) adjustiert.¹²⁸⁴ Diese Festlegung lehnt sich dabei an die Größe etablierter Finanzindizes an, die in der Regel ein Wertpapieruniversum umfassen, dessen Größe durch fünf (oder Vielfachen davon) teilbar ist.¹²⁸⁵ Im Gegensatz zu den Autoren Trimborn/Härdle (2018), deren Indexgröße aufgrund ihrer divergierenden Zielsetzung zusätzlich über ein mathematisches Optimierungsmodell fundiert wird, ist der Ansatz des EWCI zur Erreichung einer möglichst breiten Abdeckung des gewählten Marktausschnittes aber ausschließlich durch die Anzahl aktiver Kryptowährungen getrieben.¹²⁸⁶ Letzte-

¹²⁷⁹ Vgl. Kap. 2.2.2; El Bahrawy et al. (2017), S. 3; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 14. Ein Beleg dieser These wird zudem in Kap. 4.3.2.2.3 (Abb. 26) nachgereicht.

¹²⁸⁰ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 14; STOXX (2021b), S. 11.

¹²⁸¹ Vgl. Trimborn/Härdle (2018), S. 109, 113.

¹²⁸² Vgl. Trimborn/Härdle (2018), S. 109, 113f.

¹²⁸³ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 14; Trimborn/Härdle (2018), S. 108, 113.

¹²⁸⁴ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 14; Trimborn/Härdle (2016), S. 12; Trimborn/Härdle (2018), S. 115.

¹²⁸⁵ Vgl. Trimborn/Härdle (2016), S. 12. Eine Ausnahme von diesem Zusammenhang stellen häufig Gesamtmarktindizes wie z.B. der S&P Total Market Index dar, in den im Januar 2021 3.808 Titel eingeflossen sind. Vgl. hierzu S&P Global (2021b), o.S; Trimborn/Härdle (2016), S. 6, 12.

¹²⁸⁶ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 14; Trimborn/Härdle (2018), S. 110-113.

res Vorgehen ähnelt der Methodologie gängiger Gesamtmarktmarktindizes am Aktienmarkt wie z.B. dem S&P Total Market Index, der sich zur Approximation des US-Aktienmarktes allen US-Aktien mit verfügbaren Kursdaten bedient.¹²⁸⁷

In der Implementierung bedeutet dies: Die (dynamische) Indexbreite k_t erfüllt bei 66 ursprünglich erhobenen Kryptowährungen dann formal die Eigenschaft

$$k_t = \text{AKT}_{t_l} - (\text{AKT}_{t_l} \bmod 5) \quad (\text{mit } \text{AKT}_{t_l} \geq 1) \quad (7)$$

und lässt sich dann als diejenige Marke unter allen potentiellen, durch den Faktor 5 dividierbaren (positiven) Marken definieren, die am nächsten an die Anzahl aller am maßgeblichen (l-ten) Anpassungsstichtag t_l aktiven Titel im gewählten Kryptowährungsuniversum (AKT_{t_l}) herankommt¹²⁸⁸, aber gleichzeitig keinesfalls oberhalb dieser Schranke liegen darf, da eben nicht mehr als die (aktuell) aktiven Titel in den Index einfließen können.¹²⁸⁹ Solche größeren Änderungsschritte besitzen dabei den Vorteil, dass Breitenanpassungen des Indexes seltener vorgenommen werden müssen, da die Indexbreite so lange nicht mehr nachjustiert werden muss, wie sich die Größe des aktiven Kryptowährungsuniversums zum Anpassungszeitpunkt ($t = t_l$) noch innerhalb des Intervalls

$$k_{t_{l-1}} \leq \text{AKT}_{t_l} < k_{t_{l-1}} + 5 \quad (8)$$

bewegt.¹²⁹⁰ In der Folge werden dann nur sehr wenige (aktive) Einzeltitel aus dem Index ausgeklammert, aber gleichzeitig die Anpassungsfrequenz des Indexes deutlich reduziert und somit die Stabilität des Indexes wiederum erhöht.¹²⁹¹

¹²⁸⁷ Vgl. S&P Global (2021b), o.S.; S&P Global (2021c), S. 10; Trimborn/Härdle (2016), S. 6; Trimborn/Härdle (2018), S. 109.

¹²⁸⁸ Für den (im hier dargelegten Analyserahmen irrelevanten) Sonderfall mit weniger als fünf aktiven Einzeltiteln am Stichtag t_l im gewählten Kryptowährungsuniversum ($1 \leq \text{AKT}_{t_l} < 5$) würde hingegen eine Indexbreite von 0 resultieren und der EWCI würde bewusst nicht mehr berechnet werden. Dadurch erfüllt der EWCI auch die bereits in Kap. 4.3.2.1.2 erwähnten Diversifikationsvorschriften der ESMA für Finanzindizes. Vgl. Kap. 4.3.2.1.2; European Securities and Markets Authority (2014), Rz. XIII, Nr. 49; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 10, 14.

¹²⁸⁹ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 14. Dabei sei \bmod hier eine Modulo-Funktion. Vgl. hierzu Berentsen/Schär (2017), S. 152f. Exemplarisch bedeutet Gleichung (7) für die Umsetzung: Wenn in t_l das aktive Kryptowährungsuniversum dem gesamten Kryptowährungsuniversum entspräche ($\text{AKT}_{t_l} = 66$), so wäre eine Indexbreite von $k_{t_l} = 65$ zu wählen. Würde dieses aktive Universum in t_{l+1} auf $\text{AKT}_{t_{l+1}} = 59$ schrumpfen, so wäre eine Indexbreite von $k_{t_{l+1}} = 55$ zu wählen. Erfolgt in t_{l+2} eine Erholung auf $\text{AKT}_{t_{l+2}} = 63$, so müsste die Indexbreite wieder auf $k_{t_{l+2}} = 60$ aufgestockt werden.

¹²⁹⁰ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 14. In hier verwendeten Notation sei $k_{t_{l-1}}$ dann die Indexbreite zum (l-1)-ten Rebalancing-Zeitpunkt.

¹²⁹¹ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 14. Dieses Ergebnis wird sich im Nachgang auch bei einer Betrachtung der Indexbreite des EWCI sowie der prozentualen Abdeckung des aktiven Kryptowährungsuniversums durch den EWCI im Zeitablauf bestätigen (s. Kap. 4.3.2.2.3). Trimborn/Härdle (2018) schaffen – jedoch in Kombination mit einer schmaleren Indexbreite – sogar eine quartalsweise Anpassung der Indexbreite. Vgl. hierzu Kap. 4.3.2.2.3; Trimborn/Härdle (2018), S. 113f.

Neben der Indexbreite müssen durch die ständigen Änderungen des aktiven Kryptowährungsuniversums auch die in den Index einfließenden Titel neu ausgewählt werden, was hier – analog zu den Überlegungen der Indexbreite – beim EWCI ebenfalls jeweils zu Monatsbeginn erfolgen soll.¹²⁹² In der Berechnungsmethodik bestehender Kryptowährungsindizes wie z.B. dem CRIX ist aufgrund der extremen Marktentwicklungen, wie z.B. der kurzfristig eintretenden Inaktivität zuvor bedeutender Coins (s. Kap. 2.2.2), ebenso eine monatliche Re-Allokation üblich, um stets das aktuelle Momentum auf dem Markt durch die Anpassung an die neue Informationslage abzubilden.¹²⁹³

Zur Umsetzung dieses Konzeptes werden beim EWCI in Anlehnung an Trimborn/Härdle (2018) zu jedem Anpassungszeitpunkt t_1 (genauer: am Tag des ersten Wochenschlusses eines jeden Monats) zunächst alle (aktiven) Kryptowährungen anhand ihrer Marktkapitalisierung absteigend sortiert (Top-Down-Ansatz).¹²⁹⁴ Aus diesem Kontinuum werden dann die größten k_{t_1} Kryptowährungen nach Marktkapitalisierung in den Index einbezogen. Inaktive Titel werden dabei bewusst an das Ende dieser Reihenfolge gesetzt und herausrotiert, wieder aktiv gewordene Titel können je nach Platzierung im Ranking wieder aufgenommen werden. Dabei werden nur diejenigen Kryptowährungen zum Stichtag als aktiv angesehen, für die an jenem Stichtag gültige Kurs- und Marktkapitalisierungsdaten zu finden sind. Existieren darüber hinaus für am Stichtag noch als aktiv berücksichtigte Kryptowährungen zwischen den Stichtagen Datenlücken (von bis zu 4 Wochen) hinsichtlich ihrer Kursdaten, so werden diese – ebenso analog zu Trimborn/Härdle (2018) – durch Fortschreibung des letzten bekannten Kurses, d.h. dem sog. Last-Observation-Carried-Forward-(LOCF)-Verfahren, geschlossen.¹²⁹⁵ Dieser Methode bedienen sich auch eine Vielzahl internationaler Aktien- oder Anleihenindizes (wie

¹²⁹² Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 14. Dieses Intervall mag bei einem Blick auf die quartalsweise Anpassung bekannter Aktienindizes (z.B. DAX30, S&P500) ungewöhnlich kurz erscheinen. Allerdings ist jenseits dieser Indizes z.B. auch für andere etablierte Assetklassen eine monatliche Re-Allokation der Indexbestandteile üblich. Exemplarisch empfiehlt Brown (1994) auch für Anleihen-Indizes eine derartige monatliche Re-Allokation des Indexes im Hinblick auf seine Bestandteile. Vgl. hierzu Brown (1994), S. 15; Deutsche Börse (2021); S&P Global (2021a), o.S.; Trimborn/Härdle (2018), S. 113f.

¹²⁹³ Vgl. Kap. 2.2.2; Trimborn/Härdle (2018), S. 113.

¹²⁹⁴ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 14; Trimborn/Härdle (2018), S. 109, 113f.

¹²⁹⁵ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 14f.; Trimborn/Härdle (2018), S. 113f. Eine Beschreibung dieses LOCF-Verfahrens befand sich bereits in Fn. 1267.

z.B. die STOXX-Indexfamilien), wengleich auch in einem leicht abweichenden Anwendungskontext.¹²⁹⁶ Denn dort kommt dieses Instrument etwa dann zum Einsatz, wenn aufgrund nationaler Feiertage für bestimmte Titel keine aktuellen Kurse verfügbar sind, während in anderen Ländern die Börsen geöffnet sind.¹²⁹⁷ Generell ist es das Ziel eines Kryptowährungsindex, die Bewegungen des Kryptowährungsmarktes adäquat abzubilden.¹²⁹⁸ Durch die Fortschreibung des letzten Beobachtungswertes inaktiver Titel gewährleistet die LOCF-Methode konsistent zu diesem Ziel, dass der Index insensitiv gegenüber diesem inaktiven Titel wird.¹²⁹⁹ Andere statistische Imputationsverfahren wie z.B. die Verwendung regressionsbasierter Prognosewerte für die fehlenden Datenpunkte könnten dies nicht gewährleisten, weil die Daten dadurch möglicherweise in die falsche Richtung verändert werden könnten.¹³⁰⁰ Nichtsdestotrotz stellt auch das LOCF-Verfahren einen Eingriff in den Datensatz dar, sodass es bei der Berechnung des EWCI auch nur dosiert auf kürzere Zeiträume eingesetzt wird.¹³⁰¹

4.3.2.2.2 Konzeption der Indexgewichtung und -umschichtung

Diesen zuvor auf konzeptioneller Ebene aufbereiteten Ansatz zur dynamischen Formulierung der Indexbreite, zur Titelselektion, zur Indexgewichtung sowie zur Anpassungsfrequenz des EWCI überführen Schmitz/Hoffmann (2021) dann in eine mathematische Formalisierung der Kursberechnung sowie des Rebalancings ebenjenes Indexes.¹³⁰²

Anknüpfend an die im vorigen Abschnitt aufbereiteten Grundlagen lässt sich der Kurs des EWCI zum Zeitpunkt t (EWCI_t) als leichte Abwandlung zu den Berechnungsformeln bereits existierender Kryptowährungsindizes (z.B. CRIX, CCI30) über den Ansatz

$$\text{EWCI}_t = \frac{\sum_{i=1}^{66} w_{i,t} \left(P_{i,t} \cdot \frac{100}{P_{i,0}} \right)}{\Psi_t} \quad (9a)$$

$$\text{u.d.N.} \quad w_{i,t} = \left\{ \begin{array}{ll} \frac{1}{k_t} & \text{wenn } \text{Rang}_{i,t_1}^{\text{MC}} \leq k_{t_1} \\ 0 & \text{sonst} \end{array} \right\} \quad (9b)$$

¹²⁹⁶ Vgl. Brown (1994), S. 15; STOXX (2020), S. 9; STOXX (2021c), S. 12.

¹²⁹⁷ Vgl. Brown (1994), S. 15; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 14f. (inkl. Fn. 9); STOXX (2020), S. 9; STOXX (2021a); STOXX (2021c), S. 12.

¹²⁹⁸ Vgl. Trimborn/Härdle (2018), S. 113.

¹²⁹⁹ Vgl. Trimborn/Härdle (2018), S. 113.

¹³⁰⁰ Vgl. Söhnchen (2009), S. 125-129; Trimborn/Härdle (2018), S. 113.

¹³⁰¹ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 14f. (inkl. Fn. 10); Söhnchen (2009), S. 126f.

¹³⁰² Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 15. Ergänzend hierzu findet sich in Appendix A.2.1 (Abb. 53) eine Übersicht über alle im Zeitablauf in den EWCI einfließenden Titel inkl. ihrer jeweiligen Gewichtungen.

ermitteln.¹³⁰³ In diese Berechnungsformel fließen dabei zwar formal zunächst die individuellen Kursdaten $P_{i,t}$ aller 66 erhobenen Kryptowährungen zum Zeitpunkt t ein.¹³⁰⁴ Zur Umsetzung der dynamisch festgelegten Indexbreite k_t beeinflussen aber nur solche Titel (gleichgewichtet: $w_{i,t} = \frac{1}{k_t}$) die Indexberechnung im Zeitpunkt t , deren individuelle Platzierung im Marktkapitalisierungsranking zum maßgeblichen (l-ten) Anpassungszeitpunkt t_l ($\text{Rang}_{i,t_l}^{\text{MC}}$) unter den ersten k_{t_l} Titeln liegt, während der Rest mit einem Nullgewicht ($w_{i,t} = 0$) aussortiert wird.¹³⁰⁵ Der ebenso in der Berechnungsformel berücksichtigte Faktor $\frac{100}{P_{i,0}}$ dient dazu, den Startwert der Einzeltitel (und somit auch des gesamten Indexes) analog zu den Benchmark-Assets auf 100 (Index-) Punkte zu normieren.¹³⁰⁶

Aufgrund der im Zeitablauf wechselnden Indexbreite und -zusammensetzung, die beim EWCI beide über eine Veränderung der jeweiligen Indexgewichte abgebildet werden, muss auch noch ein entsprechendes Rebalancing des Indexes ermöglicht werden.¹³⁰⁷ Für dessen Umsetzung bedient sich die Indexberechnung (s.o.) – erneut in Anlehnung an die Ansätze bestehender Kryptowährungsindizes (z.B. CCI30, CRIX) – eines weiteren Normierungsfaktors Ψ_{t_l} , der für die neue Indexzusammensetzung so definiert wird, dass

$$\frac{\sum_{i=1}^{66} w_{i,t_{l-1}} \left(p_{i,t_l} \cdot \frac{100}{p_{i,0}} \right)}{\Psi_{t_{l-1}}} = \text{EWCI}_{\text{alt},t_l} = \text{EWCI}_{\text{neu},t_l} = \frac{\sum_{i=1}^{66} w_{i,t_l} \left(p_{i,t_l} \cdot \frac{100}{p_{i,0}} \right)}{\Psi_{t_l}} \quad (10)$$

gilt, d.h., dass der Indexwert des EWCI zum Anpassungszeitpunkt t_l in der jener neuen Index-Zusammensetzung und Gewichtung w_{i,t_l} und skaliert über Ψ_{t_l} ($\text{EWCI}_{\text{neu},t_l}$) nun mit dem Indexwert in der alten Zusammensetzung und Gewichtung $w_{i,t_{l-1}}$ und noch skaliert mit dem zuvor gültigen Normierungsfaktor $\Psi_{t_{l-1}}$ ($\text{EWCI}_{\text{alt},t_l}$) übereinstimmen soll.¹³⁰⁸ Dass der EWCI formal nicht als Total Return Index konstruiert wurde, sondern ausschließlich Kursdaten in die Indexkalkulation eingeflossen sind (Preisindex), erscheint an dieser Stelle unschädlich, da Investoren ihre Renditen im Kryptowährungskontext ohnehin nur über Kursänderungen generieren und z.B. im Gegensatz zu Aktien oder Anleihen keine Dividenden- oder Kuponzahlungen (s. Kap. 3.1.2.2.1.3) fließen, die in der

¹³⁰³ Vgl. CCI30.com (2021); Rivin/Scevola (2017), S. 1f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 15; Trimborn/Härdle (2018), S. 108-110, 113-115.

¹³⁰⁴ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 15.

¹³⁰⁵ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 15 (inkl. Fn. 12).

¹³⁰⁶ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 15; Trimborn/Härdle (2018), S. 110f. $P_{i,0}$ ist dabei der Kurs des Assets i zum Beginn des Beobachtungszeitraumes. Vgl. hierzu implizit Schmitz/Hoffmann (2021), S. 15.

¹³⁰⁷ Vgl. CCI30.com (2021); Schmitz/Hoffmann (2021), S. 15; Trimborn/Härdle (2018), S. 113f.

¹³⁰⁸ Vgl. CCI30.com (2021); Rivin/Scevola (2017), S. 1f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 15; Trimborn/Härdle (2018), S. 109-111.

Zwischenzeit wieder angelegt werden könnten und somit die spätere Renditeberechnung verzerren würden.¹³⁰⁹

4.3.2.2.3 Überprüfung der Qualität des Kryptowährungsindexes EWCI

Anhand der vorigen Ausführungen zum EWCI konnten dessen konzeptionelle und mathematische Grundlagen zwar bereits deutlich herausgestellt werden, doch lässt sich dessen individuelle Qualität als Benchmark zur Abbildung des ausgewählten Kryptowährungsuniversums daran noch nicht beurteilen. Deshalb soll diese Indexqualität in Ergänzung zur Studie von Schmitz/Hoffmann (2021)¹³¹⁰ nachfolgend noch einmal genauer untersucht und diskutiert werden.

Zur Beantwortung dieser Frage wird dabei zunächst die Erfüllung der von Sharpe (1992) formulierten und in Bruns/Meyer-Bullerdiel (2020) weiter ergänzten, wesentlichen Anforderungen an Benchmarks diskutiert, nämlich (i) ihre reale Erwerbbarkeit, (ii) ein kostengünstiger realer Erwerb, (iii) eine ausreichende Indexdiversifikation, (iv) ihre ex ante Bekanntheit vor dem Treffen von Investitionsentscheidungen, sowie (v) die Gleichheit der (u.a. rechtlichen) Restriktionen sowohl für den Index als auch für das durch diesen Index repräsentierte Portfolio.¹³¹¹

Als Resultat ergibt sich, dass der EWCI diese Anforderungen (noch) nicht vollumfänglich erfüllen kann, was jedoch in einigen Punkten auch für die konkurrierenden Kryptowährungsindizes (wie z.B. den CRIX) gilt. Zwar wären theoretisch beide Indizes aufgrund ihrer regelbasierten Konstruktionsweise ex ante vor dem Treffen von Investitionsentscheidungen konstruierbar gewesen (ad (iv)).¹³¹² Doch bestehen beim EWCI etwa mögliche Zweifel, ob dieser durch die bewusste Integration kleinerer Titel mit geringer Marktkapitalisierung und -liquidität¹³¹³ wie gefordert jederzeit, in vollem Umfang sowie in der gewünschten (Gleich-) Gewichtung repliziert werden kann – und falls ja, wie kostengünstig dies möglich wäre.¹³¹⁴ Hierbei wären schmalere, marktkapitalisierungs- oder

¹³⁰⁹ Vgl. Kap. 3.1.2.2.1.3; Meier/Hansen/Mendle (2019), S. 25; Ranganatham/Madhumathi (2012), S. 555; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 15 (inkl. Fn. 11).

¹³¹⁰ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021).

¹³¹¹ Vgl. Bruns/Meyer-Bullerdiel (2020), S. 61-63; Sharpe (1992), S. 16.

¹³¹² Vgl. Kap. 4.3.2.2.2; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 14; Trimborn/Härdle (2018), S. 108, 113f.

¹³¹³ Solche Titel können von den Investoren möglicherweise nicht in gewünschter Menge oder nur zu einem gegenüber dem fairen Wert erhöhten Kurs erworben werden. Vgl. hierzu Bruns/Meyer-Bullerdiel (2020), S. 61.

¹³¹⁴ Vgl. allgemein Bruns/Meyer-Bullerdiel (2020), S. 61; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 11; Trimborn/Härdle (2018), S. 109f.; Trimborn/Li/Härdle (2020), S. 281, 287.

handelsvolumen-basierte Indizes gemäß Trimborn/Härdle (2018) nicht nur leichter replizierbar, sondern auch bei den obigen Liquiditätsüberlegungen im Vorteil, weil dort ohnehin nur die größten, meistgehandelten Titel einfließen und deren Indexgewicht dann auch noch von der Höhe ihrer Marktkapitalisierung bzw. Handelsvolumen abhängt.¹³¹⁵

Nichtsdestotrotz werden aktuell nicht nur für den selbstkonstruierten EWCI, sondern – trotz ihrer punktuellen Vorteile – auch für die vorgenannten Indexalternativen an regulierten Börsen keine Indexzertifikate oder ETFs gehandelt, die anstelle der Direktanlage in die einfließenden Einzeltitel eine besonders einfache und kostengünstige Replikation dieser Indizes gebündelt in einem Wertpapier¹³¹⁶ erlaubt hätten. Gerade im Hinblick auf die Zulassung solcher ETFs wurde in Kap. 4.3.2.1.2 bereits aufgezeigt, dass z.B. ebenjene marktkapitalisierungsbasierten Indizes die von der ESMA vorgegebenen Kriterien zur Mindestdiversifikation eines nachzubildenden Indexes aufgrund der hohen Bitcoin-Dominanz bei den Marktanteilen nach Marktkapitalisierung ggf. nicht immer hinreichend erfüllen könnten, was mangels ausreichender Diversifikation (ad (iii)) regulatorisch dann dazu führen würde, dass derartige Indizes für manche Investorengruppen nicht mehr so einfach replizierbar wären (ad (v)).¹³¹⁷ Zudem zeigen etwa Ansätze wie z.B. das Tracking-Error- oder das Core-Satellite-Verfahren, dass für die (näherungsweise) Replikation eines Indexes nicht alle Titel erworben werden müssen, sondern nur eine geschickt zusammengestellte Auswahl, was zumindest ersteres Argument von Trimborn/Härdle (2018) abschwächt.¹³¹⁸ Gleichzeitig ermöglicht es die gewählte Architektur des EWCI, neben der Erfüllung der zuvor angesprochenen Kriterien (iii) und (v) auch noch den Survivorship Bias in den Kryptowährungsdaten in bestmöglichem Maße zu reduzieren.¹³¹⁹ Die oben erwähnten, potentiellen Liquiditätsprobleme im Rahmen einer praktischen Replikation des EWCI sind zwar – zumindest theoretisch – anzuerkennen, müssen allerdings auch nicht zwingend durch die Indexarchitektur (z.B. über eine Marktkapitalisierungsgewichtung) abgefangen werden, sondern können alternativ auch durch eine bewusste Restriktion des Umfangs des Kryptowährungshandels adressiert werden.¹³²⁰

¹³¹⁵ Vgl. Trimborn/Härdle (2018), S. 108-110, 113f.

¹³¹⁶ Vgl. Gallati (2011), S. 237; Horn/Oehler (2020), S. 492.

¹³¹⁷ Vgl. Kap. 4.3.2.1.2; Bruns/Meyer-Bullerdiel (2020), S. 62; European Securities and Markets Authority (2014), Rz. XIII, Nr. 49; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 10.

¹³¹⁸ Vgl. Bruns/Meyer-Bullerdiel (2020), S. 194-199, 201f.; Trimborn/Härdle (2018), S. 108-110, 113f.

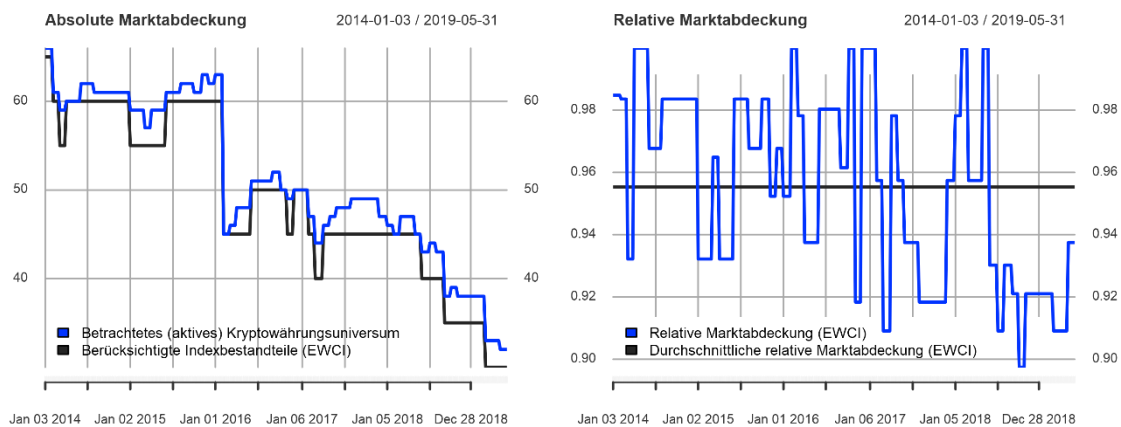
¹³¹⁹ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 9-11.

¹³²⁰ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 12, 65-69; Trimborn/Härdle (2018), S. 109f.; Trimborn/Li/Härdle (2020), S. 287-289.

Neben dieser Perspektive auf die Indexqualität des EWCI wäre des Weiteren auch noch aufschlussreich zu analysieren, wie breit der EWCI den jeweils aktiven Teil des ex ante definierte Kryptowährungsuniversums abdecken kann. Dafür wird hier dessen absolute (MA_t^{abs}) und relative Marktabdeckung (MA_t^{rel}) im Zeitablauf herangezogen: Während erstere einfach über die Anzahl der zu jedem Zeitpunkt t im Index berücksichtigten Kryptowährungen k_t abbildbar ist, kann letztere zu einem Zeitpunkt t über die Formel

$$MA_t^{rel} = \frac{MA_t^{abs}}{AKT_t} \quad (11)$$

und somit über das Verhältnis der absoluten Marktabdeckung zum Zeitpunkt t (MA_t^{abs}) im Vergleich zur Anzahl aller zu diesem Zeitpunkt im gewählten Kryptowährungsuniversum aktiven Kryptowährungen (AKT_t) berechnet werden.¹³²¹ Soll diese im Zeitablauf schwankende Größe auch noch einer aggregierten Betrachtung unterzogen werden, kann zusätzlich dazu noch ein durchschnittlicher (relativer) Marktabdeckungsanteil \overline{MA}^{rel} als Referenzwert herangezogen werden.¹³²²



Index	Absolut (Anzahl der Titel im Index)			Relativ (zum aktiven Kryptouniversum)		
	Minimum	Mittelwert	Maximum	Minimum	Mittelwert	Maximum
EWCI	30,00	48,99	65,00	89,74 %	95,54 %	100,00 %

Abb. 26: Marktabdeckung des konstruierten Kryptowährungsindexes EWCI¹³²³

Obwohl der EWCI zur Verbesserung der Indexstabilität so gewählt wird, dass er den Markt nicht jederzeit deckungsgleich abbildet (s. Kap. 4.3.2.2.1)¹³²⁴, erreicht dieser eine

¹³²¹ Diese Formel ist dabei inhaltlich angelehnt an die klassische Berechnung eines Marktanteils, wie sie z.B. bei Koschnick (1996) vorgestellt wird. Vgl. hierzu Koschnick (1996), S. 392.

¹³²² Dieser hier berechnete, durchschnittliche (relative) Marktabdeckungsanteil ergibt sich über die Formel $\overline{MA}^{rel} = \sum_{t=1}^T \frac{1}{t} MA_t^{rel}$ als arithmetisches Mittel der jeweiligen (relativen) Marktabdeckungen über alle Zeitpunkte t .

¹³²³ Eigene Berechnungen.

¹³²⁴ Vgl. Kap. 4.3.2.2.1; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 14. Die Reduktion notwendiger Re-Allokationen des EWCI im Vergleich zu einem denkbaren Gesamtmarktindex zeigt auch Abb. 26, da die Größe des Kryptowährungsuniversums deutlich häufiger schwankt als die vorgegebene Indexbreite.

(relative) Marktabdeckung von (temporär) bis zu $\max(MA_t^{\text{abs}}) = 100,00 \%$, einen respektablen Durchschnitt von $\overline{MA^{\text{rel}}} = 95,74 \%$ und ein Minimum von $\min(MA_t^{\text{abs}}) = 89,74 \%$ (s. Abb. 26).

Zur Einordnung dieser Ergebnisse sei aber limitierend erwähnt, dass sich die hier erwähnte Marktabdeckung lediglich auf das ex ante definierte Kryptowährungsuniversum als Gesamtmarktausschnitt zum Stichtag 01.01.2014 (s. Kap. 4.3.2.2.1) bezieht.¹³²⁵ Allerdings enthält auch das hier verwendete Kryptowährungsuniversum Titel diverser Kryptowährungsarten mit unterschiedlichen Größenordnungen z.B. im Hinblick auf Markttiefe und Marktanteile, sodass die Heterogenität des Marktes durch diesen historischen Marktausschnitt dennoch konzeptionell besser abgebildet wird als bereits existierende Ansätze (z.B. mit diskretionär selektierten Kryptowährungskörben).¹³²⁶

Insgesamt wählt der EWCI einen (bewusst) pragmatischen¹³²⁷, aber dennoch durchdachten und regelbasierten Ansatz, der die Entwicklung des ex ante definierten Kryptowährungsuniversums zu einem durchaus gehaltvollen Anteil abzubilden vermag.

4.4 Deskriptive Statistiken zum erhobenen Datensatz

4.4.1 Individuelle Kursentwicklung erhobener Benchmark- und Test-Assets

Nachdem zuvor der Analysedatensatz bestehend aus Benchmark- und Test-Assets vollständig beschrieben wurde, soll nun ein kurzer charakterisierender Überblick über diesen Datensatz anhand verschiedener deskriptiver Statistiken gegeben werden. Diese wurden – bis auf kleinere Ergänzungen – überwiegend für das Projekt Schmitz/Hoffmann (2021) erhoben.¹³²⁸ Bezugnehmend auf diese vorgenannte Arbeit beginnt die Auswertung der deskriptiven Statistiken mit der Beschreibung der historischen Kursentwicklung aller erhobenen Indizes für das abgegrenzte Analysefenster (s. Abb. 27). Diese erlaubt ggf. auch erste Rückschlüsse auf die Rolle der jeweiligen Assetklassen für die in Kap. 4.5 und 4.6 präsentierten Portfolioanalysen.

¹³²⁵ Vgl. Kap. 4.3.2.2.1; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 11f.

¹³²⁶ Vgl. Kap. 4.3.2.1, 4.3.2.2.1, 4.3.2.2.2; Coinmarketcap (2019c); Coinmarketcap (2019d); Schmitz/Hoffmann (2021), S. 8-11, 13, 43.

¹³²⁷ Durch diese Definition eines Kontinuums zu einem ex ante gewählten Stichtag werden auch bewusst weitere Probleme wie z.B. die nicht immer triviale Abgrenzung zu den im Nachgang entstandenen Token (s. Kap. 2.1.2) umgangen.

¹³²⁸ Vgl. für dieses Kapitel (sofern nicht anderweitig zitiert) Schmitz/Hoffmann (2021), S. 15f.

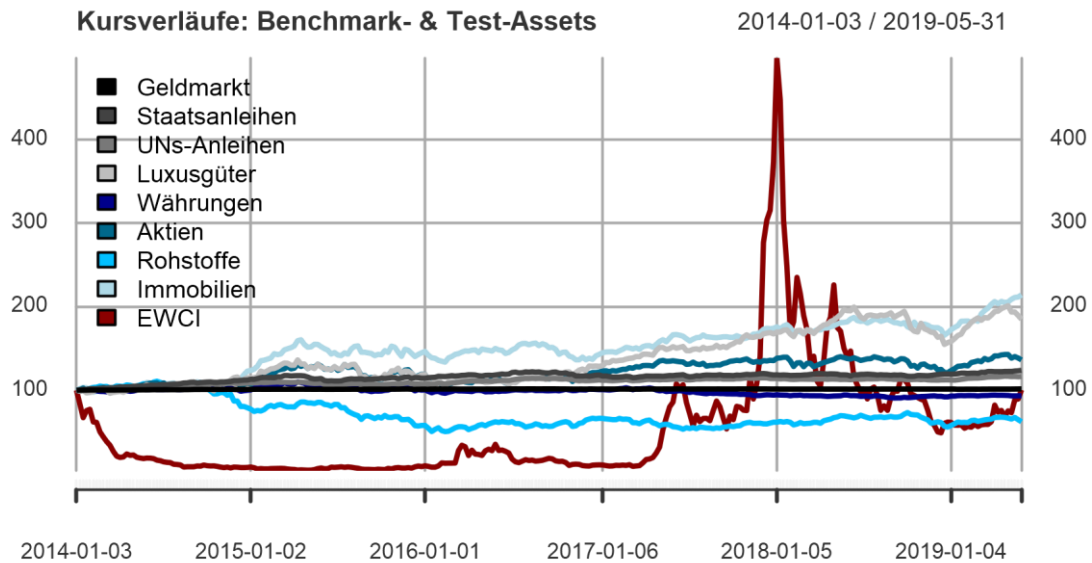


Abb. 27: Kursverläufe der gewählten Indizes für die betrachteten Benchmark- und Test-Assets (in Indexpunkten)¹³²⁹

Anhand dieser Kursentwicklungen fällt auf, dass – abgesehen von den Rohstoffen und dem Währungskorb – alle betrachteten Assetklassen im Zeitablauf insgesamt eine positive Wertentwicklung verzeichnen, d.h., dass sie einen Kurs am Ende des Beobachtungszeitraumes $P_{i,n}$ aufweisen, der oberhalb des jeweiligen Startkurses dieser Assetklassen $P_{i,0}$ liegt – hier: $P_{i,n} > P_{i,0} = 100$ (Index-) Punkte. Kryptowährungen weisen dabei – trotz zwischenzeitlicher Ausbrüche auf bis zu 497,55 Punkte – mit 100,41 Punkten nur den siebthöchsten Abschlusskurs aller Assetklassen auf, der darüber hinaus auch nur knapp über dem Startkurs liegt. Gleichzeitig sind sie aber auch auffallend volatil in ihrer Kursentwicklung. Die in der Tendenz steigenden Kurse der meisten traditionellen Assetklassen vermögen vor dem Hintergrund der durch die Quantitative-Easing-(QE)-Programme der Europäischen Zentralbank ausgelösten Vermögenspreissteigerungen – z.B. auf dem Aktien- oder dem Immobilienmarkt – kaum zu verwundern.¹³³⁰ Trotz des durch das QE-Programm sinkenden Zinsniveaus¹³³¹ sind in den Assetklassen Geldmarkt, Staatsanleihen und Unternehmensanleihen insgesamt dennoch positive Wertentwicklungen zu beobachten. Durch den tendenziellen Wertabfall des definierten Währungskorbes lässt sich auf eine tendenzielle Aufwertung des Euros im Vergleich zu diesen Währungen im Zeitablauf

¹³²⁹ Eigene Berechnungen, bereits (englisch) veröffentlicht bei Schmitz/Hoffmann (2021), S. 16.

¹³³⁰ Vgl. Bernoth/König/Beckers (2016), S. 127, 130-132; Georgiadis/Gräb (2015), S. 8f., 13f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 16; Valiante (2017), S. 602, 606, 617.

¹³³¹ Vgl. Bernoth/König/Beckers (2016), S. 130f.; Georgiadis/Gräb (2015), S. 8; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 16; Valiante (2017), S. 602.

schließen.¹³³² Die tendenziell sinkenden Rohstoffkurse lassen sich zudem durch deren meist nicht vorhandene oder sogar negative Korrelation zu den Aktien- und/oder Anleihemärkten erklären, wobei hier exemplarisch auf die in der Literatur bereits breit diskutierte Rolle von Gold (und anderen Rohstoffen) als Hedge und oftmals auch als sicherer Hafen für diese Märkte verwiesen sei.¹³³³

4.4.2 Individuelle Risiko-Rendite-Profile erhobener Benchmark- und Test-Assets

Für die weitere Beschreibung des Datensatzes und auch die spätere Analyse des Diversifikationsbeitrages von Kryptowährungen werden von nun an nicht mehr Kursdaten, sondern stattdessen die daraus berechneten diskreten Renditen der oben zusammengestellten Benchmark- und Test-Assets verwendet.¹³³⁴ Die bereits aus Gleichung (2) in Kap. 3.1.2.2.1.2 bekannten diskreten Renditen besitzen hier im Vergleich zu den im Finanzkontext¹³³⁵ ebenso geläufigen stetigen Renditen¹³³⁶ (auch: Log-Renditen) den Vorteil, dass sie die sog. Portfolioadditivität¹³³⁷ erfüllen, welche nicht nur die Berechnung von Portfoliorenditen vereinfacht, sondern auch ein wesentliches Erfordernis für die (verläss-

¹³³² Vgl. Clement/Terlau/Kiy (2013), S. 630; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 16.

¹³³³ Vgl. Baur/Lucey (2010), S. 228; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 16; Shahzad et al. (2019), S. 328.

¹³³⁴ Vgl. für dieses Kapitel (sofern nicht anderweitig zitiert) Schmitz/Hoffmann (2021), S. 16-18, 86. Ein graphischer Überblick über die besagten (diskreten) Renditen aller berücksichtigten Assetklassen ist ergänzend hierzu in Appendix A.2.2 (Abb. 54) hinterlegt.

¹³³⁵ Vgl. exemplarisch etwa Petukhina et al. (2020), S. 25.

¹³³⁶ Die stetige Rendite des Assets i zum Zeitpunkt t berechnet sich über die Formel $R_{i,t}^S = \ln\left(\frac{P_{i,t}}{P_{i,t-1}}\right)$ mit den (Preis-) Inputfaktoren aus Gleichung (2) sowie zusätzlich $\ln(\cdot)$ als natürlichem Logarithmus. Gemäß Dorfleitner (2003) besitzen stetige Renditen ihre Vorzüge bei Entwicklungen entlang der Zeitachse (d.h. bei Zeitreihenmodellen), was insbesondere auf ihre Zeitadditivität zurückzuführen ist. Letzteres bedeutet, dass die (kumulierte) Rendite von $t = 0$ nach $t = n$ über das Aufsummieren der Renditen aller Einzelperioden bestimmt werden kann: $R_{i,0:n}^S = R_{i,1}^S + R_{i,2}^S \dots + R_{i,n}^S$. Vgl. hierzu Kap. 3.1.2.2.1.2; Dorfleitner (2003), S. 74; Miskolczi (2017), S. 129.

¹³³⁷ Die Portfolioadditivität bedeutet, dass die Rendite eines Portfolios zum Zeitpunkt t ($R_{p,t}$) als mit den Portfoliogewichten der Einzelassets $\omega_{i,t}$ gewichteter Durchschnitt der jeweiligen Renditen dieser Einzelassets zu ebenjenem Zeitpunkt ($R_{i,t}$) gebildet werden kann: $R_{p,t} = \sum_{i=1}^n \omega_{i,t} R_{i,t}$. Während dieser Zusammenhang zur Berechnung der Portfoliorendite unter der Annahme diskreter Renditen ($R_{i,t} = R_{i,t}^D$) erfüllt ist, gilt diese Linearkombination unter der Annahme stetiger Renditen ($R_{i,t} = R_{i,t}^S$) hingegen nicht: $R_{p,t} \neq \sum_{i=1}^n \omega_{i,t} R_{i,t}^S$. Stattdessen gilt in diesem Falle der nicht-lineare Zusammenhang: $R_{p,t} = \ln\left(\omega_{i,t} e^{R_{i,t}^S}\right)$. Immerhin für Ausprägungen nahe null sind diskrete und stetige Renditen approximativ vergleichbar: $R_{i,t}^S \approx \ln(1 + R_{i,t}^D)$. In diesem Falle liegt der Schluss nahe, dass sowohl die Zeitadditivität (Fn. 1336) als auch die Portfolioadditivität dann für beide Renditeformen (diskret, stetig) approximativ gleichermaßen gelten. Die Annahme von Renditen nahe null ist hier allein aufgrund der in Kap. 3.1.2.2.1.2 bereits identifizierten, hohen Kursvolatilität von Kryptowährungen aber bereits unrealistisch. Unabhängig davon äußert Dorfleitner (2003) aber auch weitere schwerwiegende konzeptionelle Kritikpunkte an dieser Vereinfachung. Vgl. hierzu Kap. 3.1.2.2.1.2; Dorfleitner (2003), S. 74f., 79-82, 85; Miskolczi (2017), S. 128f.

liche) Durchführbarkeit der gemäß Analyseschema (s. Kap. 4.2.2) vorgesehenen Spanning-Tests darstellt.¹³³⁸ Für die dort ebenso vorgesehenen Portfoliooptimierungen scheint diese Auswahl vor dem Hintergrund der Ergebnisse von Dorfleitner (2003) ebenso unproblematisch zu sein, der eine Vorziehenswürdigkeit diskreter Renditen im Portfoliooptimierungskontext erkennt und sogar vor der Gefahr ineffizienter Allokationsergebnisse bei der Verwendung stetiger Renditen in diesem Anwendungskontext warnt.¹³³⁹ In der Folge findet sich die Annahme diskreter Renditen auch in weiteren Studien zum Diversifikationsbeitrag von Kryptowährungen (und anderen Assetklassen).¹³⁴⁰

Auf Basis dieser diskreten Renditen berechnen Schmitz/Hoffmann (2021) dann auch noch Kennzahlen, die eine weitere Aufbereitung des Analysedatensatzes ermöglichen: Dazu zählen – in Anlehnung an die Arbeiten von Glas/Poddig (2018), Glas (2019), Wu/Pandey (2014) und Petukhina et al. (2020) – diverse gängige Rendite-, Risiko- und Performance-Kennzahlen, deren Ausprägungen in Tab. 9 zusammengetragen sind.¹³⁴¹

Gemäß diesen deskriptiven Statistiken bestätigt sich die in Kap. 3.2.2.3 bereits vorweggenommene Feststellung, dass die betrachteten Kryptowährungen ein von den Benchmark-Assets (deutlich) abweichendes Risiko-Rendite-Profil aufweisen:¹³⁴²

Im Hinblick auf die mittlere wöchentliche Rendite stechen Kryptowährungen (1,190 %), wenn überhaupt, nur minimal aus der Masse der anderen Assetklassen heraus. Ein in Anlehnung an Glas (2019) und Glas/Poddig (2018) durchgeführter, ergänzender t-Test bestätigt auch deren Ergebnis, dass dieser Renditemittelwert bei den Kryptowährungen für gängige Signifikanzniveaus nicht signifikant von null abweicht, d.h., im Mittel also weder positive Renditen (Gewinne) noch negative Renditen (Verluste) zu erwarten wären.¹³⁴³ Gleichzeitig zeigt sich anhand der ebenso berechneten (annualisierten) Buy-and-Hold-Rendite, die in Ergänzung zur Betrachtung der durchschnittlichen Wochenrendite nun die Gesamtrendite der Investoren über den Beobachtungszeitraum heranzieht und diese dann

¹³³⁸ Vgl. Kap. 3.1.2.2.1.2, 4.2.2; Dorfleitner (2003), S. 74f., 79-82, 85; Kan/Zhou (2012), S. 147-150; Petukhina et al. (2020), S. 25; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 16f.

¹³³⁹ Vgl. Kap. 4.2.2; Belousova/Dorfleitner (2012), S. 2458 (inkl. Fn. 4); Dorfleitner (2003), S. 79-82, 85; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 16f.

¹³⁴⁰ Vgl. exemplarisch Belousova/Dorfleitner (2012), S. 2458 (inkl. Fn. 4); Dorfleitner/Lung (2018), S. 479.

¹³⁴¹ Vgl. Glas (2019), S. 100; Glas/Poddig (2018), S. 113f.; Petukhina et al. (2020), S. 30; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 17f.; Wu/Pandey (2014), S. 48f.

¹³⁴² Vgl. Kap. 3.2.2.3; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 17f.

¹³⁴³ Vgl. Glas (2019), S. 100f.; Glas/Poddig (2018), S. 113f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 17f.

in ein annualisiertes Durchschnittswachstum unterteilt, auch nur ein geringes durchschnittliches Aufwärtspotential.¹³⁴⁴ Denn für den EWCI ergibt sich dabei nur ein durchschnittliches Wachstum von 0,076 % (p.a.).

Daten	ID	Minimum	Mittelwert	Median	Maximum
Test-Assets:					
Kryptowährungen	EWCI	-0,32296	0,01190	-0,01431	1,16157
Benchmark-Assets:					
Geldmarkt	MON	-0,00220	0,00006	0,00000	0,00140
Staatsanleihen	SOV	-0,02197	0,00077	0,00126	0,01582
Unternehmensanleihen	COR	-0,01362	0,00055	0,00096	0,01051
Luxusgüter	LUX	-0,08412	0,00242	0,00384	0,06450
Währungskorb	CUR	-0,02400	-0,00021	0,00000	0,03000
Aktien	STO	-0,06677	0,00130	0,00443	0,05118
Rohstoffe	COM	-0,08597	-0,00135	0,00045	0,05905
Immobilien	RES	-0,04951	0,00286	0,00302	0,06019

ID	t-Test		(annualisierte) Buy-and-Hold- Rendite (p.a.)	Standard- Abweichung
	t-Statistik	p-Wert		
Test-Assets: Kryptowährungen				
EWCI	1,19521	0,23301	0,00076	0,16716
Benchmark-Assets:				
MON	2,24431	0,02559*	0,00287	0,00041
SOV	2,58531	0,01023*	0,04020	0,00500
COR	2,85379	0,00464**	0,02852	0,00321
LUX	1,85278	0,06496	0,12007	0,02195
CUR	-0,46853	0,63977	-0,01247	0,00760
STO	1,09355	0,27509	0,05878	0,01990
COM	-0,87868	0,38032	-0,08379	0,02572
RES	2,72068	0,00692**	0,15090	0,01764
Signifikanzniveaus der p-Werte: 0,05 * 0,01 ** 0,001 *** 0				

ID	Maximum Drawdown	Verlustwahrscheinlichkeit	Sharpe-Ratio
Test-Assets: Kryptowährungen			
EWCI	0,95625	0,54610	0,07117
Benchmark-Assets:			
MON	0,00456	0,36525	0,13365
SOV	0,05792	0,40071	0,15395
COR	0,03623	0,36879	0,16994
LUX	0,23867	0,42199	0,11033
CUR	0,17477	0,50000	-0,02790
STO	0,22499	0,41844	0,06512
COM	0,54381	0,48582	-0,05232
RES	0,16642	0,41489	0,16201

Tab. 9: Deskriptive Statistiken der erhobenen Renditedaten der Benchmark- und Test-Assets¹³⁴⁵

¹³⁴⁴ Vgl. Glas (2019), S. 100; Glas/Poddig (2018), S. 113f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 17f.

¹³⁴⁵ Eigene Berechnungen, bereits (englisch) veröffentlicht bei Schmitz/Hoffmann (2021), S. 17.

Gleichzeitig muss für die Bewertung der Attraktivität von Kryptowährungen neben den zuvor erwähnten Renditegrößen auch noch deren Volatilität in die Betrachtung aufgenommen werden.¹³⁴⁶ Hier zeigt sich für den EWCI eine Standardabweichung von 16,716 %-P., wodurch Kryptowährungen im assetklassenübergreifenden Vergleich mit deutlichem Abstand das volatilste Investment sind. Dieses Ergebnis ist dabei vergleichbar mit den Beobachtungen von Glas/Poddig (2018) sowie konsistent zur Volatilitätsanalyse aus Kap. 3.1.2.2.1.2.¹³⁴⁷ Die hohe Volatilität von Kryptowährungen zeigt sich daneben allerdings auch noch in den Extremwerten (Minima, Maxima) der wöchentlichen Renditen sowie auch in den Maximum Drawdowns¹³⁴⁸. Demnach hätte der EWCI eine minimale Wochenrendite von -32,296 % und eine maximale Wochenrendite von 116,157 %. Investoren müssten zudem je nach Einstiegszeitpunkt im schlechtesten Fall einen Wertverlust von bis zu ca. 95,625 % ihres bis dahin angehäuften Kryptowährungsvermögens hinnehmen. Dabei handelt es sich um Größenordnungen, die das Risiko aller anderen hier berücksichtigten Assetklasse um ein Vielfaches übersteigen. Die in Anlehnung an Wu/Pandey (2014) auch noch ergänzte Verlustwahrscheinlichkeit von Kryptowährungsinvestments (hier: als prozentualer Anteil negativer Renditebeobachtungen) liegt im vorliegenden Datensatz bei 54,610 %, sodass Investoren – trotz der positiven Durchschnittsrendite (s.o.) – dennoch tendenziell häufiger Verluste als Gewinne einfahren.¹³⁴⁹ Aufgrund der gleichzeitig hohen kurzfristigen Renditepotentiale (wöchentliche Renditemaxima, s.o.) weisen Kryptowährungen wesentliche Charakteristika von Glücksspielen auf, was sich nachfolgend auch in den Verteilungseigenschaften der Kryptowährungsrenditen widerspiegeln wird und ihren spekulativen Charakter unterstreicht.¹³⁵⁰

Werden Risiko und Rendite abschließend durch die Betrachtung der jeweiligen Sharpe Ratios¹³⁵¹ als Performance-Kennzahlen ins Verhältnis gesetzt, so heben sich Kryptowäh-

¹³⁴⁶ Vgl. Glas/Poddig (2018), S. 113f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 17f.

¹³⁴⁷ Vgl. Kap. 3.1.2.2.1.2; Glas/Poddig (2018), S. 113f.

¹³⁴⁸ Eine detailliertere theoretische Erläuterung des Konzepts von Maximum Drawdowns findet sich hierzu auch noch ergänzend bei Bruns/Meyer-Bullerdiel (2020), S. 44f.

¹³⁴⁹ Vgl. Breuer/Gürtler/Schuhmacher (2006), S. 117 (inkl. Fn. 5); Schmitz/Hoffmann (2021), S. 17f.; Wu/Pandey (2014), S. 48f. Alternativ ist diese Beobachtung auch anhand des negativen Medians der Kryptowährungsrenditen in Tab. 9 ablesbar. Vgl. hierzu Schmitz/Hoffmann (2021), S. 17f.

¹³⁵⁰ Vgl. Kap. 4.4.3; Glas/Poddig (2018), S. 114; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 17f.; Tversky/Kahneman (1992), S. 298.

¹³⁵¹ Für eine übersichtliche Vorstellung der Sharpe Ratio als Performance-Kennzahl vgl. exemplarisch Steiner/Bruns/Stöckl (2017), S. 600-603. Eine ausführliche mathematische Formalisierung der Sharpe Ratio wird auch noch in Kap. 4.5.1.2.1 nachgereicht, da diese dort als Rechengröße eingeführt wird.

rungen erneut nicht mehr von den betrachteten Benchmark-Assets ab, weisen sogar lediglich die sechsthöchste Sharpe Ratio aller Assetklassen (0,07117) auf, da das bei Kryptowährungsinvestments eingegangene extrem hohe Risiko dort nur mit einer vergleichsweise moderaten mittleren Rendite kompensiert wird.¹³⁵²

4.4.3 Analyse der individuellen Renditeverteilungen betrachteter Assets

4.4.3.1 Konzeptionelle Vorüberlegungen

Neben den zuvor analysierten Risiko-Rendite-Profilen wird im Rahmen der Analyse deskriptiver Statistiken bei Schmitz/Hoffmann (2021) auch noch ein besonderer Blick auf die Verteilungseigenschaften der Renditen betrachteter Assetklassen geworfen und dabei gerade auf die Überprüfung des möglichen Vorliegens einer Normalverteilung $NV(\mu_{NV}, \sigma_{NV}^2)$ mit dem Erwartungswert μ_{NV} und der Varianz σ_{NV}^2 als einfließende Parameter abgestellt.¹³⁵³ Denn Finanzmarktrenditen von Assetklassen wie z.B. Währungen oder Aktien sind häufig nicht normalverteilt.¹³⁵⁴ Gleichzeitig baut u.a. die Portfolio-Selection-Theory in ihren ursprünglichen Grundzügen von Markowitz (1952, 1959) aber genau auf dieser Verteilungsannahme auf.¹³⁵⁵ Eine Ignoranz der konkreten Renditeverteilungen könnte dazu führen, dass die später auszuwählenden Analysemodelle möglicherweise (unbewusst) fehlspezifiziert sind.¹³⁵⁶

Zur Überprüfung der Normalverteilungsannahme von Finanzmarktrenditen werden bei Schmitz/Hoffmann (2021) deshalb diverse, literaturübliche (graphische, kennzahlenbasierte und ökonometrische) Goodness-of-Fit-Tests durchgeführt, deren Ergebnisse in den nachfolgenden Abschnitten mit besonderem Fokus auf Kryptowährungsrenditen präsentiert werden.¹³⁵⁷ Die Ergebnisse der Benchmark-Assets werden nachfolgend zwar auch immer wieder im Aggregat erwähnt, sind aber im Detail auch noch einmal im Appendix A.2.2 offengelegt.¹³⁵⁸

¹³⁵² Vgl. Glas (2019), S. 100; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 17f.

¹³⁵³ Vgl. Osterrieder/Lorenz/Strika (2017), S. 61-65; Poddig/Dichtl/Petersmeier (2008), S. 70f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 18-20.

¹³⁵⁴ Vgl. Phillip/Chan/Peiris (2018), S. 7f.

¹³⁵⁵ Vgl. Markowitz (1952); Markowitz (1959); Poddig/Dichtl/Petersmeier (2008), S. 162; Sharpe (1999), S. 187ff., zit. n. Steiner/Bruns/Stöckl (2017), S. 8 (Fn. 7); Steiner/Bruns/Stöckl (2017), S. 8 (inkl. Fn. 7).

¹³⁵⁶ Vgl. Eisl/Gasser/Weinmayer (2015), S. 4; Jorion (2007), S. 84-88, 101, 262; McNeil/Frey/Embrechts (2015), S. 59.

¹³⁵⁷ Vgl. Baur/Hong/Lee (2018), S. 179, 181; Brauneis/Mestel (2018b), S. 59; Osterrieder/Lorenz/Strika (2017), S. 61-65; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 18-20.

¹³⁵⁸ Vgl. ausführlich Kap. 4.4.3.1 - 4.4.3.4; Appendix A.2.2.

Angesichts der von Krückeberg/Scholz (2019) angedeuteten Problematik der potentiellen Instabilität des Kryptowährungsmarktes rückt – jenseits der Untersuchungen von Schmitz/Hoffmann (2021), aber analog zu Börner et al. (2021c) – zunächst einmal die Fragestellung in den Fokus, ob die (Rendite-) Beobachtungen von Kryptowährungen im Zeitablauf überhaupt einer einheitlichen Verteilung folgen.¹³⁵⁹

Zur Überprüfung dieser Fragestellung wird vor dem Beginn weiterer Analysen zunächst ein Augmented-Dickey-Fuller-(ADF)-Test eingeschoben, an dessen Ergebnissen sich die Stationarität der betrachteten Renditen und somit die zeitliche Invarianz ihrer zugrundeliegenden Verteilung ablesen lässt.¹³⁶⁰ In Ergänzung dazu wird auch noch ein ARCH-Test nach Engle (1982) durchgeführt, der das Vorliegen autoregressiv-bedingter Heteroskedastie (ARCH¹³⁶¹) in den Kryptowährungsrenditen überprüft.¹³⁶² Liegt sowohl Stationarität als auch die Abwesenheit von ARCH-Effekten vor, so können die (Rendite-) Beobachtungen gemäß Börner et al. (2021c) als unabhängig und identisch verteilt (IID¹³⁶³) angesehen werden.¹³⁶⁴ Dabei folgt aus den ADF-Tests (mit verschiedenen Lag-Orders und Modellvarianten) für den EWCI, dass u.a. im Einklang mit Börner et al. (2021c) und Katsiampa (2017) stets die Nullhypothese (keine Stationarität) abzulehnen war – hier sogar stets mit einem Signifikanzniveau von $< 0,1\%$.¹³⁶⁵ Die ARCH-Tests hingegen signalisieren, dass etwaige ARCH-Effekte, wie sie etwa von Brauneis/Mestel (2018b) und Katsiampa (2017) identifiziert werden, für die hier vorliegende Zeitreihe – konsistent zu den Beobachtungen von Börner et al. (2021c) – nicht in so signifikantem Maße vorliegen, dass die Nullhypothese (keine ARCH-Effekte) für gängige Signifikanzniveaus (von bis zu 5 %) verworfen werden müsste.¹³⁶⁶ In der Folge erfüllen die diskreten Renditen des EWCI – gemäß den Kriterien von Börner et al. (2021c) – die IID-Eigenschaft.¹³⁶⁷

Nach dieser einführenden Vorbemerkung kann sich die Verteilungsanalyse im Nachgang konzentriert der Überprüfung der Normalverteilungsannahme widmen.

¹³⁵⁹ Vgl. Börner et al. (2021c), S. 8-11; Krückeberg/Scholz (2019), S. 25; Schmitz/Hoffmann (2021).

¹³⁶⁰ Vgl. Börner et al. (2021c), S. 8-10; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 31 (inkl. Fn. 15). In der erstgenannten Quelle ist auch eine Beschreibung der konzeptionellen Grundlagen des ADF-Tests zu finden.

¹³⁶¹ Genauer ist ARCH ein (englisches) Akronym für Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (ARCH). Vgl. hierzu Engle (1982), S. 987.

¹³⁶² Vgl. Börner et al. (2021c), S. 9f.; Engle (1982), S. 987. Dort ist jeweils auch eine Beschreibung der konzeptionellen Grundlagen des ARCH-Tests zu finden.

¹³⁶³ IID ist ein Akronym für Independent and Identically Distributed. Vgl. hierzu Major (1978), S. 487f.

¹³⁶⁴ Vgl. Börner et al. (2021c), S. 10f.

¹³⁶⁵ Vgl. Börner et al. (2021c), S. 8-10; Katsiampa (2017), S. 4.

¹³⁶⁶ Vgl. Börner et al. (2021c), S. 9f.; Brauneis/Mestel (2018b), S. 59; Katsiampa (2017), S. 4.

¹³⁶⁷ Vgl. Börner et al. (2021c), S. 10f.

4.4.3.2 Graphische Analyse

Zur Überprüfung dieser (Normal-) Verteilungseigenschaften der jeweiligen Renditen der hier betrachteten Assetklassen wird bei Schmitz/Hoffmann (2021) zunächst auf eine graphische Analyse in Einklang mit der Methodik von Osterrieder/Lorenz/Strika (2017) zurückgegriffen.¹³⁶⁸

Die Abb. 28 (links) zeigt hierzu zunächst sowohl ein Histogramm zur Darstellung der diskreten Ausprägungen der Renditebeobachtungen des EWCI (graue Balken) als auch die zugehörige – mit Hilfe eines Kerndichteschätzers (mit Gauß-Kern)¹³⁶⁹ geschätzte Wahrscheinlichkeitsdichte (dunkelblau).¹³⁷⁰ Anhand dieser Grafik lässt sich im Wesentlichen bereits die Verteilungseigenschaft der Unimodalität erahnen, welche sich auch noch bei einem – hier ergänzend zur Betrachtung von Schmitz/Hoffmann (2021) – durchgeführten Dip-Tests nach Hartigan/Hartigan (1985) ökonometrisch bestätigt.¹³⁷¹ Der optische Vergleich mit der in der Grafik ebenso eingezeichneten, angepassten Normalverteilung $NV(\mu_{NV} = \mu_{EWCI}, \sigma_{NV}^2 = \sigma_{EWCI}^2)$ (hellblau), bei der der Erwartungswert der EWCI-Renditen (μ_{EWCI}) als Lageparameter (μ_{NV}) sowie die Varianz der EWCI-Renditen (σ_{EWCI}^2) als Streuungsparameter der Normalverteilung (σ_{NV}^2) eingesetzt wurden, liefert bereits erste Anhaltspunkte, dass die vorliegenden diskreten Kryptowährungsrenditen auf den ersten Blick nicht bzw. höchstens in grober Näherung normalverteilt erscheinen.¹³⁷²

¹³⁶⁸ Vgl. Osterrieder/Lorenz/Strika (2017), S. 61-65; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 18f., 87f.

¹³⁶⁹ Als Kerndichteschätzer wird „eine Methode zur Schätzung einer [Wahrscheinlichkeits-, Anm. d. Verf.] Dichte [...] von i.i.d. Stichprobenvariablen [...] [bezeichnet, Anm. d. Verf.], die als Schätzung eine stetige Funktion bereitstellt“ (Becker et al. (2016), S. 77), während die alternative Schätzmethode der Histogramme lediglich eine (unstetige) Treppenfunktion ausgibt. Die Ergebnisse hängen bei der Anwendung von Kerndichteschätzern nicht nur von der Auswahl des konkreten Schätzmodells (des sog. Kerns) ab, sondern analog zum Histogramm auch von der Auswahl der Bandbreite (auch: Fensterbreite). Der in Abb. 28 verwendete Gauß-Kern wurde ähnlich auch bei Osterrieder/Lorenz/Strika (2017) verwendet. Zudem zeigt sich in dieser Abbildung auch, dass Histogramme und Kerndichteschätzer häufig kombiniert eingesetzt werden. Vgl. hierzu Becker et al. (2016), S. 76f.; Osterrieder/Lorenz/Strika (2017), S. 61-63; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 18f.

¹³⁷⁰ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 19.

¹³⁷¹ Vgl. Börner et al. (2021c), S. 6f.; Hartigan/Hartigan (1985); Schmitz/Hoffmann (2021). Bei Durchführung dieses Dip-Tests kann für den EWCI die Nullhypothese (Unimodalität) auf gängigen Signifikanzniveaus nicht verworfen werden. Somit ist auch die Existenz kleinerer, lokaler Nebenmaxima in der Kerndichteschätzung (s. Abb. 28) unschädlich für das Vorliegen der Unimodalität. Stattdessen stellen diese ein gängiges Phänomen von Kerndichteschätzungen dar, dessen Auftreten u.a. von der Anzahl der Datenpunkte, der Auswahl des Kerns und/oder der definierten Bandbreite abhängen kann. Das Ergebnis der Unimodalität ist zum einen konsistent zu den Ergebnissen des Dip-Tests für einen (leicht) variierenden, ebenso gleichgewichteten Kryptoindex bei Börner et al. (2021c) sowie deutlicher ersichtlich als etwa im Histogramm der Bitcoin-Renditen von Pirgaip/Dinçergök/Haşlak (2019), bei dem graphisch deutlich weniger eindeutig eine Unimodalität der dortigen Verteilung vorliegt. Vgl. hierzu Arens et al. (2017), S. 208-210; Börner et al. (2021c), S. 6f.; Pirgaip/Dinçergök/Haşlak (2019), S. 151.

¹³⁷² Vgl. Poddig/Dichtl/Petersmeier (2008), S. 70; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 18f. Ähnliche Ergebnisse finden sich zudem auch bei Osterrieder/Lorenz/Strika (2017), S. 61-65.

Die in Abb. 28 (rechts) dargestellten Quantile-Quantile-(QQ)-Plots¹³⁷³, die die empirische Renditeverteilung der ausgewählten Kryptowährungen der Normalverteilung gegenüberstellen, bestätigen diesen ersten Eindruck, da die eingezeichneten Datenpunkte im Falle einer Normalverteilung eigentlich entlang der blau eingezeichneten Linie verlaufen müssten.¹³⁷⁴ Stattdessen streuen diese stark an den Rändern der Verteilung, was die Existenz extremer Randereignisse (sog. Fat Tails) bestätigt, die bereits im Rahmen der deskriptiven Statistiken in Kap. 4.4.2 (z.B. bei den Extremwerten) beobachtbar waren.¹³⁷⁵ Dabei liegt eine Vielzahl der Beobachtungswerte außerhalb des 95 %-Konfidenzbands (blau gestrichelt), welches um die Linie der Normalverteilung herum verläuft.¹³⁷⁶

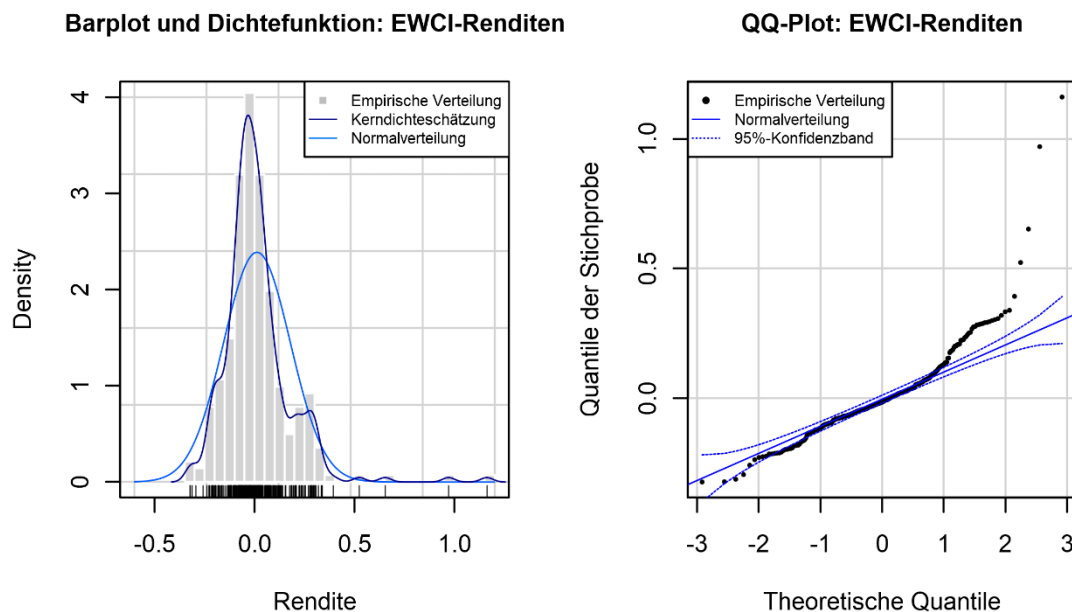


Abb. 28: Graphische Gegenüberstellung der empirischen Verteilung der EWCI-Renditen mit der Normalverteilung¹³⁷⁷

¹³⁷³ Ein QQ-Plot dient der graphischen Überprüfung, ob eine Zufallsvariable z.B. normalverteilt ist, indem die Quantile einer beliebigen empirischen Verteilung (Y-Achse) hier den theoretischen Quantilen einer Normalverteilung (X-Achse) in einer zweidimensionalen Grafik gegenübergestellt werden. Eine Normalverteilung liegt hier dann vor, wenn die eingezeichneten Beobachtungen (Punkte) möglichst auf der eingezeichneten Verbindungslinie (blau) liegen. Je stärker die Beobachtungen von der Linie abweichen, umso stärker wäre die Evidenz, dass die empirisch beobachtete Verteilung nicht mit der angenommenen (Normal-) Verteilung übereinstimmt. Vgl. hierzu Benesch (2013), S. 187; Cryer/Chan (2008), S. 45.

¹³⁷⁴ Vgl. Benesch (2013), S. 187; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 19. Zu ähnlichen Ergebnissen wie in Abb. 28 kommt auch die Studie von Osterrieder/Lorenz/Strika (2017), S. 62-65.

¹³⁷⁵ Vgl. Kap. 4.4.2; Osterrieder/Lorenz/Strika (2017), S. 62-65; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 19.

¹³⁷⁶ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 19.

¹³⁷⁷ Eigene Berechnungen in methodischer Anlehnung an Osterrieder/Lorenz/Strika (2017), S. 61f, bereits (englisch) veröffentlicht bei Schmitz/Hoffmann (2021), S. 19. Die von Schmitz/Hoffmann (2021) verwendete Kerndichteschätzung mit dem Gauß-Kern (Abb. 28: links) bildet die hier vorliegende empirische Verteilung aus dem Histogramm sinnvoll nach. Vgl. hierzu implizit Schmitz/Hoffmann (2021), S. 19.

Zur Komplettierung der Betrachtung sei abschließend ergänzt, dass ähnliche graphische Abweichungen vom idealtypischen Verlauf der Normalverteilung (mit Ausnahme der Immobilien) auch für die meisten Benchmark-Assets zu beobachten sind.¹³⁷⁸

4.4.3.3 Betrachtung der dritten und vierten Verteilungsmomente

Zur weiteren Validierung der auf graphischer Ebene gewonnenen Erkenntnisse berechnen Schmitz/Hoffmann (2021) ebenso noch die dritten und vierten Verteilungsmomente (Schiefe und Wölbung) der Renditen aller betrachteten Assets (s. Tab. 10).¹³⁷⁹

Dabei gibt die Schiefe \tilde{s} ¹³⁸⁰, auch als Verteilungsmoment dritter Ordnung bekannt, zunächst Informationen über das Ausmaß der Asymmetrie einer Verteilung.¹³⁸¹ Eine negative Schiefe ($\tilde{s} < 0$) signalisiert, dass es sich im Gegensatz zur (symmetrischen) Normalverteilung ($\tilde{s} = 0$) um eine asymmetrische Verteilung handelt, die im linken Tail langgezogener, aber auch flacher ausläuft als im rechten Tail (linksschiefe Verteilung).¹³⁸² Eine positive Schiefe ($\tilde{s} > 0$) ist entsprechend umgekehrt zu interpretieren (rechtsschiefe Verteilung).¹³⁸³ Die Wölbung bzw. Kurtosis \tilde{k} ¹³⁸⁴ signalisiert hingegen, wie viel Wahrscheinlichkeitsmasse in den Verteilungsrändern liegt, d.h., wie häufig extreme Ereignisse (hier: Renditen) vorliegen.¹³⁸⁵ Im Vergleich zur Normalverteilung, die eine Kurtosis von 3 aufweist (mesokurtische Verteilung), wird eine Verteilung als steilgipflig (leptokurtisch) bezeichnet, wenn der Kurtosiskoeffizient diesen Wert der Normalverteilung übersteigt ($\tilde{k} > 3$).¹³⁸⁶ Die sog. Exzess-Kurtosis¹³⁸⁷ $\tilde{k}_{\text{Exzess}}$ ist in solchen Fällen somit größer als null.¹³⁸⁸ Dann befindet sich in einem engen Intervall um den Erwartungswert (spitzer

¹³⁷⁸ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 87f. Die zugehörigen Histogramme und QQ-Plots hierzu finden sich im Appendix A.2.2 (Abb. 55, 56).

¹³⁷⁹ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 18f.

¹³⁸⁰ Hierbei gilt $\tilde{s} = \frac{\sum_{t=1}^T (R_t - \bar{R})^3 / T}{\sigma^3}$ als Schiefekoeffizient mit R_t als Renditebeobachtung eines Assets zum Zeitpunkt t , \bar{R} als Mittelwert aller Renditebeobachtungen dieses Assets sowie σ als Standardabweichung dieser Renditebeobachtungen. Vgl. hierzu Cleff (2011), S. 63; Poddig/Dichtl/Petersmeier (2008), S. 141f.

¹³⁸¹ Vgl. Cleff (2011), S. 63; Poddig/Dichtl/Petersmeier (2008), S. 141.

¹³⁸² Vgl. Baur/Hong/Lee (2018), S. 179; Cleff (2011), S. 63f.; Schröder (2012), S. 3.

¹³⁸³ Vgl. Cleff (2011), S. 63f.; Poddig/Dichtl/Petersmeier (2008), S. 142.

¹³⁸⁴ Der Kurtosis-Koeffizient \tilde{k} definiert sich grundsätzlich über die Formel $\tilde{k} = \frac{\sum_{t=1}^T (R_t - \bar{R})^4 / T}{\sigma^4}$ mit R_t als Renditebeobachtung eines Assets zum Zeitpunkt t , \bar{R} als Mittelwert aller Renditebeobachtungen eines Assets sowie σ als Standardabweichung aller Renditebeobachtungen eines Assets. Vgl. hierzu Cleff (2011), S. 65; Poddig/Dichtl/Petersmeier (2008), S. 142f.

¹³⁸⁵ Vgl. Baur/Hong/Lee (2018), S. 179; Schröder (2012), S. 3-5.

¹³⁸⁶ Vgl. Cleff (2011), S. 65; Schröder (2012), S. 3.

¹³⁸⁷ Es gilt: $\tilde{k}_{\text{Exzess}} = \tilde{k} - 3$. Vgl. hierzu Echter (2009), S. 55 (inkl. Fn. 151).

¹³⁸⁸ Vgl. Cleff (2011), S. 64f.; Echter (2009), S. 55 (inkl. Fn. 151); Schröder (2012), S. 3.

Verteilungsgipfel) sowie in den Verteilungsrändern eine höhere Wahrscheinlichkeitsmasse als bei der Normalverteilung.¹³⁸⁹ Ist die Kurtosis einer Verteilung hingegen kleiner als bei der Normalverteilung ($\tilde{k} < 3$), wird erstere als flachgipflig (platykurtisch) bezeichnet.¹³⁹⁰ In diesem Fall ist der Verteilungsgipfel zwar breiter als bei der Normalverteilung, aber enthält deshalb weniger Wahrscheinlichkeitsmasse im Intervall um den Erwartungswert sowie in den jeweiligen Verteilungsrändern.¹³⁹¹

Eine Betrachtung der von Schmitz/Hoffmann (2021) empirisch ermittelten Verteilungsmomente (s. Tab. 10) offenbart folgende Ergebnisse:¹³⁹²

Asset	Schiefe	Exzess-Kurtosis
Kryptowährungen		
EWCI	2,23725	11,19287
Referenzwerte		
Geldmarkt	-0,87573	6,08493
Staatsanleihen	-0,79461	2,44659
Unternehmensanleihen	-0,65385	1,50723
Luxusgüter	-0,41956	1,37114
Währungskorb	-0,11630	1,46827
Aktien	-0,45162	0,58879
Rohstoffe	-0,53994	0,58924
Immobilien	0,09914	0,43160

Tab. 10: Schiefe und Wölbung der jeweils betrachteten Renditen (Benchmark- und Test-Assets)¹³⁹³

Im Hinblick auf die Kryptowährungsrenditen zeigt sich, dass diese – z.B. konsistent zu den Ergebnissen von Glas/Poddig (2018) – eine positive Schiefe ($2,23725 > 0$) aufweisen und deren Kurtosis größer als bei der Normalverteilung (Exzess-Kurtosis: $11,19287 > 0$) ausfällt.¹³⁹⁴ Auch in diesen Ausprägungen bestätigen sich noch einmal die in Kap. 4.4.2 herausgestellten Parallelen zum Glücksspiel.¹³⁹⁵ Ein jenseits der Berechnungen aus dem Projekt Schmitz/Hoffmann (2021), aber analog zu Börner et al. (2021c) ergänzend durchgeführter Simple-Sign-Test, der in seinen theoretischen Grundlagen u.a. bei Gibbons/Chakraborti (2021) dargelegt ist, signalisiert – konsistent zum zugehörigen

¹³⁸⁹ Vgl. Cleff (2011), S. 65; Schröder (2012), S. 4f.

¹³⁹⁰ Vgl. Cleff (2011), S. 65; Poddig/Dichtl/Petersmeier (2008), S. 143.

¹³⁹¹ Vgl. Cleff (2011), S. 65; Poddig/Dichtl/Petersmeier (2008), S. 143.

¹³⁹² Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 19.

¹³⁹³ Eigene Berechnungen, korrigierte Fassung der bereits (englisch) veröffentlichten Ergebnistabelle von Schmitz/Hoffmann (2021), S. 19.

¹³⁹⁴ Vgl. Cleff (2011), S. 63, 65; Glas/Poddig (2018), S. 113f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 18f.

¹³⁹⁵ Vgl. Kap. 4.4.2; Glas/Poddig (2018), S. 113f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 18f.

Schiefekoeffizienten (s. Tab. 10) – die Ablehnung der Nullhypothese einer symmetrischen Renditeverteilung des EWCI auf einem Signifikanzniveau von $< 0,1\%$.¹³⁹⁶ Die identifizierte Eigenschaft der Leptokurtosis tritt häufig bei Finanzmarktrenditen auf – insbesondere, wenn diese mit tendenziell hoher (Beobachtungs-) Frequenz erhoben wurden.¹³⁹⁷ Neben den Ergebnissen für Kryptowährungen deuten zudem auch die empirisch gemessenen Verteilungsmomente der Benchmark-Assets (s. Tab. 10) ebenso nicht darauf hin, dass die Renditen der betrachteten Assetklassen eindeutig normalverteilt sind.¹³⁹⁸

4.4.3.4 Ökonometrische Normalverteilungstests

Zur Überprüfung der Normalverteilungsannahme werden in der einschlägigen Literatur üblicherweise auch noch diverse ökonometrische (Normal-) Verteilungstests durchgeführt.¹³⁹⁹ Deshalb beruft sich auch die hier im Kern wiedergegebene Untersuchung von Schmitz/Hoffmann (2021) in Ergänzung zu allen bisher präsentierten Instrumenten auch noch auf einen Jarque-Bera-Test, einen Shapiro-Wilk-Test, einen Anderson-Darling-Test sowie einen Cramér-von-Mises-Test als gängige Standardverfahren.¹⁴⁰⁰

Die Ergebnisse (Teststatistiken, p-Werte) der ökonometrischen Tests sind dabei in Tab. 11 aufbereitet und signalisieren konsistent zu vorigen Beobachtungen ebenfalls, dass die Nullhypothese der Normalverteilung für gängige Signifikanzniveaus testübergreifend sowohl für die Renditen des Kryptowährungsindex als auch für die Renditen der meisten Benchmark-Assets stets verworfen werden muss und lediglich im Falle der Immobilien nicht verworfen werden kann.¹⁴⁰¹

¹³⁹⁶ Vgl. Eigene Berechnungen; Börner et al. (2021c), S. 6f.; Gibbons/Chakraborti (2021), S. 104; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 19.

¹³⁹⁷ Vgl. Schröder (2012), S. 5. Eine Erhebung der Daten auf monatlicher oder quartalsweiser Basis hätte die Verteilung gemäß Schröder (2012) zwar möglicherweise weiter an die Form einer Normalverteilung annähern können. Allerdings sind solche wenig frequentierten Daten nicht nur in der Portfoliooptimierungspraxis unüblich, wie etwa ein Vergleich mit anderen Studien zum Diversifikationsbeitrag von Kryptowährungen – so z.B. auch Wu/Pandey (2014), Trimborn/Li/Härdle (2020) und Petukhina et al. (2020) (mit jeweils täglichen Beobachtungen) – leicht aufzeigt, sondern wurden bereits in Kap. 4.3.2.2.1 wegen der zu hohen Informationsverluste bei einer gleichzeitig ohnehin geringen Datenhistorie zu Gunsten der wöchentlichen Beobachtungen verworfen. Allerdings offenbaren etwa die Ergebnisse von Glas/Poddig (2018), dass die Verteilung der Kryptowährungsrenditen auch trotz einer monatlichen Datenfrequenz weiterhin leptokurtisch sein kann und somit weiterhin nicht zwingend eine Normalverteilung vorliegen muss. Vgl. hierzu Kap. 4.3.2.2.1; Glas/Poddig (2018), S. 113, 117; Petukhina et al. (2020), S. 25; Schröder (2012), S. 5; Trimborn/Li/Härdle (2020), S. 283; Wu/Pandey (2014), S. 47, 49f.

¹³⁹⁸ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 18f., 87f.

¹³⁹⁹ Vgl. exemplarisch Brauneis/Mestel (2018b), S. 59.

¹⁴⁰⁰ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 18, 20. Eine exemplarische Verwendung dieser Tests zeigt sich jeweils ausschnittsweise auch bei Börner et al. (2021c), S. 17f.; Colon et al. (2021), S. 3, 6; Majoros/Zempléni (2018), S. 17.

¹⁴⁰¹ Vgl. Kap. 4.4.3.1 - 4.4.3.3; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 18, 20.

Asset	Jarque-Bera-Test	Shapiro-Wilk-Test	Anderson-Darling-Test	Cramer-von-Mises-Test
Kryptowährungen				
EWCI	1707,295 ($< 0,001$)***	0,851 ($< 0,001$)***	7,216 ($< 0,001$)***	1,350 ($< 0,001$)***
Referenzwerte				
Geldmarkt	471,104 ($< 0,001$)***	0,912 ($< 0,001$)***	5,545 ($< 0,001$)***	1,037 ($< 0,001$)***
Staatsanleihen	100,009 ($< 0,001$)***	0,954 ($< 0,001$)***	3,273 ($< 0,001$)***	0,528 ($< 0,001$)***
Unternehmensanleihen	46,786 ($< 0,001$)***	0,969 ($< 0,001$)***	2,125 ($< 0,001$)***	0,368 ($< 0,001$)***
Luxusgüter	30,364 ($< 0,001$)***	0,977 ($< 0,001$)***	1,725 ($< 0,001$)***	0,288 ($< 0,001$)***
Währungskorb	25,967 ($< 0,001$)***	0,976 ($< 0,001$)***	2,098 ($< 0,001$)***	0,342 ($< 0,001$)***
Aktien	13,659 (0,001)**	0,981 ($< 0,001$)***	1,902 ($< 0,001$)***	0,372 ($< 0,001$)***
Rohstoffe	17,782 ($< 0,001$)***	0,979 ($< 0,001$)***	1,353 (0,002)**	0,187 (0,008)**
Immobilien	2,651 (0,266)	0,994 (0,321)	0,504 (0,202)	0,069 (0,284)
Oben: Teststatistiken; darunter in Klammern: p-Werte; Signifikanzniveaus: 0 *** 0,001 ** 0,01 * 0,05				

Tab. 11: Testergebnisse (Teststatistiken und p-Werte) der Normalverteilungstests¹⁴⁰²

Gemeinsam mit den Erkenntnissen aus den vorigen Abschnitten (s. Kap. 4.4.3.1 bis 4.4.3.3) kann aus dieser multiperspektivischen Verteilungsanalyse somit insgesamt gefolgert werden, dass die Renditen (nahezu) aller betrachteten Assets – im Kryptowährungsfall u.a. konsistent zu Brauneis/Mestel (2018a) – nicht normalverteilt sind.¹⁴⁰³ Dieses Ergebnis erscheint allein im Lichte der Verwendung diskreter Renditen durchaus realistisch, weil diese z.B. im Gegensatz zur Normalverteilung nur in einem Wertebereich von $[-1, \infty)$ sinnvoll interpretierbar sind, weil eine Rendite von -100 % (= Kompletter Verlust des eingesetzten Vermögens) nicht unterschritten werden kann.¹⁴⁰⁴

4.4.3.5 Exkurs: Diskussion der Passgenauigkeit in der Literatur vorgebrachter Verteilungsannahmen im aktuellen Anwendungskontext

Infolge der Ablehnung der Normalverteilungsannahme für Kryptowährungsrenditen eröffnet sich nun zwangsläufig die daran anknüpfende Fragestellung, welcher Verteilung

¹⁴⁰² Eigene Berechnungen, bereits (englisch) veröffentlicht bei Schmitz/Hoffmann (2021), S. 20.

¹⁴⁰³ Vgl. Kap. 4.4.3.1 - 4.4.3.3; Brauneis/Mestel (2018b), S. 59; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 18-20.

¹⁴⁰⁴ Vgl. Chambers et al. (2015), S. 73; Dorfleitner (2003), S. 74f. Erst die Logarithmierung im Rahmen der Berechnung stetiger Renditen würde dazu führen, dass bei diesen Renditen analog zur Normalverteilung der gesamte Wertebereich $(-\infty, \infty)$ interpretierbar wäre und dadurch ggf. das Vorliegen einer Normalverteilung begünstigt werden könnte. Nichtsdestotrotz zeigt eine jenseits des Projektes Schmitz/Hoffmann (2021) separat (aber aus Relevanzgründen nicht mehr ausführlich dokumentierte) Analyse, dass die Normalverteilungsannahme auch bei der Benutzung stetiger Renditen hätte verworfen werden müssen. Vgl. hierzu Chambers et al. (2015), S. 73; Dorfleitner (2003), S. 74f.; Schmitz/Hoffmann (2021).

Kryptowährungsrenditen stattdessen folgen, wofür der bisher gewählte Darstellungsrahmen von Schmitz/Hoffmann (2021) zumindest für den nachfolgenden Exkurs kurzzeitig verlassen werden soll.¹⁴⁰⁵ In der bestehenden Literatur¹⁴⁰⁶ zur Verteilung von Kryptowährungsrenditen wird üblicherweise der Fall mit stetigen Renditen herangezogen – vermutlich auch deshalb, weil aufgrund ihres uneingeschränkten Wertebereiches (s. Kap. 4.4.3.4) die Verteilung einfacher nachzubilden ist.¹⁴⁰⁷ Aufgrund der begründeten Festlegung dieser Arbeit auf diskrete Renditen (s. Kap. 4.4.2)¹⁴⁰⁸ sowie der Nachrangigkeit der Ermittlung der exakten Renditeverteilung für die weitere Analyse beschränkt sich die Darstellung in diesem Exkurs aus Vergleichbarkeitsgründen nur auf die Betrachtung, ob konkrete, im Kontext stetiger Renditen vorgeschlagene Verteilungsmodelle aus der Literatur¹⁴⁰⁹ auch im aktuellen Anwendungskontext diskreter Renditen eine geeignete Annahme darstellen oder ob diese – ähnlich wie die Normalverteilung¹⁴¹⁰ – von empirischen Verteilungstests verworfen werden würden.

Die empirische Verteilung von Kryptowährungsrenditen kann dabei gemäß Börner et al. (2021c), Kakinaka/Umeno (2020) und Majoros/Zempléni (2018) – nicht zuletzt begünstigt durch ihre in Kap. 4.4.3.1 identifizierte IID-Eigenschaft¹⁴¹¹ – über eine sog. Stable Distribution (SDI)¹⁴¹² nachgebildet werden.¹⁴¹³ In diesem Falle würde formal für die hier betrachteten (diskreten) EWCI-Renditen (R_{EWCI}) die Forderung

$$R_{EWCI} \sim SDI(\alpha_S, \beta_S, \gamma_S, b_S) \quad (12)$$

¹⁴⁰⁵ Vgl. Kap. 4.4.3.1 - 4.4.3.4; Börner et al. (2021c), S. 2f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 18-21.

¹⁴⁰⁶ Vgl. exemplarisch Begusic et al. (2018), S. 402; Börner et al. (2021c), S. 4; Kakinaka/Umeno (2020), S. 5; Majoros/Zempléni (2018), S. 2.

¹⁴⁰⁷ Vgl. Kap. 4.4.3.4 (inkl. Fn. 1404); Begusic et al. (2018), S. 402; Börner et al. (2021c), S. 4; Dorfleitner (2003), S. 74f.; Kakinaka/Umeno (2020), S. 5; Majoros/Zempléni (2018), S. 2.

¹⁴⁰⁸ Vgl. Kap. 4.4.2; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 16f.

¹⁴⁰⁹ Vgl. exemplarisch Begusic et al. (2018), S. 402; Börner et al. (2021c), S. 4; Kakinaka/Umeno (2020), S. 5; Majoros/Zempléni (2018), S. 2.

¹⁴¹⁰ Vgl. ausführlich Kap. 4.4.3.2 - 4.4.3.4; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 18-21.

¹⁴¹¹ Diese wird bei der Suche nach einem geeigneten Verteilungsmodell auch von Börner et al. (2021c) unterstellt. Allerdings wäre ein auf Basis empirisch ermitteltes (Rendite-) Verteilungsmodell nach Ansicht der Autoren auch bei Nicht-Vorliegen der IID-Eigenschaft immerhin approximativ einsetzbar. Vgl. hierzu Börner et al. (2021c), S. 11-15.

¹⁴¹² Stable Distributions stellen eine besonders vielseitige und komplexe Verteilungsfamilie dar, deren umfangreiche theoretische Grundlagen hier aus Relevanzgründen nicht weiter vertieft werden sollen. Für eine ausführliche Darlegung der Theorie von Stable Distributions sei stattdessen auf das Lehrbuch von Nolan (2020) und für eine Diskussion der Abbildbarkeit von Kryptowährungsrenditen durch Stable Distributions auf die Arbeit von Börner et al. (2021c) verwiesen. Vgl. hierzu Börner et al. (2021c); Nolan (2020).

¹⁴¹³ Vgl. Kap. 4.4.3.1; Börner et al. (2021c), S. 11-15; Kakinaka/Umeno (2020), S. 1f.; Majoros/Zempléni (2018), S. 1-3, 14-16; Nolan (2020), S. 5.

mit $\alpha_S \in (0; 2]$ als Stabilitätsparameter, $\beta_S \in [-1; 1]$ als Schiefeparameter¹⁴¹⁴, $\gamma_S \in [0; \infty)$ als Skalenparameter sowie $b_S \in \mathbb{R}$ als Lageparameter der Verteilung (SDI) gelten.¹⁴¹⁵

Zur Schätzung der empirischen Verteilungsparameter der EWCI-Renditen wird – konsistent zur Vorgehensweise von Börner et al. (2021c) – ein Maximum-Likelihood-Schätzer ausgewählt, der folgende Parametrisierung ermittelt: $\hat{\alpha}_S = 1,7288$, $\hat{\beta}_S = 1$, $\hat{\gamma}_S = 0,0879$ und $\hat{b}_S = -0,0237$.¹⁴¹⁶ In Abb. 29 (oben) zeigt sich die hohe Anpassungsgüte der SDI bereits bei einer Gegenüberstellung ihrer Dichtefunktion (rot) mit den empirischen Beobachtungen (Histogramm: graue Balken) und der Dichtefunktion der bereits verworfenen Normalverteilung (NV, blau).¹⁴¹⁷ Insbesondere zeigt sich hier, dass die SDI die bereits identifizierte Asymmetrie und Leptokurtosis der Verteilung¹⁴¹⁸ optisch gut modellieren kann, während der in das Histogramm eingezeichnete Mittelwert und die Standardabweichung der empirischen Beobachtungen die (leichten) Unterschiede zur Normalverteilung erneut gut verdeutlichen. Des Weiteren kann die Nullhypothese, dass die Verteilung der empirischen EWCI-Renditen durch das Verteilungsmodell der SDI adäquat beschrieben werden kann, von einem – ebenso in Anlehnung an Börner et al. (2021c) berechneten – Anderson-Darling-Test im Gegensatz zur Annahme einer Normalverteilung nicht mehr verworfen werden (s. Abb. 29).¹⁴¹⁹

Da die Tails von Kryptowährungen im Assetklassen-übergreifenden Vergleich gemäß Osterrieder/Lorenz/Strika (2017) besonders exzessiv ausfallen können und die SDI gemäß Kakinaka/Umeno (2020) gerade dort Probleme mit der Nachbildung der empirischen Verteilung haben kann, wird im Rahmen dieses kurzen Exkurses – in Anlehnung an

¹⁴¹⁴ Falls $\beta_S = 0$ ist, handelt es sich um eine symmetrische Verteilung; im Falle von $\beta_S > 0$ ist die Verteilung rechtsschief und im Falle von $\beta_S < 0$ ist diese hingegen linksschief. Vgl. hierzu Kakinaka/Umeno (2020), S. 2.

¹⁴¹⁵ Vgl. Nolan (2020), S. 5. Die Angabe einer allgemeingültigen analytischen Dichtefunktion ist bei der Stable Distribution nicht möglich, weshalb hier nur eine vereinfachte Darstellung verwendet wird. Erwähnenswert ist zudem, dass die SDI über die zuvor angegebenen Verteilungsparameter auch eine Normalverteilung nachbilden kann: $NV(\mu_{NV} = \mu, \sigma_{NV}^2 = \sigma^2) \stackrel{d}{=} SDI(\alpha_S = 2, \beta_S = 0, \gamma_S = \sigma/\sqrt{2}, b_S = \mu)$. Die hier eingesetzten Größen μ , σ^2 und σ stellen den Erwartungswert, die Varianz und die Standardabweichung der analysierten Renditen (in einer allgemeinen Notation) dar. Vgl. hierzu Börner et al. (2021c), S. 11f.; Fabozzi et al. (2019), S. 278; Kakinaka/Umeno (2020), S. 2; Nolan (2020), S. 5, 10, 159.

¹⁴¹⁶ Vgl. Börner et al. (2021c), S. 13f. Die (empirischen) Schätzer von bereits eingeführten Größen werden im Nachgang analog zur Darstellung von Börner et al. (2021c) stets mit einem Dach als Akzentuierung gekennzeichnet und müssen daher im Fließtext nicht mehr zwingend als gesonderte Größen vorgestellt und erläutert werden. Vgl. hierzu Börner et al. (2021c), S. 5, 14.

¹⁴¹⁷ Vgl. für vergleichbare Ergebnisse Börner et al. (2021c), S. 15.

¹⁴¹⁸ Vgl. ausführlich Kap. 4.4.3.3.

¹⁴¹⁹ Vgl. für vergleichbare Ergebnisse Börner et al. (2021c), S. 14. Da die empirischen Verteilungstests aus Kap. 4.4.3.3 allesamt vergleichbare Ergebnisse lieferten, wurden hier nicht mehr alle Tests bemüht, sondern zur Ergebnisvergleichbarkeit die Auswahl von Börner et al. (2021c), S. 14 übernommen.

Börner et al. (2021c) – trotz der ohnehin guten Passgenauigkeit der SDI auf Gesamtverteilungsebene noch eine kurze separierte Betrachtung des Verlust-Tails der Renditeverteilung ergänzt.¹⁴²⁰ Zur exakteren Nachbildung dieses Tails verwenden Börner et al. (2021c) eine sog. Generalized Pareto Distribution (GPD).¹⁴²¹ Für die Tail-Renditen R_{EWCI}^{Tail} gilt dann formal die Forderung

$$R_{EWCI}^{Tail} \sim \text{GPD}(\mu_{GPD}, \sigma_{GPD}, \xi_{GPD}) \quad \text{mit} \quad R_{EWCI}^{Tail} \leq R_{EWCI}^{Trenn} \quad (13)$$

mit $\mu_{GPD} \in \mathbb{R}$ als Lage-Parameter, $\sigma_{GPD} \in \mathbb{R}^+$ als Skalen-Parameter und $\xi_{GPD} \in \mathbb{R}$ als Form-Parameter der GPD.¹⁴²² Den Trennwert, ab dem der (Verlust-) Tail der Renditeverteilung beginnt, bestimmen Börner et al. (2021c) über einen regelbasierten Ansatz von Hoffmann/Börner (2021), bei dem die räumliche Differenz zwischen Dichtefunktion und empirischer Verteilung durch die Auswahl des Trennwertes und die auf Basis der dadurch einbezogenen Beobachtungen geschätzten Verteilungsparameter minimiert wird.¹⁴²³

Auf dem Procedere von Börner et al. (2021c) basierend werden zur Vereinfachung der Parameterschätzung¹⁴²⁴ zunächst die Vorzeichen der Renditen getauscht (Gewinne = negative Verluste).¹⁴²⁵ Für den (erst einmal positiven) Verlust-Tail der diskreten EWCI-Renditen ergibt sich sodann ein Trennwert von $R_{EWCI}^{Trenn} = 0,0140$ sowie die folgenden, mit der Maximum-Likelihood-Methode geschätzten Verteilungsparameter der GPD: $\hat{\mu}_{GPD} = 0,0140$, $\hat{\sigma}_{GPD} = 0,1027$ und $\hat{\xi}_{GPD} = -0,2241$. Im Anschluss an die Bestimmung dieser Parameter werden die daraus konstruierbaren Dichte- und Verteilungsfunktionen (s. Abb. 29 unten) dann zur besseren graphischen Vergleichbarkeit mit den anderen Verteilungen über eine Koordinatentransformation zurück auf den negativen Tail transformiert (Verluste nun wieder negativ).

Da bei der hier konstruierten GPD (im Gegensatz zu den anderen in Abb. 29 eingezeichneten Verteilungen) die Verteilungsmasse nicht auf den gesamten, hier interpretierbaren Wertebereich $[-1; \infty)$, sondern nur auf den hier interpretierbaren Teil des Verlust-Tails

¹⁴²⁰ Vgl. Börner et al. (2021c), S. 2f., 15-18; Kakinaka/Umeno (2020), S. 10; Osterrieder/Lorenz/Strika (2017), S. 56, 61, 78-82.

¹⁴²¹ Vgl. Börner et al. (2021c), S. 16-18. Eine ähnliche Verteilungsannahme zur Untersuchung der Tail-Verteilung im Kontext von Bitcoin-Renditen verwenden auch Gkillas/Bekiros/Siriopoulos (2018), S. 4; Gkillas/Katsiampa (2018), S. 110f.; Osterrieder/Lorenz/Strika (2017), S. 78-82.

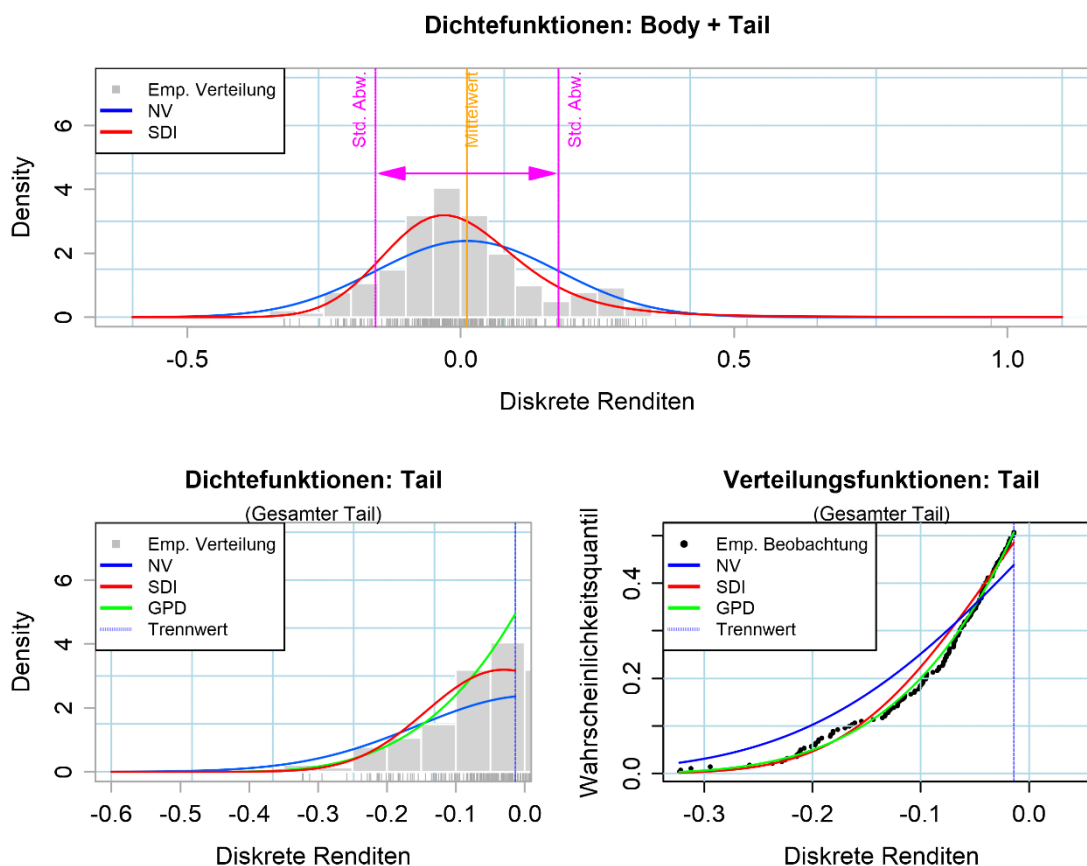
¹⁴²² Vgl. Börner et al. (2021c), S. 16; Osterrieder/Lorenz/Strika (2017), S. 78; Van Montfort/Witter (1986), S. 152.

¹⁴²³ Vgl. Börner et al. (2021c), S. 16f., 26f.; Hoffmann/Börner (2021), S. 1855-1865.

¹⁴²⁴ Diese Vorgehensweise ist notwendig, da der verwendete Algorithmus von Ribatet/Dutang (2019) zur Parameterschätzung im Kontext der GPD hier den positiven Tail heranzieht. Vgl. hierzu Ribatet/Dutang (2019).

¹⁴²⁵ Vgl. hierzu und zum Folgenden (für ein ähnliches Vorgehen) Börner et al. (2021c), S. 16-22.

$[-1; R_{EWCI}^{Trenn}]$ skaliert wird, der aber nur einen Anteil von $\vartheta_{Tail} = 50,3546\%$ an der gesamten (empirischen) Wahrscheinlichkeitsmasse abbildet, werden zudem die Dichte- und Verteilungsfunktionen der GPD für den Tail entsprechend zusätzlich skaliert.¹⁴²⁶



	Gesamtverteilung: SDI	Separater Tail: GPD
Anderson-Darling-Test	1,16796 (0,281)	0,38749 (0,551)
Oben: Teststatistiken; darunter in Klammern: p -Werte; Signifikanzniveaus: 0 *** 0,001 ** 0,01 * 0,05		

Abb. 29: Gegenüberstellung der empirischen Verteilung des EWCI sowie der nachgebildeten Body- und Tail-Verteilung¹⁴²⁷

In Abb. 29 (unten) zeigt sich graphisch anhand der dort (nun ausschließlich für den Wertebereich des Verlusttails) eingezeichneten Dichte- und Verteilungsfunktionen, dass die GDP (grün) für die hier verwendeten diskreten Renditen eine sehr gutes Verteilungsmodell für den hier beobachteten Tail darstellt und dabei auch die Passgenauigkeit der ebenso gut passenden SDI übertrifft.¹⁴²⁸ Die Normalverteilung besitzt in diesem Kontext dagegen eine etwas geringere Passgenauigkeit als die anderen Verteilungen. Wird somit die GPD als in der Nullhypothese zugrundeliegende Tail-Verteilung unterstellt, kann

¹⁴²⁶ Ein derartiges Vorgehen wurde, wengleich ohne explizite Erwähnung, auch in der vorgenannten Arbeit von Börner et al. (2021c) gewählt. Vgl. hierzu Börner et al. (2021c), S. 16-22.

¹⁴²⁷ Eigene Berechnungen in methodischer Anlehnung an Börner et al. (2021c), S. 15, 21.

¹⁴²⁸ Vgl. für ähnliche Ergebnisse Börner et al. (2021c), S. 21.

diese von einem Anderson-Darling-Test auf üblichen Signifikanzniveaus nicht abgelehnt werden (s. Abb. 29).¹⁴²⁹

Somit kann dem zuvor ausführlich vorgestellten, gestaffelten Verteilungsmodell (Body: SDI, Tail: GPD) für Kryptowährungsrenditen von Börner et al. (2021c) auch im aktuellen Anwendungskontext unter der Annahme diskreter Renditen eine gute und insgesamt höhere Passgenauigkeit als die Normalverteilung attestiert werden.¹⁴³⁰

4.4.4 Verhältnis der Renditen der berücksichtigten Assetklassen

4.4.4.1 Korrelationsanalyse für den erhobenen Analysedatensatz

Im Rahmen der bisher herangezogenen deskriptiven Statistiken (s. Kap. 4.4.1 - 4.4.3) wurde bisher immer nur eine isolierte Betrachtung der Kurs- und Renditezeitreihen aller berücksichtigten Assetklassen vorgenommen.¹⁴³¹ Allerdings ist es in der Portfoliotheorie üblich, auch das Abhängigkeitsverhältnis der einzelnen Assetklassen untereinander genauer zu analysieren.¹⁴³² Denn der in Kap. 4.1.4 erarbeitete Diversifikationsbegriff stellt wesentlich auf die Mischung verschiedener Assets mit abweichenden Risiko-Rendite-Profilen in einem Portfolio ab.¹⁴³³ Zur Quantifizierung der Divergenz der jeweiligen Risiko-Rendite-Profile und somit auch der resultierenden Diversifikationspotentiale bedient sich die Portfolio-Selection-Theory häufig zunächst der paarweisen Korrelationen zwischen den Renditen der herangezogenen Assetklassen (s. Kap. 4.1.3).¹⁴³⁴ Bezogen auf den aktuellen Analysekontext kehrt die Analyse deshalb zum Darstellungsrahmen von Schmitz/Hoffmann (2021) zurück und folussiert nun die dort berechneten Renditekorrelationen zwischen dem Kryptowährungsindex EWCI und den Benchmark-Assets.¹⁴³⁵

Dabei wird zunächst mit der Berechnung des bereits in Kap. 4.1.3 theoretisch eingeführten (parametrischen) Pearson-Korrelationskoeffizienten begonnen:¹⁴³⁶

Anhand der berechneten Korrelationskoeffizienten (s. Abb. 30) zeigt sich, dass sich Kryptowährungen unkorreliert zu allen betrachteten Benchmark-Assets entwickeln, da auf

¹⁴²⁹ Vgl. für ähnliche Ergebnisse Börner et al. (2021c), S. 17f.

¹⁴³⁰ Vgl. für ähnliche Ergebnisse Börner et al. (2021c), S. 13, 23.

¹⁴³¹ Vgl. Kap. 4.4.1 - 4.4.3; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 15-20.

¹⁴³² Vgl. Kap. 4.1.3; Poddig/Brinkmann/Seiler (2009), S. 56-58.

¹⁴³³ Vgl. Kap. 4.1.4; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 2.

¹⁴³⁴ Vgl. Kap. 4.1.3; Burniske/White (2017), S. 15-18; Poddig/Brinkmann/Seiler (2009), S. 56-58.

¹⁴³⁵ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 20-23.

¹⁴³⁶ Vgl. Kap. 4.1.3; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 20f.

dem gängigen Niveau von 5 % keine signifikanten Renditekorrelationen von Kryptowährungen zu den Benchmark-Assets zu finden sind (s. rote Kreuze).¹⁴³⁷ Dieses Resultat deckt sich inhaltlich etwa mit den Beobachtungen von Krückeberg/Scholz (2019), die diese Unkorreliertheit zu anderen Assetklassen auf der Ebene einzelner Kryptowährungen unter Verwendung identischer Korrelationsmaße dokumentieren konnten.¹⁴³⁸

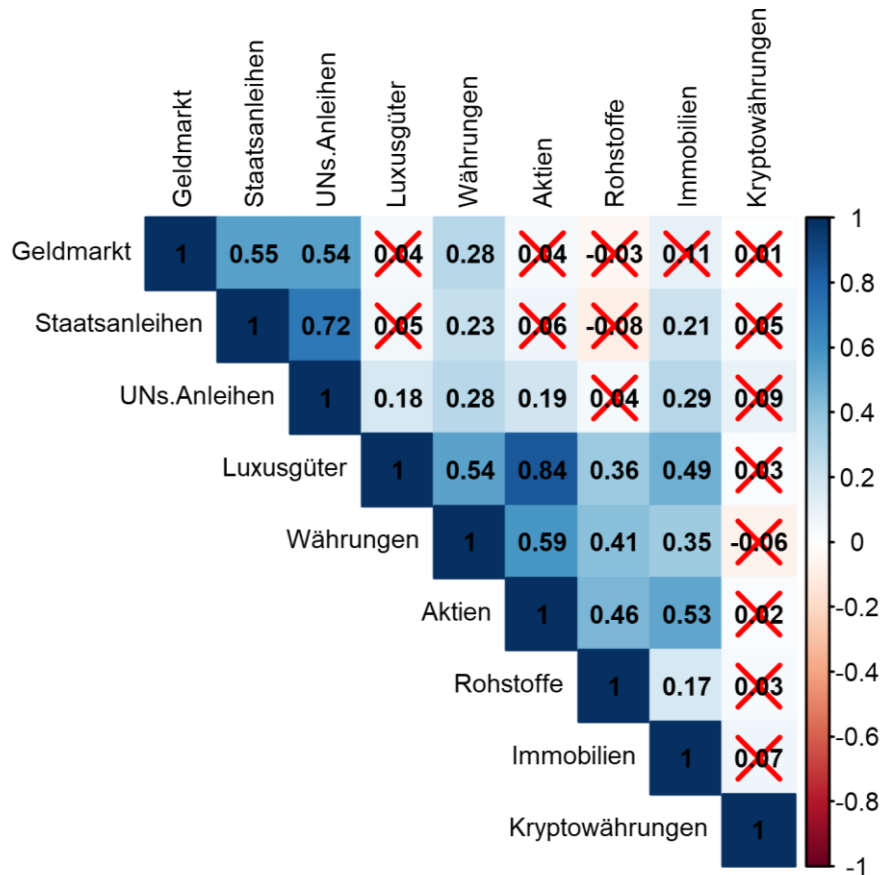


Abb. 30: Pearson-Korrelationsmatrix für den Analysedatensatz¹⁴³⁹

Da die Renditen der zugrunde liegenden Assets als nicht normalverteilt (s. Kap. 4.4.3) anzusehen sind, wiederholen Schmitz/Hoffmann (2021) die Korrelationsanalyse zur Überprüfung der Ergebniskonsistenz zusätzlich noch einmal unter der Anwendung nicht-parametrischer Korrelationsmaße.¹⁴⁴⁰ Hierzu werden in Anlehnung an Krückeberg/Scholz (2019) die Rangkorrelationskoeffizienten nach Spearman¹⁴⁴¹ sowie

¹⁴³⁷ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 20f.

¹⁴³⁸ Vgl. Krückeberg/Scholz (2019), S. 15-17. Dazu geben die Autoren an, dass signifikante Korrelationen (über alle dort betrachteten Korrelationskoeffizienten hinweg) nur für 1 % der 520 dort analysierten Paare aus Kryptowährungen und Benchmark-Assets resultieren. Vgl. hierzu Krückeberg/Scholz (2019), S. 16.

¹⁴³⁹ Eigene Berechnungen in methodischer Anlehnung an Wei/Simko (2017), bereits (englisch) veröffentlicht bei Schmitz/Hoffmann (2021), S. 21.

¹⁴⁴⁰ Vgl. Kap. 4.4.3; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 20f.

¹⁴⁴¹ Der Rangkorrelationskoeffizient nach Spearman baut dabei konzeptionell auf dem Korrelationskoeffizienten von Pearson auf, konvertiert jedoch die (zuvor) metrischen Daten nun in ordinale Ränge. Somit

auch nach Kendall¹⁴⁴² ausgewählt.¹⁴⁴³ Bei beiden ausgewählten Koeffizienten handelt es sich um Rangkorrelationsmaße, die den Zusammenhang zweier Variablen auf der Basis von Ranginformationen beschreiben.¹⁴⁴⁴ Der Vorteil dieser ergänzenden Korrelationsmaße besteht hier darin, dass diese im Gegensatz zum Pearson-Korrelationskoeffizienten keine Linearität der betrachteten Zufallsvariablen voraussetzen und somit auch jenseits einer Normalverteilungsannahme robust bleiben.¹⁴⁴⁵ Die Wiederholung der Analyse für diese alternativen Korrelationsmaße zeigt konsistent zu Krückeberg/Scholz (2019), dass die bisherigen Ergebnisse auch bei einem Wechsel des Korrelationsmaßes weitgehend stabil bleiben (s. Appendix A.2.2 (Abb. 57, 58)).¹⁴⁴⁶

Mithilfe einer zusätzlichen Betrachtung 52-wöchiger, rollierender (Pearson-) Korrelationen (sog. Rolling Correlations) der Kryptowährungsrenditen zu den Renditen der anderen Assetklassen überprüfen Schmitz/Hoffmann (2021) – analog zu Burniske/White (2017) – auch noch abschließend die Stabilität des Korrelationskoeffizienten (d.h. nahe $\rho = 0$) im Zeitablauf.¹⁴⁴⁷ Die Ergebnisse sind in Abb. 31 exemplarisch für Aktien, Staatsanleihen und Rohstoffe dargestellt, in Appendix A.2.2 (Abb. 59) des Weiteren für alle weiteren Assetklassen.¹⁴⁴⁸ Da der Korrelationskoeffizient im Zeitablauf diverse Ausprägungen ($\rho \neq 0$) annimmt, mag sich bei der Auswertung zwar zunächst der Verdacht aufdrängen, die Beziehung von Kryptowährungen und den Benchmark-Assets unterliege im Zeitablauf größeren spürbaren Veränderungen, sodass die Annahme einer Unkorreliertheit diese Beziehung dann möglicherweise nicht immer adäquat abbilden würde.¹⁴⁴⁹

berechnet sich der Koeffizient nun über $\rho_{ZV_1, ZV_2}^{\text{Spearman}} = \frac{\text{cov}(\text{Rang}(ZV_{1i}), \text{Rang}(ZV_{2i}))}{\sigma(\text{Rang}(ZV_{1i})) * \sigma(\text{Rang}(ZV_{2i}))}$ mit $-1 \leq \rho_{ZV_1, ZV_2}^{\text{Spearman}} \leq 1$ so wie der hier neu eingeführten Funktion $\text{Rang}(\cdot)$, die den Rang der i-ten Beobachtung der betrachteten Zufallsvariablen ZV_1 und ZV_2 jeweils in einer ordinalen Reihung aller Beobachtungen abbildet. Vgl. hierzu Cleff (2011), S. 113-119; Poddig/Brinkmann/Seiler (2009), S. 52; Puth/Neuhäuser/Ruxton (2015), S. 77f.; Völkl/Korb (2018), S. 244f.

¹⁴⁴² Der Rangkorrelationskoeffizient nach Kendall ermittelt sich formal über die Formel $\rho_{ZV_1, ZV_2}^{\text{Kendall}} = \frac{n_k - n_d}{\frac{n(n-1)}{2}}$ mit $-1 \leq \rho_{ZV_1, ZV_2}^{\text{Kendall}} \leq 1$. Dabei sei n_k die Anzahl konkordanter Beobachtungen, n_d hingegen die Anzahl diskordanter Beobachtungen sowie $\frac{n(n-1)}{2}$ die Anzahl der möglichen Vergleichspaare. Vgl. hierzu Cleff (2011), S. 119-125; Puth/Neuhäuser/Ruxton (2015), S. 78, 80.

¹⁴⁴³ Vgl. Kap. 4.4.3; Krückeberg/Scholz (2019), S. 12; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 20f.

¹⁴⁴⁴ Vgl. Hartung/Elpelt/Klösener (2009), S. 553; Puth/Neuhäuser/Ruxton (2015), S. 77f.

¹⁴⁴⁵ Vgl. Embrechts/Lindskog/McNeil (2001), S. 13; Hude (2020), S. 39f.; Poddig/Varmaz/Fieberg (2019), S. 82f.

¹⁴⁴⁶ Vgl. Appendix A.2.2; Krückeberg/Scholz (2019), S. 16f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 20f. Die zugehörigen Korrelationsmatrizen sind in Appendix A.2.2 hinterlegt.

¹⁴⁴⁷ Vgl. Appendix A.2.2; Burniske/White (2017), S. 15-18; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 21f.

¹⁴⁴⁸ Vgl. Appendix A.2.2; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 22.

¹⁴⁴⁹ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 21f.

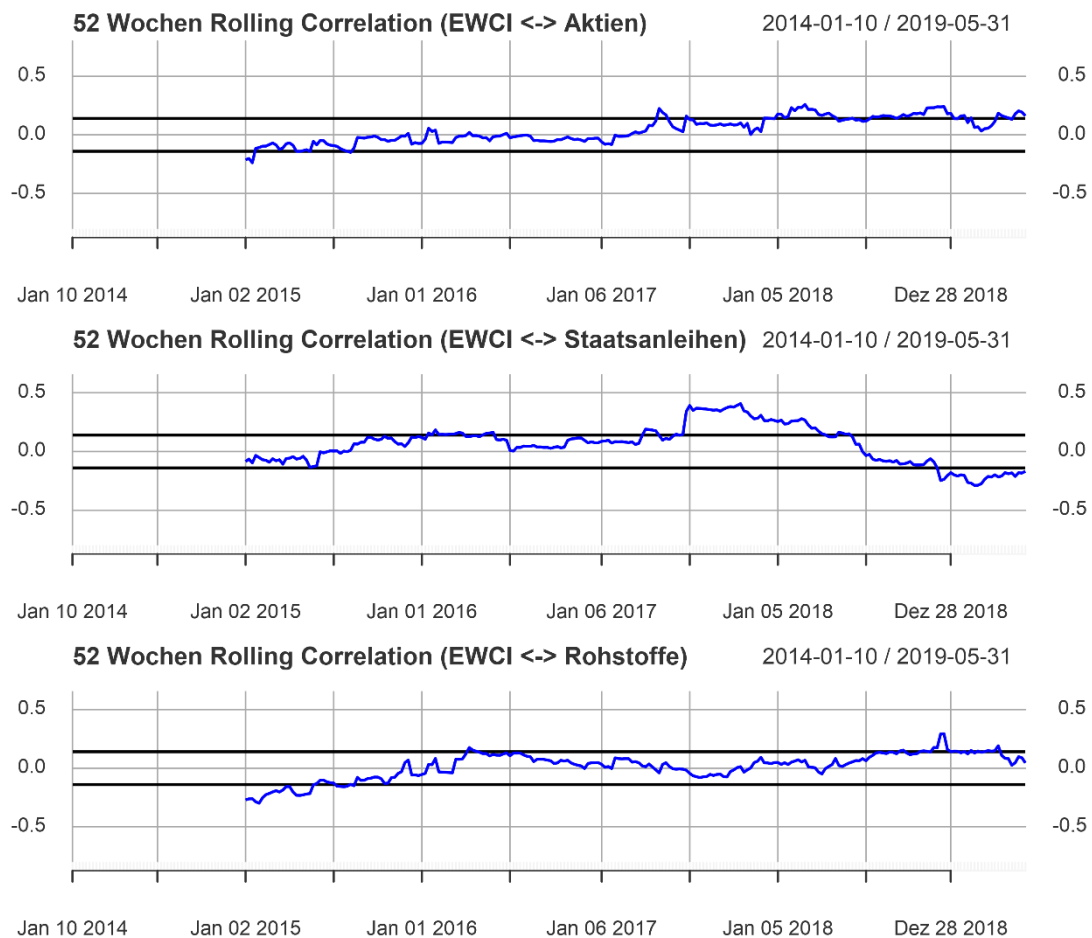


Abb. 31: Rollierende Korrelationen für ausgewählte Titel des betrachteten Analysedatensatzes¹⁴⁵⁰ Doch ist für eine solche Bewertung auch die Rolle des Korrelationskoeffizienten als Zufallsvariable¹⁴⁵¹ zu beachten: Demnach schwankt der berechnete Korrelationskoeffizient selbst mit einer gewissen Varianz $\left(\sigma^2[\rho] = \frac{1}{n_{\text{obs}}-1}\right)$ um einen wahren Wert, was hier speziell auf den statistischen Fehler des Koeffizienten bei der Verwendung endlicher Zeitreihen (Anzahl der Beobachtungen: $n_{\text{obs}} \ll \infty$) zurückzuführen ist.¹⁴⁵² Für ein rollierendes 52-Wochen-Fenster ($n_{\text{obs}} = 52$) läge die geschätzte Standardabweichung rund um den zuvor angenommenen Korrelationskoeffizienten von $\rho = 0$ bei $\sigma[\rho] = \sqrt{\sigma^2[\rho]} = \sqrt{\frac{1}{52-1}}$.¹⁴⁵³ Diese Standardabweichung wird in Abb. 31 über ein Fehlerband (schwarz)

¹⁴⁵⁰ Eigene Berechnungen in methodischer Anlehnung an Burniske/White (2017), S. 17, bereits (englisch) veröffentlicht bei Schmitz/Hoffmann (2021), S. 22.

¹⁴⁵¹ Vgl. allgemein Brandt (2013), S. 32, 92.

¹⁴⁵² Vgl. Olkin/Pratt (1958), S. 201f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 21f. Weil Kryptowährungsrenditen als nicht-normalverteilt angesehen wurden (s. Kap. 4.4.3), handelt es sich bei dieser Berechnung nur um eine indikative Schätzung. Vgl. Kap. 4.4.3; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 22.

¹⁴⁵³ Vgl. hierzu und zum Folgenden Schmitz/Hoffmann (2021), S. 22.

veranschaulicht. In der Grafik deutet sich zwar ein möglicher Vorzeichenwechsel im Beobachtungszeitraum an, jedoch kann kein klarer Trend identifiziert werden, nach dem sich der dynamisch berechnete Korrelationskoeffizient längerfristig aus dem eingezeichneten Fehlerband des statisch ermittelten Korrelationskoeffizienten ($\rho = 0$) herausbewegt und den Vorzeichenwechsel im langfristigen Zeitraum bestätigt. Stattdessen wird daraus die starke Annahme abgeleitet, dass der Korrelationskoeffizient zwischen Kryptowährungen und den Benchmark-Assets im Zeitablauf des hier betrachteten Datensatzes (bis auf kleinere Ausnahmen) weitgehend nicht signifikant von null abweicht und dann die Annahme der Unkorreliertheit stützt.

Ausgehend von diesen oben multiperspektivisch diskutierten Korrelationen werden in der Literatur oftmals (erste) Einschätzungen zum Diversifikationsbeitrag einer Assetklasse getroffen.¹⁴⁵⁴ Der für die angepeilte Reduktion des Portfoliorisikos maßgebliche Zusammenhang von Portfoliorisiko und den paarweisen Renditekorrelationen der berücksichtigten Assets wurde bereits in Gleichung (5b) (s. Kap. 4.1.3) theoretisch herausgearbeitet.¹⁴⁵⁵ Wird darauf aufbauend ohne zusätzliche Informationen die in Abb. 22 (s. Kap. 4.1.3) offengelegte Klassifikation von Malkiel (2019) auf die hier identifizierten Korrelationskoeffizienten der Kryptowährungen gegenüber den jeweiligen Benchmark-Assets ($\rho = 0$) angewendet, so würde der Diversifikationsbeitrag demnach prima facie als beachtlich eingestuft werden.¹⁴⁵⁶ Ob sich dieser aber auch so in der späteren Analyse manifestieren wird, bleibt allerdings aus vielerlei Gründen abzuwarten: Denn Glas/Poddig (2018) resümierten bereits, dass der vermeintliche Vorteil der Unkorreliertheit mit anderen Assetklassen im Kryptowährungskontext bei der Portfolioauswahl der Investoren etwa durch deren (auch in der vorliegenden Arbeit beobachtete) hohe Kursvolatilität (s. Kap. 4.4.2) und deren hohe Aussterberate (s. Kap. 2.2.2) konterkariert werden kann.¹⁴⁵⁷ Zudem bilden die erhobenen Korrelationskoeffizienten immer nur paarweise Beziehungen ab, sodass jenseits eines Zwei-Asset-Falls keine Aussage über die aggregierte Wirkung auf das Gesamtportfolio getroffen werden kann.¹⁴⁵⁸ Des Weiteren ignoriert diese einfache Betrachtungsweise von Malkiel (2019) auch noch, dass dieses zunächst scheinbar abweichende Risiko-Rendite-Profil von Kryptowährungen ggf. auch

¹⁴⁵⁴ Vgl. exemplarisch Malkiel (2019), S. 196.

¹⁴⁵⁵ Vgl. Kap. 4.1.3; Steiner/Bruns/Stöckl (2017), S. 12f.

¹⁴⁵⁶ Vgl. Malkiel (2019), S. 196; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 22f.

¹⁴⁵⁷ Vgl. Kap. 2.2.2, 4.4.2; Glas/Poddig (2018), S. 114f., 124, 126; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 23.

¹⁴⁵⁸ Vgl. Henking/Bluhm/Fahrmeir (2006), S. 36; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 22f.

durch Kombinationen verschiedener Benchmark-Assets repliziert werden kann und erstere in diesem Falle trotz ihrer Unkorreliertheit zu den Benchmark-Assets dennoch obsolet wären.¹⁴⁵⁹

Zur Quantifizierung des Diversifikationsbeitrages von Kryptowährungen im hier relevanten N + K-Asset-Fall (hier: N + K = 9) wird sich die Analyse in den Kapiteln 4.5 und 4.6 daher präziserer Analysemethoden bedienen.¹⁴⁶⁰ Diese werden aufgrund der hier im Rahmen der Rolling Correlations identifizierten, vereinzelt abweichenden Korrelationsmuster auch um eine separate Subsample-Analyse ergänzt, um auch für mögliche Schwankungen des Diversifikationsbeitrages im Zeitablauf untersuchen zu können.

4.4.4.2 Clusteranalyse für den erhobenen Analysedatensatz

Die zuvor durchgeführte Korrelationsanalyse lieferte bereits erste Hinweise auf die Unkorreliertheit der Renditen von Kryptowährungen und anderen Assetklassen.¹⁴⁶¹ Anknüpfend an diese Erkenntnisse untersucht eine abschließende deskriptive Analyse von Schmitz/Hoffmann (2021), ob die zuvor herauskristallisierte Einzigartigkeit des Risiko-Rendite-Profiles von Kryptowährungen im Rahmen einer hierarchischen Clusteranalyse auch zu einer Separierung von den Benchmark-Assets führen würde oder welche Konstellationen sich alternativ herausbilden würden.¹⁴⁶²

Die Clusteranalyse ist dabei ein Verfahren zur Erkennung von Mustern in einem gegebenen multivariaten Datensatz (Pattern Recognition) mit dem Ziel, diesen Datensatz in Subsamples mit sich ähnelnden (d.h. homogenen) Beobachtungen unterteilen zu können, wobei sich die verschiedenen Subsamples (sog. Cluster) selbst wiederum deutlich voneinander abheben sollen (Heterogenität).¹⁴⁶³ Bei diesem Verfahren werden Beobachtungen als „geometrische Punkte in einem mehrdimensionalen Variablenraum“¹⁴⁶⁴ abgebildet, deren Heterogenität untereinander durch die Berechnung der jeweiligen paarweisen Distanzen¹⁴⁶⁵ (i) von Einzelbeobachtungen, (ii) von Clustern (aus Einzelbeobachtungen), und

¹⁴⁵⁹ Vgl. Belousova/Dorfleitner (2012), S. 2457; Malkiel (2019), S. 196; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 23.

¹⁴⁶⁰ Vgl. hierzu und zum Folgenden Kap. 4.5, 4.6; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 23.

¹⁴⁶¹ Vgl. ausführlich Kap. 4.4.4.1.

¹⁴⁶² Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 23f. Einen ähnlichen konzeptionellen Ansatz verwenden zudem auch Würtz et al. (2015). Vgl. hierzu Würtz et al. (2015), S. 97.

¹⁴⁶³ Vgl. Backhaus et al. (2018), S. 455; Wiedenbeck/Züll (2010), S. 525-527.

¹⁴⁶⁴ Wiedenbeck/Züll (2010), S. 528.

¹⁴⁶⁵ Häufig verwendete Beispiele stellen hier u.a. die Euklidische Distanz, die Mahalanobis-Distanz und die Dynamic-Time-Warping-Distanz dar. Vgl. hierzu exemplarisch Backhaus et al. (2018), S. 491, 493; Mitchell/Krzanowski (1985), S. 464; Sigaki/Perc/Ribeiro (2019), S. 7.

(iii) von Einzelbeobachtungen und Clustern beurteilt wird (Schritt 1).¹⁴⁶⁶ In einem nächsten Schritt werden auf der Basis eines sog. Fusionierungsalgorithmus immer solange zwei bestehende Objekte (Einzelbeobachtungen und/oder Cluster) sukzessive zu einem neuen Cluster fusioniert (Schritt 2) bis alle Beobachtungen zu einem Cluster fusioniert sind.¹⁴⁶⁷ Abschließend wird dann – entweder (grob) auf der Basis des graphischen Ellenbogenkriteriums (als subjektiv zu identifizierenden „Knickpunkt“ in einem Screeplot) oder (sophistizierter) anhand einer ausgewählten statistischen Kennzahl – die optimale Clusteranzahl (Schritt 3) bestimmt werden.¹⁴⁶⁸

Da im hier aufbereiteten Anwendungsfall von Schmitz/Hoffmann (2021) ein Clustering von Zeitreihendaten vorgenommen wird, werden Ähnlichkeiten im dynamischen Verhalten der diskreten Renditen ausgewählter Assetklassen dort über einen sog. Dynamic-Time-Warping-(DTW)-Algorithmus identifiziert, der ursprünglich für das Anwendungsfeld der Spracherkennung entwickelt wurde.¹⁴⁶⁹ DTW ist dabei ein distanz-ähnliches sowie formbasiertes Ähnlichkeitsmaß, bei dessen Ermittlung eine optimale Ausrichtung der berücksichtigten Zeitreihen durch die Verzerrbarkeit der Zeitachse auf der Basis der Minimierung einer Kostenfunktion (oder Distanz) sichergestellt wird, sodass dieses Maß im Zeitreihen-Clustering der ebenso häufig verwendeten euklidischen Distanz konzeptionell überlegen ist.¹⁴⁷⁰ Dieses Verfahren wurde u.a. auch in den Arbeiten von Sigaki/Perc/Ribeiro (2019) und Börner et al. (2021a) zur Distanzmessung verwendet.¹⁴⁷¹ Zur sukzessiven Fusionierung der Cluster wird bei Schmitz/Hoffmann (2021) dann in Anlehnung an Sigaki/Perc/Ribeiro (2019) – basierend auf der ermittelten DTW-Distanzmatrix – ein Average-Linkage-Verfahren (als hierarchisches Verfahren) verwendet.¹⁴⁷² Beim Average-Linkage-Verfahren wird die durchschnittliche Distanz zwischen einem Element außerhalb des Clusters und den jeweiligen Elementen innerhalb eines Clusters gebildet und dasjenige Element hinzugefügt, das die geringste durchschnittliche Distanz

¹⁴⁶⁶ Vgl. Backhaus et al. (2018), S. 438-456; Wiedenbeck/Züll (2010), S. 526, 528f.

¹⁴⁶⁷ Vgl. Backhaus et al. (2018), S. 439, 456-475; Wiedenbeck/Züll (2010), S. 526.

¹⁴⁶⁸ Vgl. Backhaus et al. (2018), S. 439, 475-478; Wiedenbeck/Züll (2010), S. 525; Wolff/Bacher (2010), S. 342. Einen exemplarischen Überblick über solche Kennzahlen liefern u.a. Milligan/Cooper (1985), S. 162-167.

¹⁴⁶⁹ Vgl. Sakoe/Shiba (1978), S. 43-49; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 16f., 23; Sigaki/Perc/Ribeiro (2019), S. 7.

¹⁴⁷⁰ Vgl. Ratanamahatana/Keogh (2004), S. 11f.; Sigaki/Perc/Ribeiro (2019), S. 7. Für theoretische Grundlagen zum DTW sei hier die Lektüre der Arbeit von Ratanamahatana/Keogh (2004) empfohlen. Zur besseren Verständlichkeit ist in Appendix A.2.2 (Abb. 60) auch noch eine graphische Gegenüberstellung von DTW-Distanz und Euklidischer Distanz hinterlegt.

¹⁴⁷¹ Vgl. Börner et al. (2021a), S. 4f.; Sigaki/Perc/Ribeiro (2019), S. 7.

¹⁴⁷² Vgl. Backhaus et al. (2018), S. 457; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 23; Sigaki/Perc/Ribeiro (2019), S. 7.

und somit die größte Ähnlichkeit zum bisherigen Cluster aufweist.¹⁴⁷³ Zur Bestimmung der optimalen Clusteranzahl wird dann für jede hier verwendete Assetklasse i der sog. Silhouetten-Koeffizient sil_i über die Formel

$$sil_i = \frac{EXT_i - INT_i}{\max(INT_i; EXT_i)} \quad \text{mit} \quad -1 \leq sil_i \leq 1 \quad (14)$$

mit INT_i als sog. clusterinterne Kohäsion ($\hat{=}$ der durchschnittlichen Intra-Cluster-Distanz) und EXT_i als sog. clusterexterne Separation ($\hat{=}$ der durchschnittlichen Distanz zum nächstliegenden Cluster) – jeweils bezogen auf die spezifische Clustereinordnung dieser i -ten Assetklasse – berechnet.¹⁴⁷⁴ Hierbei steigt die Qualität der Clustereinordnung ebener Assetklasse, je höher der Silhouettenkoeffizient ausfällt.¹⁴⁷⁵ Um die Qualität der Clusterzuordnung auch assetklassenübergreifend zu bewerten, wird der Durchschnitt dieser assetklassenindividuellen Silhouetten-Koeffizienten (über alle Cluster) gebildet.¹⁴⁷⁶

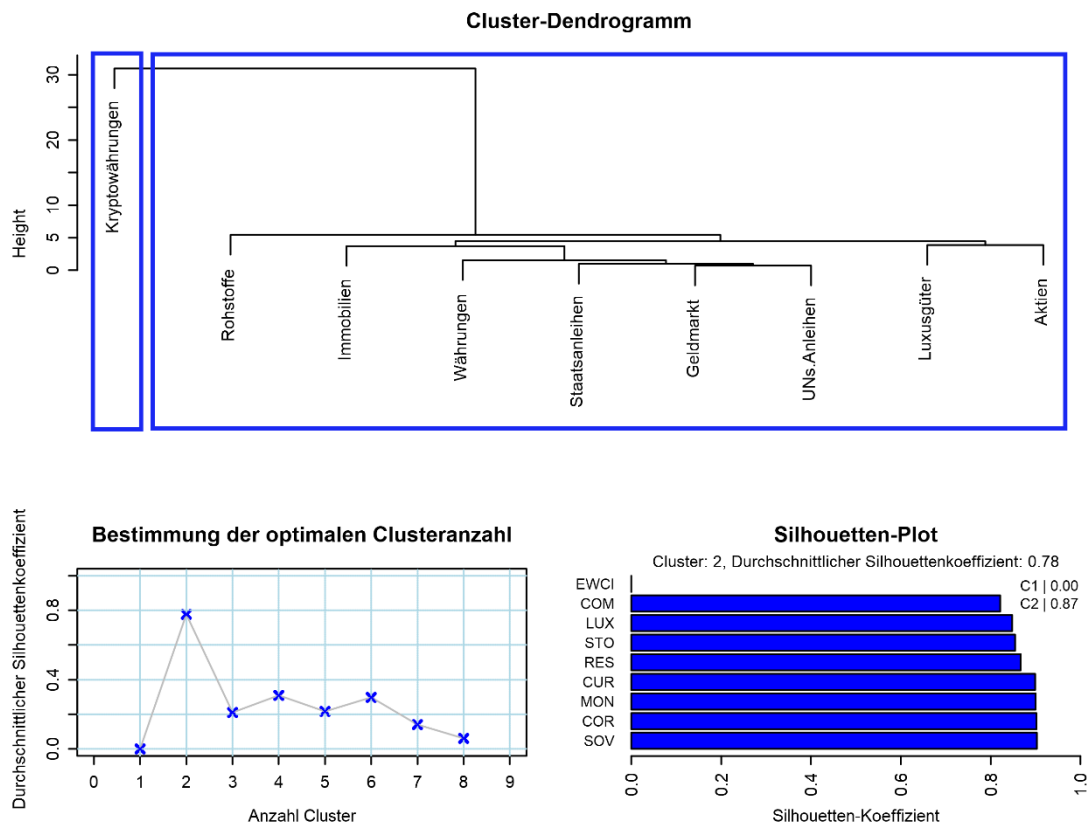


Abb. 32: Definition der optimalen Clusteranzahl über den Silhouetten-Koeffizienten (unten) und Clusterbildung mit Hilfe eines Dendrogramms (oben)¹⁴⁷⁷

¹⁴⁷³ Vgl. Backhaus et al. (2018), S. 460; Püschel (2011), S. 59f.

¹⁴⁷⁴ Vgl. Haim (2019), S. 175; Pearson et al. (2004), S. 189f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 23; Sigaki/Perc/Ribeiro (2019), S. 7. Für eine ausführliche Beschreibung der Theorie zum Silhouetten-Koeffizienten vgl. Pearson et al. (2004), S. 189f.

¹⁴⁷⁵ Vgl. Pearson et al. (2004), S. 190; Sigaki/Perc/Ribeiro (2019), S. 7.

¹⁴⁷⁶ Vgl. Pearson et al. (2004), S. 190; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 23; Sigaki/Perc/Ribeiro (2019), S. 7.

¹⁴⁷⁷ Eigene Berechnungen, bereits (englisch) veröffentlicht bei Schmitz/Hoffmann (2021), S. 23.

Die Ergebnisse der Clusteranalyse von Schmitz/Hoffmann (2021) (s. Abb. 32) legen nahe, dass zwei Cluster zu bilden sind, weil für diese Ausgestaltung mit 0,78 der höchste (clusterübergreifende) durchschnittliche Silhouetten-Koeffizient zu beobachten ist.¹⁴⁷⁸ Dieser Wert liefert gemäß dem Bewertungsschema von Kaufman/Rousseeuw (1990) eine starke Evidenz zugunsten dieser Clusterzuordnung.¹⁴⁷⁹ In dieser Variante (blaue Boxen) umfasst das erste Cluster (C1) die Kryptowährungen und das zweite Cluster (C2) die traditionellen Assetklassen, was – gemeinsam mit den im Dendrogramm ebenso ablesbaren, hohen Distanzen zu den Renditezeitreihen anderer Assetklassen – erneut die zuvor bereits anhand von Risiko-Rendite-Profilen und Korrelationen identifizierte Andersartigkeit der Kryptowährungsrenditen unterstreicht.¹⁴⁸⁰ Der zusätzlich ergänzte Silhouetten-Plot zeigt abschließend, dass für die hier gewählte Clusterzuordnung aufgrund der assetklassenübergreifend hohen Silhouetten-Koeffizienten in Cluster C2 (clusterinterner Durchschnitt: 0,87) auch keinerlei Probleme wie z.B. fehlerhafte Klassifizierungen durch den Fusionierungsalgorithmus zu erkennen sind, weil sich diese durch niedrige oder gar negative Silhouetten-Koeffizienten ausdrücken würden.¹⁴⁸¹

Zur Güte des hier gewählten Clusterverfahrens sei abschließend ergänzt, dass der Algorithmus im Laufe der Fusionierung erwartungsgemäß zunächst alle Rentenindizes (Staatsanleihen, Unternehmensanleihen, Geldmarkt) zueinander gruppiert und sich im weiteren Verlauf der Fusionierung jeweils auch die Ähnlichkeit der Aktienindizes (Europäische Aktien, Luxusgüterhersteller) sowie die Ähnlichkeit der alternativen Assetklassen (Rohstoffe, Immobilien) in der sukzessiven Fusionierung niederschlägt, sodass keine (übergeordneten) Assetklassen durch das hier gewählte Clusterverfahren auseinandergerissen werden.¹⁴⁸²

¹⁴⁷⁸ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 23f.

¹⁴⁷⁹ Vgl. Kaufman/Rousseeuw (1990), S. 88; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 23f. Gemäß diesem Schema gilt für $0,7 < s_i \leq 1$ eine starke Evidenz, für $0,5 < s_i \leq 0,7$ eine begründbare Evidenz, für $0,25 < s_i \leq 0,5$ eine schwache Evidenz und für $s_i \leq 0,25$ keine signifikante Evidenz zugunsten der gewählten Clusterbildung. Vgl. hierzu Kaufman/Rousseeuw (1990), S. 88.

¹⁴⁸⁰ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 23f.

¹⁴⁸¹ Vgl. Pearson et al. (2004), S. 190; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 23f.

¹⁴⁸² Vgl. Kap. 4.3.1.4 (inkl. Fn. 1179, 1180); Schmitz/Hoffmann (2021), S. 23f.

4.5 In-Sample-Analyse des Diversifikationsbeitrages von Kryptowährungen

4.5.1 Auswahl eines geeigneten Analyserahmens als Grundmodell (ohne Transaktionskosten oder Liquiditätsbeschränkungen)

4.5.1.1 Literaturüberblick über potentielle Portfoliooptimierungsmodelle

Aus verschiedenen Blickwinkeln wurde in der vorangegangenen Analyse demonstriert, dass Kryptowährungen nicht nur konzeptionell und technisch von traditionellen Assetklassen abweichen, sondern auch eine gänzlich andere Preisdynamik als diese besitzen.¹⁴⁸³ Insofern erscheint es nun interessant, ob diese Assetklasse für Privatinvestoren aus Diversifikationsgesichtspunkten eine sinnvolle Ergänzung ihrer Portfolios darstellt, was nachfolgend anhand des in Kap. 4.2.2 vorgestellten Analyseschemas zunächst aus einer In-Sample-Perspektive – basierend auf den bereits veröffentlichten Berechnungen von Schmitz/Hoffmann (2021) – vertiefend analysiert werden soll.¹⁴⁸⁴ Wesentliche Grundlage aller nachfolgenden Analyseschritte ist dabei zunächst die dort getroffene Auswahl eines geeigneten Portfoliooptimierungsmodells als zugrundeliegender Analyserahmen, die hier noch einmal genauer thematisiert und begründet werden soll.¹⁴⁸⁵

Bereits die exemplarische Übersicht über gängige Modellrahmen im Kryptowährungskontext in Tab. 12 offenbart die methodische Vielfalt in der bestehenden Literatur¹⁴⁸⁶, sodass sich zur Komplexitätsreduktion zunächst eine weitere Eingrenzung dieser Methoden anbietet. Jenseits der (modellfreien) Strategie der Konstruktion eines naiv diversifizierten Portfolios (Equally-weighted Portfolios) lassen sich in der Literatur auch noch weitere Optimierungsstrategien beobachten, die trotz methodischer Detailunterschiede dennoch alle (i) auf die Minimierung des Portfoliorisikos (Risiko-orientierte Strategien), (ii) auf die Maximierung der Portfoliorendite (Rendite-orientierte Strategien) oder (iii) die Maximierung des Risiko-Rendite-Verhältnisses (Risiko-Rendite-orientierte Strategien) abzielen.¹⁴⁸⁷ Die repräsentativ für die obigen Strategien aufgezeigten Portfolios lassen sich oftmals zwei übergeordneten Modellrahmen zuordnen, nämlich (i) dem klassischen Mittelwert-Varianz-Ansatz sowie (ii) dem als eine inhaltliche Adaption des ersteren Ansatzes entstandene Mittelwert-CVaR-Ansatz.¹⁴⁸⁸

¹⁴⁸³ Vgl. Kap. 3.2.2.1.2, 4.4.1 - 4.4.4; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 15-24.

¹⁴⁸⁴ Vgl. Kap. 4.2.2; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 3-5, 24-73.

¹⁴⁸⁵ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 24-27.

¹⁴⁸⁶ Vgl. für eine exemplarische Übersicht Petukhina et al. (2020), S. 19.

¹⁴⁸⁷ Vgl. Petukhina et al. (2020), S. 19.

¹⁴⁸⁸ Vgl. Petukhina et al. (2020), S. 19; Würtz et al. (2015), S. 177-213, 241-271.

Modell(e)	Beispielhafte Anwendung im Kryptowährungskontext	Methodische Referenz(en)
Modellfreie Strategie:		
Equally-weighted-Portfolio	Brauneis/Mestel (2018a) Kajtazi/Moro (2019)	DeMiguel/Garlappi/Uppal (2009)
Risiko-orientierte Strategien:		
Mittelwert-Varianz-Ansatz:		
Minimum-Varianz-Portfolio	Glas/Poddig (2018)	Markowitz (1952) Merton (1980)
Mittelwert-CVaR-Ansatz:		
Minimum-CVaR-Portfolio	Eisl/Gasser/Weinmayer (2015)	Rockafellar/Uryasev (2000)
Sonstige Ansätze:		
Equal-Risk-Contribution-Portfolio	Glas/Poddig (2018)	Maillard/Roncalli/Teiletche (2010)
Maximum-Diversification-Ratio-Portfolio	Petukhina et al. (2020)	Rudin/Morgan (2006)
Rendite-orientierte Strategie:		
Maximum-Return-Portfolio	Petukhina et al. (2020)	Markowitz (1952)
Risiko-Rendite-orientierte Strategien:		
Mittelwert-Varianz-Ansatz:		
Maximum-Sharpe-Ratio-Portfolio	Wu/Pandey (2014)	Jagannathan/Ma (2003)
Mittelwert-CVaR-Ansatz:		
Maximum-Sortino-Ratio-Portfolio	Wu/Pandey (2014)	z.B. Sortino (2009)

Tab. 12: Exemplarische Übersicht gängiger Portfoliooptimierungsansätze in der Kryptowährungsliteratur¹⁴⁸⁹

Der Mittelwert-Varianz-Ansatz stützt sich auf die Portfolio-Selection-Theory von Markowitz (1952, 1959), wie sie bereits in Kap. 4.1.3 in ihren Grundlagen beschrieben wurde, und findet z.B. in den Studien von Glas/Poddig (2018), Brauneis/Mestel (2018a) und Borri (2019) Anwendung.¹⁴⁹⁰ Dort wird, wie der Name bereits verrät, die Portfoliooptimierung der Portfoliogewichte anhand der erwarteten Portfoliorendite μ_P und des Portfoliorisikos (gemessen durch die Portfoliovarianz σ_P^2) vorgenommen.¹⁴⁹¹

Bei den aktuell vorliegenden nicht-normalverteilten Renditen (s. Kap. 4.4.3) könnte die in diesem Modell angedachte Verwendung der Varianz als Risikomaß im Portfoliooptimierungsmodell zumindest theoretisch dazu führen, dass der potentielle Verlust, der aus solchen Tail-Risiken entspringt, ggf. unterschätzt und deshalb auch eine suboptimale Portfolioauswahl getroffen werden würde.¹⁴⁹² Kajtazi/Moro (2019) erklären dies damit,

¹⁴⁸⁹ Eigene Darstellung in enger methodischer Anlehnung an Petukhina et al. (2020), S. 19.

¹⁴⁹⁰ Vgl. Kap. 4.1.3; Borri (2019), S. 10; Brauneis/Mestel (2018a), S. 263; Glas/Poddig (2018), S. 115; Markowitz (1952); Markowitz (1959).

¹⁴⁹¹ Vgl. Markowitz (1952), S. 77-83.

¹⁴⁹² Vgl. Kap. 4.4.3; Eisl/Gasser/Weinmayer (2015), S. 4; Jorion (2007), S. 84-88, 91f., 101, 262; McNeil/Frey/Embrechts (2015), S. 59.

dass der Mittelwert-Varianz-Ansatz hier eine zu starke Vereinfachung der Risikopräferenzen der Investoren vornimmt.¹⁴⁹³ Während die Varianz als symmetrisches Risikomaß im Sinne des klassischen Risikobegriffs¹⁴⁹⁴ sowohl Upside- als auch Downside-Volatilitäten berücksichtigt, sind für Investoren in der Anlagepraxis – zumindest unter der Annahme deren rationalen Verhaltens – nur die Downside-Volatilitäten als Risiken relevant, wohingegen die Upside-Volatilitäten gemeinhin (positiv) als Chancen interpretiert werden.¹⁴⁹⁵ Eine Begründung für dieses asymmetrische Risikoverständnis liefern u.a. Kahneman/Tversky (1979) mit ihrer Prospect Theory, die (vereinfacht) postuliert, dass Investoren unterschiedlich auf Gewinne und Verluste reagieren:¹⁴⁹⁶ Konkret scheuen sie Verluste stärker als sie Gewinne begrüßen (sog. Verlustaversion).¹⁴⁹⁷

Aufbauend auf diesem Problem ergänzten Rockafellar/Uryasev (2000) mit dem Mittelwert-CVaR-Ansatz ein Portfoliooptimierungsmodell, das auch robuste Ergebnisse bei nicht-normalverteilten Renditen liefert.¹⁴⁹⁸ Dieses verwendet den Conditional Value at Risk (CVaR) als Downside-Risikomaß.¹⁴⁹⁹ Downside-Risikomaße definieren Risiko hier nur noch als mögliche negative (Rendite-) Abweichung vom Erwartungswert.¹⁵⁰⁰ Dabei besitzt der CVaR einige wichtige Vorteile gegenüber dem ebenso als (Downside-) Risikomaß denkbaren Value at Risk (VaR): so zum Beispiel auch, dass der CVaR im Gegensatz zum VaR und der Varianz als kohärentes Risikomaß im Sinne der Definition¹⁵⁰¹ von Artzner et al. (1999) anzusehen ist.¹⁵⁰² Eine weitere offensichtliche Limitation des VaR

¹⁴⁹³ Vgl. Kajtazi/Moro (2019), S. 146.

¹⁴⁹⁴ In diesem Kontext wird Risiko technisch definiert als mögliche (positive oder negative) „Abweichungen der zufälligen Rendite von ihrem Erwartungswert“ (Spremann/Gantenbein (2019), S. 108). Entscheidungstheoretisch ist der Begriff des Risikos in Anlehnung an Knight (1921) aber vom Begriff der Ungewissheit abzugrenzen, der ebenso wie der Risikobegriff dem Oberbegriff der Unsicherheit (als Gegenteil von Sicherheit) zu subsumieren ist. Während Ungewissheit hier eine Situation beschreibt, in der ein Entscheider keinerlei Informationen über die verbundenen Eintrittswahrscheinlichkeiten potentieller künftige Zustände (hier: Renditeausprägungen) besitzt, können diese bei einer Entscheidung unter Risiko hingegen angegeben werden. Vgl. hierzu Bruns/Meyer-Bullerdiel (2020), S. 8; Büschgen/Börner (2003), S. 263; Gleißner (2004), S. 352; Knight (1921), zit. n. LeRoy/Singell Jr. (1987), S. 395; Langlois/Cosgel (1993), S. 456, 459; Laux/Gillenkirch/Schenk-Mathes (2018), S. 35; LeRoy/Singell Jr. (1987), S. 395; Spremann/Gantenbein (2019), S. 108.

¹⁴⁹⁵ Vgl. Bruns/Meyer-Bullerdiel (2020), S. 24; Büschgen/Börner (2003), S. 263; Kajtazi/Moro (2019), S. 146; Spremann/Gantenbein (2019), S. 108.

¹⁴⁹⁶ Vgl. Kahneman/Tversky (1979), S. 263, 277-280; Kajtazi/Moro (2019), S. 146.

¹⁴⁹⁷ Vgl. Kahneman/Tversky (1979), S. 263, 277-280.

¹⁴⁹⁸ Vgl. Rockafellar/Uryasev (2000), S. 21-42. Für eine anschauliche Aufbereitung dieses Mittelwert-CVaR-Optimierungsmodells sei auch die Lektüre von Würtz et al. (2015), S. 241-244 empfohlen.

¹⁴⁹⁹ Vgl. Bruns/Meyer-Bullerdiel (2020), S. 9; Rockafellar/Uryasev (2000), S. 23-32.

¹⁵⁰⁰ Vgl. Bruns/Meyer-Bullerdiel (2020), S. 24.

¹⁵⁰¹ Nach dieser Definition erfüllt ein kohärentes Risikomaß folgende wünschenswerte Eigenschaften für ein Risikomaß: (i) Monotonie, (ii) Translationsinvarianz, (iii) Homogenität und (iv) Subadditivität. Vgl. hierzu Artzner et al. (1999), S. 209f.; Kajtazi/Moro (2019), S. 146.

¹⁵⁰² Vgl. Artzner et al. (1999), S. 209f.; Kajtazi/Moro (2019), S. 146.

steckt bereits in dessen Definition, da dieser generell den potentiellen Verlust angibt, der bezogen auf einen gegebenen Betrachtungszeitraum für ein vorab definiertes Konfidenzniveau höchstens anfällt, aber eben keine Angaben mehr darüber macht, inwieweit diese Schwelle möglicherweise überschritten wird, was schlimmstenfalls mit einem Unterschätzen von Tail-Risiken verbunden wäre.¹⁵⁰³ Da der CVaR definatorisch den Erwartungswert derjenigen Verluste (bzw. negativen Extremrenditen) jenseits des VaR umfasst, können etwaige Tail-Risiken vom Optimierungsmodell besser erfasst werden.¹⁵⁰⁴ Im Kryptowährungskontext findet dieser Portfoliooptimierungsansatz daher u.a. in den Studien von Eisl/Gasser/Weinmayer (2015), Kajtazi/Moro (2019) und Trimborn/Li/Härdle (2020) Anwendung.¹⁵⁰⁵

Ein erneuter Blick auf die Verteilungsanalyse in Kap. 4.4.3 zeigt dabei, dass die Annahme einer Normalverteilung nicht zuletzt aufgrund ihrer Symmetrie zwar durchaus zu leichten Verzerrungen zwischen empirisch beobachteter und theoretisch unterstellter Verteilung führen kann und Fat Tails z.B. als positive Extremrenditen im Chancen-Tail erkennbar sind.¹⁵⁰⁶ Diese Beobachtungen lassen sich u.a. mit dem von Baur/Dimpfl (2018a) identifizierten, asymmetrischen Volatilitätsprofil von Kryptowährungen erklären, nach dem durch die Dominanz von Noise Tradern hervorgerufene, spekulationsbedingte Kursanstiege heftiger erfolgen als bei Kursabschwüngen, wo sich die Kurse durch die Dominanz informierter Investoren eher sukzessive abbauen.¹⁵⁰⁷ Diese Erklärung ist zudem auch konsistent mit den beobachteten glücksspielähnlichen Strukturen in den deskriptiven Statistiken für die Kryptowährungsrenditen (s. Kap. 4.4.2 und 4.4.3.3), wonach tendenziell mehr negative als positive Renditen (negativer Median, Verlustwahrscheinlichkeit > 50 %), aber gleichzeitig auch betragsmäßig höhere Maxima als Minima beobachtbar waren.¹⁵⁰⁸

Als Modellrahmen für die weitere Analyse knüpft die im aktuellen Oberkapitel fokussierte Studie Schmitz/Hoffmann (2021) trotz nicht-normalverteilter Renditen dennoch am erstgenannten Mittelwert-Varianz-Ansatz an und nimmt kleinere Limitationen in Kauf,

¹⁵⁰³ Vgl. Alexander/Baptista (2004), S. 1262; Jorion (2007), S. 17; Kajtazi/Moro (2019), S. 146.

¹⁵⁰⁴ Vgl. Kajtazi/Moro (2019), S. 146; Rockafellar/Uryasev (2002), S. 1448f. Diese Quellen liefern auch eine mathematische Formalisierung des CVaR, auf die hier aus Relevanzgründen verzichtet wird.

¹⁵⁰⁵ Vgl. Eisl/Gasser/Weinmayer (2015), S. 4-6; Kajtazi/Moro (2019), S. 146f.; Trimborn/Li/Härdle (2020), S. 286f.

¹⁵⁰⁶ Vgl. Kap. 4.4.3; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 18-20.

¹⁵⁰⁷ Vgl. Kap. 2.2.1 (inkl. Fn. 397); Baur/Dimpfl (2018a), S. 148, 150.

¹⁵⁰⁸ Vgl. Kap. 4.4.2, 4.4.3.3; Baur/Dimpfl (2018a), S. 148, 150; Glas/Poddig (2018), S. 114; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 16-20.

was sich hier aus vielerlei Gründen rechtfertigen lässt:¹⁵⁰⁹ Denn dieser Ansatz stellt trotz der oben erwähnten methodischen Weiterentwicklungen nicht nur in der Anwendungspraxis, sondern auch in der Wissenschaft weiterhin noch eine häufig verwendete Basis der Vermögensstrukturierung von Investoren dar.¹⁵¹⁰ Letzteres zeigt sich u.a. auch dadurch, dass auch viele methodische Analyseverfahren wie etwa die im späteren Verlauf herangezogenen ökonometrischen Spanning-Tests häufig auf dem Mittelwert-Varianz-Ansatz aufbauen, sodass sich die nachfolgende Analyse folglich einem ausgedehnteren Instrumentarium bedienen kann.¹⁵¹¹ Passend hierzu lässt sich der Mittelwert-Varianz-Ansatz übrigens auch einfach für später anknüpfende Fragestellungen (wie z.B. Transaktionskosten und/oder Liquiditätsaspekte) erweitern.¹⁵¹² Aus Konsistenzgründen bietet sich daher die einheitliche Nutzung des Mittelwert-Varianz-Ansatzes als einheitlicher Analyserahmen an.¹⁵¹³ Dazu wird die weitere Analyse, soweit in den folgenden Abschnitten nicht anderweitig hervorgehoben, zunächst auf die Modellannahmen der Portfolio-Selection-Theory aus Kap. 4.1.3 zurückgreifen.¹⁵¹⁴ Insbesondere sei hier (zunächst) die Annahme des vereinfachungsbedingten Ausklammerns in der Praxis vorherrschender Transaktionskosten und Liquiditätsüberlegungen aus dem Optimierungskalkül hervorgehoben, die erst im Nachgang sukzessive aufgeweicht wird, um deren Wirkung anhand eines Vergleichs mit dem Grundmodell aufzuzeigen.¹⁵¹⁵ Nichtsdestotrotz werden aber auch Limitationen aus den nicht-normalverteilten Kryptowährungsrenditen nicht komplett ignoriert, indem etwa im Rahmen der anzuwendenden Spanning-Tests auch robuste Verfahren für nicht-normalverteilte Renditen separate Berücksichtigung finden.¹⁵¹⁶

4.5.1.2 Grundlagen: Mittelwert-Varianz-Optimierungsrahmen

4.5.1.2.1 Portfoliooptimierung im Mittelwert-Varianz-Optimierungsrahmen

Als Ausgangspunkt der Analyse ermitteln Schmitz/Hoffmann (2021) den Diversifikationsbeitrag von Kryptowährungen zunächst unter Anwendung eines (traditionellen) Mit-

¹⁵⁰⁹ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 24.

¹⁵¹⁰ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 24; Tu/Zhou (2011), S. 204. Zur Veranschaulichung der Nutzung des Mittelwert-Varianz-Ansatzes in der Academia vgl. u.a. folgende (Kryptowährungs-) Studien: Brauneis/Mestel (2018a); Glas/Poddig (2018); Schmitz/Hoffmann (2021); Wu/Pandey (2014).

¹⁵¹¹ Vgl. Kan/Zhou (2012), S. 147-149; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 24.

¹⁵¹² Vgl. Borri (2019), S. 2, 10f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 24; Trimborn/Li/Härdle (2020), S. 287-289.

¹⁵¹³ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 24.

¹⁵¹⁴ Vgl. Kap. 4.1.3; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 24-27.

¹⁵¹⁵ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 25, 27; Steiner/Bruns/Stöckl (2017), S. 3; Trimborn/Li/Härdle (2020), S. 281.

¹⁵¹⁶ Vgl. Kap. 4.5.1.2.2.2.2; Kan/Zhou (2012), S. 171-173; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 24, 31f.

telwert-Varianz-Ansatzes, der konzeptionell auf dem Modellrahmen der in Kap. 4.1.3 bereits in ihren Grundzügen beleuchteten Portfolio-Selection-Theory von Markowitz (1952, 1959) basiert und die optimale Portfolioallokation anhand der erwarteten Portfoliorendite μ_p sowie der Varianz der Portfoliorenditen σ_p^2 als Entscheidungsvariablen ermittelt.¹⁵¹⁷ Aufbauend auf diesen Grundlagen werden die in der nachfolgenden Analyse zugrundegelegten Portfoliooptimierungsmodelle mathematisch eingeführt:¹⁵¹⁸

Zunächst sei $\mathbf{R}_t = [\mathbf{R}'_{1t}, \mathbf{R}'_{2t}]'$ ein Vektor, der die Renditen der $(K + N)$ riskanten Assets zum Zeitpunkt t abbildet, wobei \mathbf{R}'_{1t} hier selbst die transponierte Version eines Vektors der Renditen der K Benchmark-Assets (\mathbf{R}_{1t}) sowie \mathbf{R}'_{2t} die transponierte Version eines Vektors der Renditen der N Test-Assets (\mathbf{R}_{2t}) (alle jeweils zum Zeitpunkt t) darstellt.¹⁵¹⁹ Der gemäß Kap. 4.1.3 für die spätere Portfoliooptimierung benötigte Vektor $\boldsymbol{\mu}$ der erwarteten Renditen der $(K + N)$ Assets wird nun konkreter definiert als

$$\boldsymbol{\mu} = E[\mathbf{R}_t] \equiv \begin{bmatrix} \boldsymbol{\mu}_1 \\ \boldsymbol{\mu}_2 \end{bmatrix} \quad (15)$$

mit der Dimension $(K + N) \times 1$, wobei $\boldsymbol{\mu}_1$ die erwarteten Renditen der K Benchmark-Assets und $\boldsymbol{\mu}_2$ die erwarteten Renditen der N Test-Assets (jeweils in Vektorform) abbildet.¹⁵²⁰ Zur Risikoabbildung wird für die Optimierung gemäß Kap. 4.1.3 ebenso die (Varianz-) Kovarianz-Matrix \mathbf{V} mit

$$\mathbf{V} = \text{Var}[\mathbf{R}_t] \equiv \begin{bmatrix} \mathbf{V}_{11} & \mathbf{V}_{12} \\ \mathbf{V}_{21} & \mathbf{V}_{22} \end{bmatrix} \quad (16)$$

benötigt, wobei diese Matrix in der aktuell gewählten Darstellungsform eine nicht-singuläre (Block-) Matrix bestehend aus den Varianzen und Kovarianzen der $N + K$ Benchmark- und Test-Assets darstellt – und zwar sowohl für die Renditebeziehungen innerhalb der jeweiligen Gruppen (\mathbf{V}_{11} , \mathbf{V}_{22}) als auch zwischen ihnen (\mathbf{V}_{12} , \mathbf{V}_{21}).¹⁵²¹

¹⁵¹⁷ Vgl. Kap. 4.1.3; Markowitz (1952); Markowitz (1959); Schmitz/Hoffmann (2021), S. 24; Steiner/Bruns/Stöckl (2017), S. 3, 7-14.

¹⁵¹⁸ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 24-27.

¹⁵¹⁹ Vgl. Kan/Zhou (2012), S. 148; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 24f.

¹⁵²⁰ Vgl. Kap. 4.1.3; Kan/Zhou (2012), S. 148; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 25.

¹⁵²¹ Vgl. Kap. 4.1.3; Kan/Zhou (2012), S. 148; Markowitz (1952), S. 82f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 25.

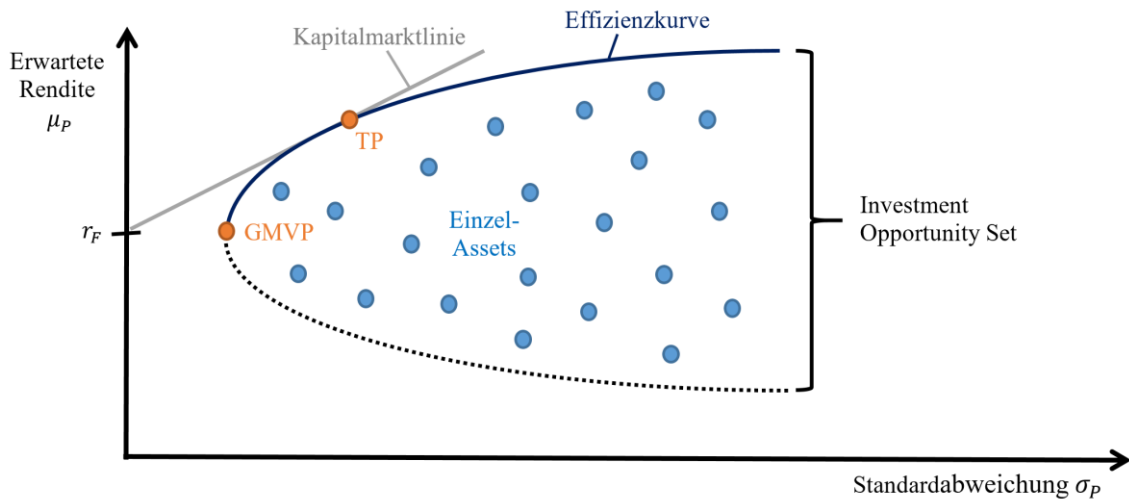


Abb. 33: Lokalisierung des Globalen-Minimum-Varianz-Portfolios (GMVP) und Tangentialportfolios (TP) im Risiko-Rendite-Diagramm (exemplarische Darstellung)¹⁵²²

Auf der Basis dieser beiden Entscheidungsvariablen (erwartete Rendite, Risiko) werden hier zwei in der Literatur üblicherweise ausgewiesene, optimale Portfolios berechnet: (i) das Globale Minimum-Varianz-Portfolio (GMVP) und (ii) das Tangentialportfolio (TP).¹⁵²³ Diese werden nun vorgestellt und graphisch in das bekannte Risiko-Rendite-Diagramm aus Kap. 4.1.3 eingezeichnet, woraus sich nun Abb. 33 ergibt.

Das GMVP umfasst diejenige Portfolioallokation, die mit der geringsten Portfoliovarianz aller unter der Einhaltung bestimmter Nebenbedingungen realisierbaren Portfolios einhergeht, und befindet sich in diesem Risiko-Rendite-Diagramm (s. Abb. 33) am linken unteren Ende der Effizienzlinie.¹⁵²⁴ Formal bestimmen Schmitz/Hoffmann (2021) das GMVP in einer Matrix-Notation über den mathematischen Optimierungsansatz

$$\min_{\omega} \sigma_p^2 = \min_{\omega} \omega' V \omega \quad (17a)$$

$$\text{u.d.N.} \quad \mathbf{1}' \omega = 1 \quad (17b)$$

In der zugrundeliegenden Zielfunktion (Gleichung (17a)) wird eine Minimierung der als Risikomaß herangezogenen Portfoliovarianz σ_p^2 durch die passende Wahl der Portfolio-gewichte ω_i der einzelnen Assets durchgeführt, die in der gewählten Matrixschreibweise (analog zu Kap. 4.1.3) gemeinsam den (Gewichts-) Vektor ω bilden.¹⁵²⁶ Zur Ergänzung

¹⁵²² Eigene Darstellung in Anlehnung an Copeland/Weston/Shastri (2005), S. 133; Dennin (2009), S. 63.

¹⁵²³ Vgl. exemplarisch Glas/Poddig (2018), S. 123; Kan/Zhou (2012), S. 149; Markowitz (1952), S. 82f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 24-27.

¹⁵²⁴ Vgl. Merton (1972), S. 1856f.; Poddig/Brinkmann/Seiler (2009), S. 141f.

¹⁵²⁵ Vgl. Markowitz (1952), S. 83; Poddig/Brinkmann/Seiler (2009), S. 141f.; Roncalli (2011), S. 1; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 25.

¹⁵²⁶ Vgl. Kap. 4.1.3; Poddig/Varmaz/Fieberg (2019), S. 177f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 25.

der Zielfunktion wird in Gleichung (17b) noch die Nebenbedingung eingeführt, dass die Summe der Portfoliogewichte ($\mathbf{1}'\boldsymbol{\omega}$) gleich 1 sein muss, d.h., das gesamte zur Verfügung stehende Vermögen in Anlagen aus dem Investment Opportunity Set investiert werden muss (sog. Vollinvestitionsannahme).¹⁵²⁷ Dabei stellt $\mathbf{1}'$ einen (transponierten) Vektor dar, der ausschließlich aus Einsen besteht.¹⁵²⁸

Das TP wurde historisch als Resultat der sog. Tobin-Separation bekannt, nach welcher Investoren ihr zur Verfügung stehendes Kapital nicht mehr nur in ein individuell ausgewähltes, risikobehaftetes Portfolio (auf der Effizienzlinie) investieren, sondern nun in ein für alle Investoren identisches, risikobehaftetes Marktportfolio sowie gleichzeitig auch in eine risikolose Alternativanlage, die mit einem risikolosen Zinssatz r_F vergütet ist.¹⁵²⁹ Die individuelle Nutzenoptimierung der Investoren erfolgt dann durch die quotale Aufteilung des Kapitals auf die risikolose Anlage und das risikobehaftete Portfolio, was sich im obigen Risiko-Rendite-Diagramm (s. Abb. 33) in einer Bewegung auf der sog. Kapitalmarktklinie zwischen der Effizienzlinie (100 % risikobehaftetes Portfolio) und dem y-Achsenabschnitt (100 % Alternativanlage) bemerkbar macht.¹⁵³⁰ Da die Investoren hier – konsistent zu den Annahmen in Kap. 4.1.3 – als risikoavers modelliert sind, wünschen sich diese eine möglichst große Steigung der Kapitalmarktklinie, wobei diese Steigung im Tangentialpunkt der Kapitalmarktklinie und der Effizienzlinie maximal wird.¹⁵³¹ Das dort lokalisierte TP ist in diesem Modellrahmen deshalb das optimale risikobehaftete Portfolio und allen anderen Portfolios auf der Effizienzlinie überlegen, weil letztere jeweils durch ein Portfolio auf der Kapitalmarktklinie dominiert werden würden.¹⁵³² Gleichzeitig ist das TP aber auch als diejenige Portfolioallokation interpretierbar, mit der die höchste Sharpe Ratio aller unter Einhaltung der bekannten Nebenbedingung realisierbarer Portfolios (Maximum-Sharpe-Ratio-Portfolio) einhergeht.¹⁵³³ Die Sharpe Ratio SR selbst berechnet sich dabei über die Formel

¹⁵²⁷ Vgl. Markowitz (1952), S. 78, 83; Poddig/Brinkmann/Seiler (2009), S. 110; Poddig/Varmaz/Fieberg (2019), S. 167, 177f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 25.

¹⁵²⁸ Vgl. Kan/Zhou (2012), S. 148; Poddig/Brinkmann/Seiler (2009), S. 110; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 25.

¹⁵²⁹ Vgl. Bruns/Meyer-Bullerdiel (2020), S. 91f.; Dennin (2009), S. 63; Poddig/Brinkmann/Seiler (2009), S. 82-84; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 25; Spremann/Gantenbein (2019), S. 124-128.

¹⁵³⁰ Vgl. Bruns/Meyer-Bullerdiel (2020), S. 91-93; Dennin (2009), S. 63; Poddig/Brinkmann/Seiler (2009), S. 82f.; Spremann/Gantenbein (2019), S. 124-128.

¹⁵³¹ Vgl. Kap. 4.1.3; Bruns/Meyer-Bullerdiel (2020), S. 91; Spremann/Gantenbein (2019), S. 125f.

¹⁵³² Vgl. Spremann/Gantenbein (2019), S. 125f.

¹⁵³³ Vgl. Bruns/Meyer-Bullerdiel (2020), S. 91-93; Chapados (2011), S. 72f.; Dennin (2009), S. 63; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 25; Sharpe (1966), S. 122; Wu/Pandey (2014), S. 48.

$$SR = \frac{\mu_P - r_F}{\sigma_P} = \frac{\omega' \mu - r_F}{\sqrt{\omega' V \omega}} \quad (18)$$

mit dem neuen Ausdruck $(\mu_P - r_F)$ als (erwartete) Überschussrendite des Portfolios über dem risikolosen Zins.¹⁵³⁴ Denkbar wäre dieser Ansatz etwa für Wirtschaftssubjekte, die das Risiko-Rendite-Verhältnis ihrer Investitionen optimieren wollen.¹⁵³⁵ Dies bedeutet, dass solche Investoren im Vergleich zum GMVP nun auch ein höheres Risiko zu tragen bereit sind – allerdings nur, wenn das Eingehen dieses Risikos auch durch eine entsprechende Zunahme der Überschussrendite gerechtfertigt wird.¹⁵³⁶ Der risikolose Zinssatz r_F wird von Schmitz/Hoffmann (2021) per Annahme auf null Prozent gesetzt ($r_F = 0$), was nicht zuletzt im aktuellen Niedrigzinsumfeld eine realistische Annahme darstellt.¹⁵³⁷ Zur Berechnung des TP's wird dort dann formal der Optimierungsansatz

$$\max_{\omega} SR = \max_{\omega} \left(\frac{\mu_P - r_F}{\sigma_P} \right) = \max_{\omega} \frac{\omega' \mu - r_F}{\sqrt{\omega' V \omega}} \quad (19a)$$

$$\text{u.d.N.} \quad \mathbf{1}'\omega = 1 \quad (19b)$$

verfolgt, wobei Gleichung (19a) die Zielfunktion darstellt, nach der die Portfoliogewichte der Einzelassets (aggregiert in ω) so zu wählen sind, dass die Sharpe Ratio für das Portfolio des Investors maximiert wird und gleichzeitig die bereits bekannte Nebenbedingung der vollständigen Investition des gesamten Vermögens in das Investment Opportunity Set befolgt wird (s. Gleichung (19b)).¹⁵³⁸

Die Optimierungskalküle beider zuvor beleuchteter Portfolios (GMVP, TP) wurden in der vorausgegangenen Modellformulierung zunächst als unrestringierte Portfolios konzipiert, d.h., die individuellen Portfoliogewichte ω_i der einzelnen Assets sind im Zahlenbereich $\omega_i \in \mathbb{R}$ unbeschränkt wählbar – zumindest solange die Summe aller Gewichte weiterhin 1 ergibt (Nebenbedingung).¹⁵³⁹ Dieser theoretische Grenzfall unrestringierter Portfolios stellt dabei ein Standardverfahren in der Literatur (zur Abbildung des theoretisch

¹⁵³⁴ Vgl. Poddig/Brinkmann/Seiler (2009), S. 108, 148; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 25; Sharpe (1966), S. 122. Alle weiteren Parameter wurden zuvor bereits in Kap. 4.1.3 sowie in den vorigen Ausführungen dieses Kapitels eingeführt und bedürfen keiner zusätzlichen Erläuterung.

¹⁵³⁵ Vgl. Petukhina et al. (2020), S. 13, 19; Poddig/Brinkmann/Seiler (2009), S. 148.

¹⁵³⁶ Vgl. Bruns/Meyer-Bullerdiel (2020), S. 92; Dennin (2009), S. 64; Poddig/Brinkmann/Seiler (2009), S. 108-110, 148.

¹⁵³⁷ Vgl. Kap. 4.4.1; Europäische Zentralbank (2021b); Schmitz/Hoffmann (2021), S. 25. Ein Überblick über die historische Entwicklung ausgewählter Zentralbankzinssätze der EZB findet sich bei Europäische Zentralbank (2021b). Vgl. hierzu Europäische Zentralbank (2021b).

¹⁵³⁸ Vgl. Dennin (2009), S. 63f.; Elton et al. (2017), S. 101; Poddig/Brinkmann/Seiler (2009), S. 108, 148; Roncalli (2011), S. 7; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 25.

¹⁵³⁹ Vgl. Eisl/Gasser/Weinmayer (2015), S. 7; Poddig/Varmaz/Fieberg (2019), S. 177f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 25f.

Erreichbaren) sowie einen üblichen Ausgangspunkt für weitere Untersuchungen dar.¹⁵⁴⁰ Da sich diese vorgenannten Optimierungsansätze – u.a. in Anlehnung an Roncalli (2011) und Chapados (2011) – jeweils mithilfe von Lagrange-Funktionen (zur Optimierung unter Nebenbedingungen) analytisch lösen lassen, ergeben sich daraus – in der Notation von Kan/Zhou (2012) – dann folgende optimale Gewichtungen

$$\boldsymbol{\omega}^{\text{TP}} = \frac{\mathbf{V}^{-1}\boldsymbol{\mu}}{\mathbf{1}'_{N+K}\mathbf{V}^{-1}\boldsymbol{\mu}} \quad (20)$$

$$\boldsymbol{\omega}^{\text{GMVP}} = \frac{\mathbf{V}^{-1}\mathbf{1}_{N+K}}{\mathbf{1}'_{N+K}\mathbf{V}^{-1}\mathbf{1}_{N+K}}, \quad (21)$$

wobei $\boldsymbol{\omega}^{\text{TP}}$ den optimalen Gewichtsvektor für das TP und $\boldsymbol{\omega}^{\text{GMVP}}$ den optimalen Gewichtsvektor für GMVP darstellt.¹⁵⁴¹ Zudem stellt \mathbf{V}^{-1} die Inverse der Kovarianzmatrix \mathbf{V} und $\mathbf{1}_{N+K}$ einen $N + K$ -Vektor ausschließlich bestehend aus Einsen dar, wobei letzterer auch in transponierter Form ($\mathbf{1}'_{N+K}$) in die Berechnungen einfließt.¹⁵⁴²

Für alle zu vollziehenden Portfoliooptimierungen wird von Schmitz/Hoffmann (2021) konsistent angenommen, dass die Investoren vor ihrer ersten Optimierung, d.h. während des Sammelns der für die Optimierung notwendigen Renditedaten, aus Mangel an Informationen zunächst ein gleichgewichtetes Portfolio aus Benchmark-Assets halten (Startportfolio).¹⁵⁴³ Dieser angenommenen Allokation des Startportfolios liegt die Annahme zugrunde, dass die Investoren die traditionellen Assetklassen im Gegensatz zu Kryptowährungen bereits zuvor kannten, aufgrund der fehlenden Datenhistorie aber noch keine optimale Gewichtung berechnen können. Kryptowährungen hingegen lernen die Investoren in dieser unterstellten Modellwelt annahmegemäß erst zu Beginn des ersten Beobachtungsfensters kennen und müssen sich neben der Erhebung von Kursdaten auch erst einmal um die Recherche technischer, konzeptioneller und regulatorischer Grundlagen bemühen, die für eine grundsätzliche Berücksichtigung als Portfoliobestandteil zwingend nötig sind. Dies leuchtet ein, da es sich bei Kryptowährungen um eine neue, innovative und zudem mit einigen Risiken verbundene Assetklasse handelt, die im Laufe des

¹⁵⁴⁰ Vgl. exemplarisch Eisl/Gasser/Weinmayer (2015), S. 7; Glas/Poddig (2018), S. 116, 125; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 25f.

¹⁵⁴¹ Vgl. Chapados (2011), S. 72-74; Kan/Zhou (2012), S. 148f.; Poddig/Brinkmann/Seiler (2009), S. 141f., 148; Poddig/Dichtl/Petersmeier (2008), S. 568-572; Roncalli (2011), S. 3; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 26; Senger (2009), S. 283.

¹⁵⁴² Vgl. Kan/Zhou (2012), S. 148; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 25f. Invertierungen einer Matrix werden fortan über die Notation $(\cdot)^{-1}$ dargestellt. Vgl. hierzu ähnlich Poddig/Dichtl/Petersmeier (2008), S. 230.

¹⁵⁴³ Vgl. hierzu und zum Folgenden Schmitz/Hoffmann (2021), S. 26f.

Betrachtungshorizontes dieser Arbeit erst sukzessive an Beachtung gefunden hat.¹⁵⁴⁴ Methodisch ergibt diese Annahme sogar zusätzlich Sinn, weil üblicherweise die Fragestellung beleuchtet wird, ob eine Beimischung von Kryptowährungen die Portfoliodiversifikation verbessern kann, was gleichzeitig impliziert, dass Kryptowährungen dann nicht von Beginn an in ebenjenem Portfolio enthalten sein können.¹⁵⁴⁵

Da dieses identische Startportfolio für alle Portfoliooptimierungen dieser Arbeit angenommen wird und die Investoren somit vor ihrer ersten Portfoliooptimierung modellunabhängig jeweils mit dem gleichen Anfangsvermögen starten, muss der Vermögensentwicklung bis zur ersten Portfoliooptimierung keine weitere Beachtung geschenkt werden.¹⁵⁴⁶ Bei der Einführung eines Rebalancings ist im Anschluss an die erste Optimierung des Weiteren allgemein zu bedenken, dass das optimale Portfolio aus dem Optimierungsfenster i dann als Startportfolio für die Optimierung des Fensters $i + 1$ dient. Im aktuell unterstellten (unrestringierten) Grundmodell ist diese Annahme allerdings weniger relevant, weil aufgrund der Abwesenheit von Transaktionskosten und Liquiditätsbeschränkungen jedes optimale Portfolio unabhängig von der Ausgangsgewichtung (problemlos) erreicht werden kann. Allerdings wird diese Annahme bereits hier erwähnt, weil eine spätere Modellerweiterung (s. Kap. 4.5.5) und auch die spätere Out-of-Sample-Analyse (s. Kap. 4.6) genau diese Annahmen erforderlich machen.¹⁵⁴⁷

4.5.1.2.2 Ergänzende Durchführung von Spanning-Tests

4.5.1.2.2.1 Spanning-Tests: Definitorische Grundlegung des Spanning-Begriffes

Um den potentiellen Diversifikationsbeitrag von Kryptowährungen auch ökonometrisch messbar zu machen, werden gemäß der Analysekonzeption von Schmitz/Hoffmann (2021) (s. Kap. 4.2.2) punktuell auch sog. Spanning-Tests als ökonometrische Verfahren

¹⁵⁴⁴ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 26. Eine Studie von Bitkom (2018) zeigt, dass die Bekanntheit des Bitcoins im Jahr 2013, d.h. im Jahr vor dem Erhebungsbeginn, gerade einmal bei 14 % lag. Und selbst im Jahr 2019 ist die Bekanntheit immer noch nicht voll ausgeprägt. So ergibt eine Forsa-Erhebung der SCHUFA Holding (2019), dass zwar 90 % der Befragten zumindest ungefähr wissen, was mit dem Begriff „Bitcoin“ gemeint ist. Für die Begriffe „Kryptowährung“ (66 %) und „Blockchain“ (22 %) handelt es sich hingegen um eine weitaus kleinere Gruppe. Aus den in Kap. 3.1.2.2.2.3 dargelegten Studienergebnissen von BearingPoint ist zudem herauszulesen, dass der größte bisherige Bekanntheitsschub in der Bevölkerung während des Kryptowährungsbooms im Jahr 2017 (s. Kap. 2.2.1) gemessen wurde. Vgl. hierzu Kap. 2.2.1, 3.1.2.2.2.3; Bitkom (2018); Bosch (2020); SCHUFA Holding (2019), S. 48.

¹⁵⁴⁵ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 26f.

¹⁵⁴⁶ Vgl. hierzu und zum Folgenden Schmitz/Hoffmann (2021), S. 27.

¹⁵⁴⁷ Vgl. Kap. 4.5.5, 4.6; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 27, 67-69, 74f.

verwendet, die in der Grundversion konzeptionell auf Huberman/Kandel (1987) zurückgehen, deren Studie wiederum einen wichtigen Grundstein für diverse Erweiterungen¹⁵⁴⁸ und Anwendungsmöglichkeiten¹⁵⁴⁹ in der Literatur darstellt.¹⁵⁵⁰

Spanning kommt hierbei vom englischen Verb (to) span, welches im mathematischen Sinne mit aufspannen übersetzt werden kann.¹⁵⁵¹ Spanning entstammt dabei der linearen Algebra und liegt dann vor, wenn sich ein Vektor durch Linearkombinationen bestimmter anderer Vektoren desselben Vektorraumes replizieren lässt.¹⁵⁵² In diesem Fall wird diese Linearkombination dann als lineare Hülle (oder auch: Span) bezeichnet.¹⁵⁵³ Im ökonomischen Kontext ist der Spanning-Begriff insbesondere aus der Theorie vollständiger Finanzmärkte bekannt.¹⁵⁵⁴ In diesem Falle ist es möglich, die Renditen zusätzlich Berücksichtigter Test-Assets durch eine Linearkombination der Renditen bereits ursprünglich berücksichtigter Benchmark-Assets zu replizieren.¹⁵⁵⁵ Diese Spanning-Eigenschaft lässt sich allerdings nicht nur auf vollständigen, sondern vereinzelt auch auf unvollständigen Märkten beobachten.¹⁵⁵⁶ Umgekehrt bedeutet eine fehlende Replizierbarkeit der Renditen solcher Test-Assets (Abwesenheit von Spanning), dass die Hinzunahme jener Test-Assets zur Vervollständigung des Finanzmarktes beitragen könnte.¹⁵⁵⁷

Passend zu dieser ökonomischen Intuition überprüfen die im portfoliotheoretischen Kontext verwendeten Spanning-Tests nun konkret die Replizierbarkeit der Renditen der N zusätzlich hinzugezogenen (riskanten) Test-Assets durch Linearkombinationen der Renditen der K ursprünglich im Investment Opportunity Set enthaltenen (riskanten) Bench-

¹⁵⁴⁸ Vgl. für derartige Erweiterungen exemplarisch Bekaert/Urias (1996); De Roon/Nijman/Werker (1996); De Roon/Nijman/Werker (2001); De Santis (1993); Ferson/Foerster/Keim (1993); Kan/Zhou (2012).

¹⁵⁴⁹ Vgl. für derartige Anwendungsmöglichkeiten exemplarisch Belousova/Dorfleitner (2012) für den Diversifikationsbeitrag von Rohstoffen und Petrella (2005) für den Diversifikationsbeitrag von europäischen Small-Cap-Aktien.

¹⁵⁵⁰ Vgl. Kap. 4.2.2; Huberman/Kandel (1987); Kan/Zhou (2012), S. 146; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 27-33.

¹⁵⁵¹ Vgl. Diet.cc (2021); Kan/Zhou (2012), S. 147.

¹⁵⁵² Vgl. Fischer/Kaul (2018), S. 291f.; Huberman/Kandel (1987), S. 873f.; Mac Lane/Birkhoff (1999), S. 96-101; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 21.

¹⁵⁵³ Vgl. Fischer/Kaul (2018), S. 291f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 27.

¹⁵⁵⁴ Vgl. exemplarisch Laux (2003), S. 11f., 285f.

¹⁵⁵⁵ Vgl. Grossman/Stiglitz (1977), S. 390; Kan/Zhou (2012), S. 147-149; Laux (2003), S. 11f., 285f.; Laux/Schabel (2009), S. 39, 235.

¹⁵⁵⁶ Vgl. Laux (2003), S. 285f.

¹⁵⁵⁷ Vgl. Kan/Zhou (2012), S. 147f.; Laux (2003), S. 11f., 285f.; Laux/Schabel (2009), S. 227-229; Nachman (1988), S. 321-323.

mark-Assets sowie damit verbundene Wirkungen auf die Lage der Effizienzlinie der betrachteten Investoren:¹⁵⁵⁸ Im Einklang mit der oben angeführten mathematischen Definition wird beim Vorliegen von Spanning die gleiche Effizienzlinie aufgespannt, egal ob die Test-Assets dem Investment Opportunity Set der Investoren hinzugefügt werden oder nicht.¹⁵⁵⁹ In diesem Fall würde dann jedes von den Investoren gebildete effiziente Portfolio, das ohne Berücksichtigung der Test-Assets berechnet wurde, weiterhin aktuell bleiben, auch wenn diese zwischenzeitlich dem Investment Opportunity Set hinzugefügt werden.¹⁵⁶⁰ In anderen Worten: Die zusätzlich hinzugefügten Test-Assets sind in diesem Szenario aufgrund der Replizierbarkeit ihrer Renditen dann für die Bildung eines effizienten Portfolios irrelevant (Portfoliogewichte der Test-Assets = 0) und es liegt für diese Assets kein signifikanter Diversifikationsbeitrag vor.¹⁵⁶¹ In diesem Szenario würden die K Benchmark-Assets die N Test-Assets dominieren.¹⁵⁶² Resultiert hingegen aus der Beimischung der Test-Assets in das Investment Opportunity Set eine Verschiebung der Effizienzlinie, so liegt kein Spanning, sondern ein signifikanter Diversifikationsbeitrag ebenjener Test-Assets vor.¹⁵⁶³ Zum Vorliegen dieses letzteren Falles müssen die Test-Assets in den effizienten Portfolios dann ein signifikant von null abweichendes Portfoliogewicht besitzen.¹⁵⁶⁴

4.5.1.2.2.2 Ökonometrische Grundlagen und Hypothesenentwicklung

4.5.1.2.2.2.1 Theoretische Umsetzung: Mittelwert-Varianz-Spanning-Tests

Nach dieser konzeptionellen Einführung in den Spanning-Begriff sollen nun die theoretischen Grundlagen der von Schmitz/Hoffmann (2021) ausgewählten Spanning-Tests (als gängige Standardfälle) nachgereicht werden, die das Vorliegen von Spanning ökonometrisch überprüfen sollen.¹⁵⁶⁵ Begonnen wird die Darstellung der Spanning-Tests mit den sog. Mittelwert-Varianz-Spanning-Tests in der Notation von Kan/Zhou (2012), die allesamt auf die Optimierungsergebnisse des zuvor bereits vorgestellten (unrestringierten)

¹⁵⁵⁸ Vgl. Kan/Zhou (2012), S. 146; Laux (2003), S. 11f., 285f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 27f.

¹⁵⁵⁹ Vgl. AitSahlia/Doellman/Sardarli (2020), S. 2; Huberman/Kandel (1987), S. 873; Kan/Zhou (2012), S. 146f; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 27.

¹⁵⁶⁰ Vgl. Kap. 4.2.2; Huberman/Kandel (1987), S. 873f.; Kan/Zhou (2012), S. 147-149; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 27.

¹⁵⁶¹ Vgl. Kan/Zhou (2012), S. 147-149; Laux (2003), S. 11f., 285f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 27.

¹⁵⁶² Vgl. Kan/Zhou (2012), S. 148.

¹⁵⁶³ Vgl. Kan/Zhou (2012), S. 146; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 27f.

¹⁵⁶⁴ Vgl. Kan/Zhou (2012), S. 147-149; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 27f.

¹⁵⁶⁵ Vgl. Kan/Zhou (2012), S. 146; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 27-33.

Mittelwert-Varianz-Optimierungsrahmens zurückgreifen und denen auch der im Vorabschnitt erwähnte Spanning-Test von Huberman/Kandel (1987) zuzuordnen ist.¹⁵⁶⁶

Die Grundlage der hier ausgewählten Mittelwert-Varianz-Spanning-Tests bildet dabei zunächst das lineare Regressionsmodell

$$\mathbf{R}_{2t} = \boldsymbol{\alpha} + \boldsymbol{\beta}\mathbf{R}_{1t} + \boldsymbol{\varepsilon}_t \quad \text{mit} \quad t = 1, \dots, T, \quad (22)$$

bei dem die Renditen der Test-Assets zum Zeitpunkt t (aggregiert im Vektor \mathbf{R}_{2t}) auf die Renditen der Benchmark-Assets zum Zeitpunkt t (aggregiert im Vektor \mathbf{R}_{1t}) regressiert werden, wobei $\boldsymbol{\alpha}$ einen N -Parametervektor, $\boldsymbol{\beta}$ eine $(N \times K)$ -Parametermatrix, $\boldsymbol{\varepsilon}_t$ einen N -Fehlertermvektor der Regression für den Zeitpunkt t sowie T die Länge der Zeitreihe darstellt.¹⁵⁶⁷ Dieses Modell trägt der obigen Intuition Rechnung, dass im Falle eines vorliegenden Spannings die Renditen der Test-Assets über eine Linearkombination der Renditen der Benchmark-Assets replizierbar wären und diese somit keinen Mehrwert für das Portfolio liefern würden (s. Kap. 4.5.1.2.2.1).¹⁵⁶⁸ Angenommen wird zudem, dass die Bedingungen $E[\boldsymbol{\varepsilon}_t] = \mathbf{0}_N$ (Unverzerrtheit) sowie $E[\boldsymbol{\varepsilon}_t\mathbf{R}'_{1t}] = \mathbf{0}_{N \times K}$ (keine Endogenität) gelten müssen.¹⁵⁶⁹ Dabei stellt $\mathbf{0}_N$ einen N -Vektor und $\mathbf{0}_{N \times K}$ eine $N \times K$ -Matrix, jeweils bestehend aus Nullen, dar.¹⁵⁷⁰ Des Weiteren lässt sich $\boldsymbol{\alpha}$ als $\boldsymbol{\alpha} = \boldsymbol{\mu}_2 - \boldsymbol{\beta}\boldsymbol{\mu}_1$ und $\boldsymbol{\beta}$ als $\boldsymbol{\beta} = \mathbf{V}_{21}\mathbf{V}_{11}^{-1}$ ausdrücken.¹⁵⁷¹ Zusätzlich wird auch noch der N -Vektor $\boldsymbol{\delta}$ eingeführt, für den $\boldsymbol{\delta} = \mathbf{1}_N - \boldsymbol{\beta}\mathbf{1}_K$ gilt, wobei der (Spalten-) Vektor $\mathbf{1}_N$ N Einsen und der (Spalten-) Vektor $\mathbf{1}_K$ K Einsen als Einträge enthält.¹⁵⁷²

Der eigentliche Spanning-Test ist dann allerdings ein Hypothesentest, der die in der Regressionsgleichung unterstellte Replizierbarkeit der Test-Asset-Renditen durch eine Linearkombination der Benchmark-Asset-Renditen und somit die Abwesenheit eines signifikanten Diversifikationsbeitrag durch die Test-Assets falsifizieren soll.¹⁵⁷³ Dafür kann

¹⁵⁶⁶ Vgl. Kap. 4.5.1.2.2.1; Huberman/Kandel (1987); Kan/Zhou (2012), S. 148f.

¹⁵⁶⁷ Vgl. Kap. 4.5.1.2.1; Kan/Zhou (2012), S. 148-150; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 28-31. Zur Durchführbarkeit dieses Regressionsmodells werden $\boldsymbol{\alpha}$ und $\boldsymbol{\beta}$ als im Zeitablauf konstant angesehen. Vgl. hierzu Kan/Zhou (2012), S. 149; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 29.

¹⁵⁶⁸ Vgl. Kap. 4.5.1.2.2.1; Fischer/Kaul (2018), S. 291f.; Huberman/Kandel (1987), S. 873f.; Kan/Zhou (2012), S. 147-149; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 27f.

¹⁵⁶⁹ Vgl. Auer/Rottmann (2015), S. 447-450; Backhaus et al. (2018), S. 90; Kan/Zhou (2012), S. 148; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 28.

¹⁵⁷⁰ Vgl. Kan/Zhou (2012), S. 148; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 28.

¹⁵⁷¹ Vgl. Kan/Zhou (2012), S. 148; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 28. Die hier zusätzlich eingeführten Größen ($\boldsymbol{\mu}_1$, $\boldsymbol{\mu}_2$, \mathbf{V}_{21} , \mathbf{V}_{11}^{-1}) sind dabei in ihrer Grundform allesamt bereits aus Kap. 4.5.1.2.1 bekannt.

¹⁵⁷² Vgl. Kan/Zhou (2012), S. 148; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 28.

¹⁵⁷³ Vgl. Dorfleitner/Lung (2018), S. 481; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 28.

folgende Nullhypothese in Form zweier Restriktionen als notwendige und hinreichende Bedingung für das Vorliegen von Spanning aufgestellt werden:

$$H_0: \quad \boldsymbol{\alpha} = \mathbf{0}_N, \quad \boldsymbol{\delta} = \mathbf{0}_N. \quad ^{1574} \quad (23)$$

Für ein genaueres Verständnis der Nullhypothese lohnt sich eine stilisierte Betrachtung zweier Portfolios aus den $N + K$ Assets (hier erneut: GMVP und TP), die beide auf der Effizienzlinie liegen.¹⁵⁷⁵ Besitzen die Test-Assets in diesen beiden Portfolios kein signifikant von null abweichendes Gewicht, so gilt dies auch für alle anderen Portfolios auf der Effizienzlinie, da sich diese aus Linearkombinationen dieser beiden bekannten Portfolios berechnen lassen.¹⁵⁷⁶ Die Berechnungsformel der jeweiligen optimalen Gewichtsvektoren für beide Portfolios ($\boldsymbol{\omega}^{\text{GMVP}}$ bzw. $\boldsymbol{\omega}^{\text{TP}}$) wurde bereits in den Gleichungen (20) und (21) in Kap. 4.5.1.2.1 eingeführt.¹⁵⁷⁷ Um aus diesen Gewichtsvektoren lediglich die für den Spanning-Test relevanten Gewichte der Test-Assets herauszulösen, werden die Vektoren nun jeweils mit der Matrix $\mathbf{Q} = [\mathbf{0}_{N \times K}, \mathbf{I}_N]$ multipliziert, wobei \mathbf{I}_N eine $N \times N$ -Einheitsmatrix ist.¹⁵⁷⁸ Die im resultierenden Ausdruck enthaltene invertierte Kovarianzmatrix \mathbf{V}^{-1} lässt sich nun durch Anwendung der Invertierungsformel für Blockmatrizen aus dem Beweis von Lemma 2 von Kan/Zhou (2012) berechnen:

$$\mathbf{V}^{-1} = \begin{bmatrix} \mathbf{V}_{11}^{-1} + \boldsymbol{\beta}'\boldsymbol{\Sigma}^{-1}\boldsymbol{\beta} & -\boldsymbol{\beta}'\boldsymbol{\Sigma}^{-1} \\ -\boldsymbol{\Sigma}^{-1}\boldsymbol{\beta} & \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \end{bmatrix}. \quad ^{1579} \quad (24)$$

Diese enthält auch noch die vereinfachende Substitution $\boldsymbol{\Sigma} = \mathbf{V}_{22} - \mathbf{V}_{21}\mathbf{V}_{11}^{-1}\mathbf{V}_{12}$, wobei dieser Ausdruck mathematisch das sog. $N \times N$ -Schur-Komplement der Blockmatrix darstellt.¹⁵⁸⁰ Durch Einsetzen von \mathbf{V}^{-1} kann die Berechnung der optimalen Gewichtsvektoren der Test-Assets ($\mathbf{Q}\boldsymbol{\omega}^{\text{TP}}$ bzw. $\mathbf{Q}\boldsymbol{\omega}^{\text{GMVP}}$) vereinfacht werden zu:

$$\mathbf{Q}\boldsymbol{\omega}^{\text{TP}} = \frac{\mathbf{Q}\mathbf{V}^{-1}\boldsymbol{\mu}}{\mathbf{1}'_{N+K}\mathbf{V}^{-1}\boldsymbol{\mu}} = \frac{[-\boldsymbol{\Sigma}^{-1}\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\Sigma}^{-1}]\boldsymbol{\mu}}{\mathbf{1}'_{N+K}\mathbf{V}^{-1}\boldsymbol{\mu}} = \frac{\boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\boldsymbol{\mu}_2 - \boldsymbol{\beta}\boldsymbol{\mu}_1)}{\mathbf{1}'_{N+K}\mathbf{V}^{-1}\boldsymbol{\mu}} = \frac{\boldsymbol{\Sigma}^{-1}\boldsymbol{\alpha}}{\mathbf{1}'_{N+K}\mathbf{V}^{-1}\boldsymbol{\mu}} \quad (25)$$

$$\mathbf{Q}\boldsymbol{\omega}^{\text{GMVP}} = \frac{\mathbf{Q}\mathbf{V}^{-1}\mathbf{1}_{N+K}}{\mathbf{1}'_{N+K}\mathbf{V}^{-1}\mathbf{1}_{N+K}} = \frac{[-\boldsymbol{\Sigma}^{-1}\boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\Sigma}^{-1}]\mathbf{1}_{N+K}}{\mathbf{1}'_{N+K}\mathbf{V}^{-1}\mathbf{1}_{N+K}} = \frac{\boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\mathbf{1}_N - \boldsymbol{\beta}\mathbf{1}_K)}{\mathbf{1}'_{N+K}\mathbf{V}^{-1}\mathbf{1}_{N+K}} = \frac{\boldsymbol{\Sigma}^{-1}\boldsymbol{\delta}}{\mathbf{1}'_{N+K}\mathbf{V}^{-1}\mathbf{1}_{N+K}}. \quad ^{1581} \quad (26)$$

Aus den umgeformten Ausdrücken (25) und (26) kann folglich abgelesen werden, dass ein Test für $\boldsymbol{\alpha} = \mathbf{0}_N$ gleichzeitig auch überprüft, ob das TP die N Test-Assets jeweils mit

¹⁵⁷⁴ Vgl. Kan/Zhou (2012), S. 148; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 28.

¹⁵⁷⁵ Vgl. Kap. 4.5.1.2.1; Kan/Zhou (2012), S. 148f.

¹⁵⁷⁶ Vgl. Glas/Poddig (2018), S. 124; Kan/Zhou (2012), S. 149.

¹⁵⁷⁷ Vgl. Kap. 4.5.1.2.1; Kan/Zhou (2012), S. 148f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 26.

¹⁵⁷⁸ Vgl. Kan/Zhou (2012), S. 149; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 29.

¹⁵⁷⁹ Vgl. Kan/Zhou (2012), S. 184; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 29.

¹⁵⁸⁰ Vgl. Cottle (1974), S. 189f.; Haynsworth (1968), S. 73f.; Kan/Zhou (2012), S. 149; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 29.

¹⁵⁸¹ Vgl. hierzu und zum Folgenden Kan/Zhou (2012), S. 149; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 29.

Nullgewichten versieht, und ein Test für $\boldsymbol{\delta} = \mathbf{0}_N$ analog überprüft, ob das GMVP die N Test-Assets jeweils mit Nullgewichten versieht. Denn sobald in die vorigen Gleichungen (25) und (26) $\boldsymbol{\alpha} = \mathbf{0}_N$ bzw. $\boldsymbol{\delta} = \mathbf{0}_N$ eingesetzt wird, werden dadurch auch die Gewichte der Test-Assets ($\mathbf{Q}\boldsymbol{\omega}^{\text{TP}}$ bzw. $\mathbf{Q}\boldsymbol{\omega}^{\text{GMVP}}$) null.

Zur vereinfachteren Darstellung lässt sich das Regressionsmodell aus Gleichung (22) zur Schätzung von $\boldsymbol{\alpha}$ und $\boldsymbol{\beta}$ nun in eine Matrixschreibweise mit

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X}\mathbf{B} + \mathbf{E} \quad (27)$$

überführen.¹⁵⁸² \mathbf{Y} stellt hier eine $T \times N$ -Matrix dar, in der für alle in Gleichung (22) genannten Zeitpunkte ($t = 1, \dots, T$) die zugehörigen Renditen der N Test-Assets (\mathbf{R}'_{2t}) hinterlegt sind. \mathbf{X} ist hingegen eine $T \times (K + 1)$ -Matrix, die u.a. die Renditen der K Benchmark-Assets im Zeitablauf enthält und sich dabei aus Reihen zusammensetzt, die typischerweise formatiert sind als $[\mathbf{1}, \mathbf{R}'_{1t}]$. Über $\mathbf{B} = [\boldsymbol{\alpha}, \boldsymbol{\beta}]'$ werden $\boldsymbol{\alpha}$ und $\boldsymbol{\beta}$ in einer gemeinsamen Matrix \mathbf{B} mit der Dimension $(K + 1) \times N$ zusammengefasst. Schlussendlich bildet \mathbf{E} eine $T \times N$ -Matrix ab, in deren Reihen typischerweise die jeweiligen Fehlerterme der Zeitreihenregressionen aus Gleichung (22) (folglich transponiert: $\boldsymbol{\varepsilon}'_t$) – eingetragen sind. Es gilt zudem die Annahme, dass $T \geq N + K + 1$ erfüllt und die Matrix $(\mathbf{X}'\mathbf{X})$ nicht-singulär sein muss. Zur Berechnung der exakten Verteilungen ihrer Teststatistiken unterstellen Kan/Zhou (2012), dass bezogen auf \mathbf{R}_{1t} die Störterme unabhängig und identisch verteilt (IID) sind¹⁵⁸³ sowie einer multivariaten Normalverteilung (mit den Verteilungsparametern: Erwartungswertvektor $E[\boldsymbol{\varepsilon}_t] = \mathbf{0}_N$ und Kovarianz-Matrix $\boldsymbol{\Sigma}$) folgen.¹⁵⁸⁴

Zur Schätzung dieses Regressionsmodells werden dann zunächst die unrestringierten Maximum-Likelihood-Schätzer

$$\hat{\mathbf{B}} \equiv [\hat{\boldsymbol{\alpha}}, \hat{\boldsymbol{\beta}}]' = (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}(\mathbf{X}'\mathbf{Y}) \quad (28)$$

als Schätzer für den Vektor \mathbf{B} sowie

$$\hat{\boldsymbol{\Sigma}} = \frac{1}{T}(\mathbf{Y} - \mathbf{X}\hat{\mathbf{B}})'(\mathbf{Y} - \mathbf{X}\hat{\mathbf{B}}) \quad (29)$$

als Schätzer für die vorgenannte Kovarianz-Matrix $\boldsymbol{\Sigma}$ eingesetzt.¹⁵⁸⁵ Zur Vereinfachung der Nullhypothese aus Gleichung (23) in eine einzige zu erfüllende Bedingung wird dann

¹⁵⁸² Vgl. hierzu und zum Folgenden Kan/Zhou (2012), S. 149f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 29f.

¹⁵⁸³ Gemäß Belousova/Dorfleitner (2012) ist diese Forderung gleichzusetzen mit einer angenommenen bedingten Homoskedastie der Fehlerterme. Vgl. Belousova/Dorfleitner (2012), S. 2458 (inkl. Fn. 3).

¹⁵⁸⁴ Vgl. Kan/Zhou (2012), S. 150.

¹⁵⁸⁵ Vgl. Kan/Zhou (2012), S. 150; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 30. Kan/Zhou (2012) machen auch genaue Angaben zur Verteilung dieser Schätzer, aber diese Informationen werden hier aus Relevanzgründen ausgelassen. Vgl. hierzu Vgl. Kan/Zhou (2012), S. 150.

eine neue Matrix $\Theta = [\alpha, \delta]'$ eingeführt, die beide bisher betrachteten Vektoren zusammenfasst und nun gemeinsam überprüfbar macht, sodass die bisherige Nullhypothese hier nun in

$$H_0: \quad \Theta = \mathbf{0}_{2 \times N} \quad (30)$$

umgeformt werden kann.¹⁵⁸⁶ Dabei lässt sich der Maximum-Likelihood-Schätzer dieser Matrix (nachfolgend $\hat{\Theta}$ genannt) wegen des Zusammenhangs $\Theta = \mathbf{A}\mathbf{B} + \mathbf{C}$ berechnen als $\hat{\Theta} \equiv [\hat{\alpha}, \hat{\delta}]' = \mathbf{A}\hat{\mathbf{B}} + \mathbf{C}$. Die für diese Berechnung benötigten Projektionsmatrizen \mathbf{A} und \mathbf{C} sind in diesem Kontext speziell definiert als

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & \mathbf{0}'_K \\ 0 & -\mathbf{1}'_K \end{pmatrix} \quad (31)$$

$$\mathbf{C} = \begin{pmatrix} \mathbf{0}'_N \\ \mathbf{1}'_N \end{pmatrix}. \quad (32)$$

Ausgehend von diesem grundlegenden Modellansatz lassen sich nun verschiedene Modellspezifikationen mitsamt ihrer jeweiligen Teststatistiken ableiten.¹⁵⁸⁷ Der ursprünglich von Huberman/Kandel (1987) vorgeschlagene Likelihood-Ratio-(LR)-Test wird dabei noch durch die von Kan/Zhou (2012) ergänzten alternativen Varianten, nämlich einen Wald-(W)-Test sowie einen Lagrange-Multiplier-(LM)-Test, flankiert.¹⁵⁸⁸ Zur Ableitung besagter Teststatistiken werden zunächst folgende Matrizen als Schätzgrößen benötigt

$$\hat{\mathbf{G}} = \mathbf{T}\mathbf{A}(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{A}' \quad (33)$$

$$\hat{\mathbf{H}} = \hat{\Theta}\hat{\Sigma}^{-1}\hat{\Theta}'. \quad (34)$$

Wenn λ_1 und λ_2 die beiden Eigenwerte der Matrix $\hat{\mathbf{H}}\hat{\mathbf{G}}^{-1}$ (mit $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq 0$) darstellen, lassen sich die Teststatistiken für die drei Minimum-Varianz-Spanning-Tests folglich darstellen als

$$\text{LR}_{\text{Test}} = T \sum_{i=1}^2 \ln(1 + \lambda_i) \stackrel{A}{\sim} X_{2N}^2 \quad (35)$$

$$\text{W}_{\text{Test}} = T(\lambda_1 + \lambda_2) \stackrel{A}{\sim} X_{2N}^2 \quad (36)$$

$$\text{LM}_{\text{Test}} = T \sum_{i=1}^2 \frac{\lambda_i}{1 + \lambda_i} \stackrel{A}{\sim} X_{2N}^2 \quad (37)$$

mit $\text{W}_{\text{Test}} \geq \text{LR}_{\text{Test}} \geq \text{LM}_{\text{Test}}$ in endlichen Stichproben.¹⁵⁹⁰ Die beiden Eigenwerte λ_1 und λ_2 der Matrix $\hat{\mathbf{H}}\hat{\mathbf{G}}^{-1}$ fließen in alle hier verwendeten Tests der Nullhypothese ein,

¹⁵⁸⁶ Vgl. hierzu und zum Folgenden Kan/Zhou (2012), S. 149f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 30.

¹⁵⁸⁷ Vgl. Kan/Zhou (2012), S. 149-152; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 30.

¹⁵⁸⁸ Vgl. Huberman/Kandel (1987), S. 873; Kan/Zhou (2012), S. 151f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 30.

¹⁵⁸⁹ Vgl. Kan/Zhou (2012), S. 150f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 30.

¹⁵⁹⁰ Vgl. Belousova/Dorfleitner (2012), S. 2457f.; Berndt/Savin (1977), S. 1270f.; Breusch (1979), S. 205; Kan/Zhou (2012), S. 151f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 30.

weil deren Teststatistiken Funktionen dieser Eigenwerte darstellen (s. hierzu auch Theorem 10.2.1 von Muirhead (1982)).¹⁵⁹¹

Da die Teststatistiken im aktuell relevanten Spezialfall ($N = 1$) generell über streng monotone Abbildungen aus der Wald-Teststatistik abgeleitet werden können und gemäß Kan (2021) dann identische p-Werte (und somit auch identischen Annahme- oder Ablehnungsentscheidungen der Nullhypothese) resultieren, werden bei Schmitz/Hoffmann (2021) im Gegensatz zum Modellsetting von Belousova/Dorfleitner (2012) nicht alle Testvarianten parallel nebeneinander durchgeführt, sondern es reicht analog zu Glas/Poddig (2018) die Auswahl eines einzigen Testverfahrens: bei Schmitz/Hoffmann (2021) aus Konsistenzgründen im Hinblick auf die weitere Analyse ein Wald-Test.¹⁵⁹²

Im gleichzeitig vorliegenden Fall kleiner Stichproben (mit $n_{\text{obs}} \ll \infty$) würde die Verwendung asymptotischer Tests gemäß Gibbons/Ross/Shanken (1989) allerdings zu möglichen Fehleinschätzungen führen, sodass Kan/Zhou (2012) anstelle der nur asymptotisch gültigen X_{2N}^2 -Verteilung die exakte $(F_{2,T-K-1})$ -Verteilung der Teststatistik verwenden, um u.a. präzisere p-Werte zu erhalten.¹⁵⁹³ Für den (adjustierten) Wald-Test ergibt sich daher zunächst die (adjustierte) Teststatistik

$$W_{\text{TestAdj}} = \left(\frac{1}{U} - 1\right) \left(\frac{T-K-1}{2}\right) \sim F_{2,T-K-1} \quad (38)$$

mit $U = (1 + \lambda_1)(1 + \lambda_2)$.¹⁵⁹⁴ Da im Fall $N = 1$ auch $\lambda_2 = 0$ gilt und sich die unadjustierte Teststatistik W_{Test} aus Gleichung (36) zu $W_{\text{Test}} = T\lambda_1$ vereinfacht, lässt sich die adjustierte Teststatistik W_{TestAdj} aus Gleichung (38) mit einigen Umformungen über den Zusammenhang

$$W_{\text{TestAdj}} = \left(\frac{T-K-1}{2T}\right) W_{\text{Test}} \sim F_{2,T-K-1} \quad (39)$$

aus jener unadjustierten Teststatistik herleiten.¹⁵⁹⁵ Die adjustierte Teststatistik wird im hier zugrundeliegenden Analyserahmen von Schmitz/Hoffmann (2021) der unadjustierten Variante vorgezogen.¹⁵⁹⁶ Da einige Arbeiten wie z.B. Glas/Poddig (2018), Belousova/Dorfleitner (2012) und Dorfleitner/Lung (2018) letztere – teils mit, teils ohne explizite Erwähnung – trotzdem in ihren Analysen verwenden, wird diese im Nachgang

¹⁵⁹¹ Vgl. Kan/Zhou (2012), S. 151; Muirhead (1982), S. 437-439.

¹⁵⁹² Vgl. Belousova/Dorfleitner (2012), S. 2458; Glas/Poddig (2018), S. 123-125; Kan (2021); Kan/Zhou (2012), S. 152f. (inkl. Fn. 7); Schmitz/Hoffmann (2021), S. 30f.

¹⁵⁹³ Vgl. Gibbons/Ross/Shanken (1989), S. 1125f.; Kan (2021); Kan/Zhou (2012), S. 152f.

¹⁵⁹⁴ Vgl. Kan (2021); Kan/Zhou (2012), S. 153; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 31. Diese Größe U wird in der Literatur in Anlehnung an die Arbeit von Wilks (1932) auch als Wilks' U bezeichnet. Vgl. hierzu Kan/Zhou (2012), S. 153 (Fn. 8); Mukhopadhyay (2009), S. 118; Wilks (1932), S. 471-494.

¹⁵⁹⁵ Vgl. Kan (2021); Kan/Zhou (2012), S. 152f. (inkl. Fn. 7); Schmitz/Hoffmann (2021), S. 31.

¹⁵⁹⁶ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 31.

zumindest an einer Stelle (s. Kap. 4.5.2.2.2) exemplarisch mit angeben, um mögliche Verzerrungen zwischen adjustierter und unadjustierter Variante aufzuzeigen.¹⁵⁹⁷

4.5.1.2.2.2 Erweiterung: Spanning-Tests für nicht-normalverteilte Renditen

Die zuvor erwähnten Mittelwert-Varianz-Spanning-Tests haben – da die Berechnung ihrer Teststatistiken auf Maximum-Likelihood-Schätzern basiert – den zentralen Nachteil, dass diese normalverteilte Renditen unterstellen und die Fehlerterme aus Gleichung (22) als homoskedastisch angenommen werden.¹⁵⁹⁸ Da bereits die Normalverteilungsannahme in Kap. 4.4.3 kritisch hinterfragt wurde, wird der zuvor erwähnte (adjustierte) Wald-Test zur Überprüfung der Ergebnisrobustheit bei Schmitz/Hoffmann (2021) sicherheitshalber auch noch durch weitere Spanning-Tests flankiert, die verteilungsunabhängig, d.h. auch bei nicht-normalverteilten Renditen, sowie auch beim Vorliegen einer bedingten Heteroskedastie der Fehlerterme (weiterhin) anwendbar bleiben und robuste Ergebnisse liefern.¹⁵⁹⁹ Dabei handelt es sich im Detail um die auf der Methode der Generalized Method of Moments (GMM) nach Hansen (1982) basierenden GMM-Spanning-Tests aus zwei verschiedenen Literatursträngen, die nachfolgend verkürzt vorgestellt werden.¹⁶⁰⁰

Unter der Annahme der Stationarität von \mathbf{R}_{1t} und \mathbf{R}_{2t} , welche auch für den zugrundeliegenden Datensatz überprüft wurde (u.a. Kap. 4.4.3.1) und als gegeben vorausgesetzt werden kann, überprüfen Ferson/Foerster/Keim (1993) die Nullhypothese H_0 nun über eine ähnliche Teststatistik wie beim vorausgegangenen Wald-Test im Mittelwert-Varianz-Modellrahmen.¹⁶⁰¹ Der Hauptunterschied dieses auch als GMM-Wald-Tests bekannten Verfahrens zum vorausgegangenen Wald-Test liegt nun in der Verwendung eines GMM-Schätzers anstelle des bisherigen Maximum-Likelihood-Schätzers, wodurch auch unter

¹⁵⁹⁷ Vgl. Kap. 4.5.2.2.2; Belousova/Dorfleitner (2012), S. 2457f., 2461f.; Dorfleitner/Lung (2018), S. 481-485; Glas/Poddig (2018), S. 122-125.

¹⁵⁹⁸ Vgl. Kap. 4.5.1.2.2.1; Belousova/Dorfleitner (2012), S. 2458; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 31.

¹⁵⁹⁹ Vgl. Belousova/Dorfleitner (2012), S. 2458; Glas/Poddig (2018), S. 124; Kan/Zhou (2012), S. 171-173; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 18-20, 31f. Im Kontext der Spanning-Tests würde die Ablehnung der Normalverteilungsannahme allein die Verteilung der Stichprobe aber nur zu einem geringen Grad beeinflussen – zumindest sofern weiterhin die bedingte Homoskedastie der Fehlerterme angenommen werden darf. Vgl. Belousova/Dorfleitner (2012), S. 2458.

¹⁶⁰⁰ Vgl. Belousova/Dorfleitner (2012), S. 2458; Hansen (1982); Kan/Zhou (2012), S. 171-173; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 31f.

¹⁶⁰¹ Vgl. Kap. 4.4.3.1; Belousova/Dorfleitner (2012), S. 2458; Ferson/Foerster/Keim (1993), S. 131-156; Kan/Zhou (2012), S. 171-173; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 31f. In diesem Kontext besteht keine Notwendigkeit, neben dem GMM-Wald-Test (als Alternative zum bisherigen Wald-Test) gleichzeitig auch eine GMM-basierte Version der ebenso vorausgegangenen LR- und LM-Tests zu implementieren, da diese gemäß Newey/West (1987) die gleiche Form wie der GMM-Wald-Test aufweisen. Vgl. hierzu Kan/Zhou (2012), S. 173; Newey/West (1987), S. 778; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 31f. (inkl. Fn. 14).

diesen besonderen Bedingungen robuste Testergebnisse gesichert bleiben.¹⁶⁰² Diese GMM-Schätzungen sind abhängig von der Formulierung verschiedener Momentbedingungen des Regressionsmodells.¹⁶⁰³ Neben diesem regressionsbasierten Ansatz lassen sich GMM-Spanning-Tests auch über den sog. SDF-Ansatz konstruieren, der von De Santis (1993), Ferson (1995) und Bekaert/Urias (1996) vorgeschlagen und jeweils implementiert wurde.¹⁶⁰⁴ Anstelle des bisher verwendeten Regressionsmodells bedient sich dieser Ansatz nun den sog. stochastischen Diskontfaktoren (SDF), deren Grundtheorie auf der Arbeit von Hansen/Jagannathan (1991) basiert.¹⁶⁰⁵ Zwar wird dem regressionsbasierten Ansatz im empirischen Vergleich von Kan/Zhou (2008) eine höhere Genauigkeit als dem SDF-Ansatz attestiert, doch werden beide Verfahren in der Literatur, nicht zuletzt bei Cao/Fu/Jin (2017) und Glas/Poddig (2018), kombiniert eingesetzt.¹⁶⁰⁶ Deshalb bedienen sich Schmitz/Hoffmann (2021) nicht nur des GMM-Wald-Tests von Ferson/Foerster/Keim (1993) (kurz: FFK) für eine Robustheit auch bei heteroskedastischen Fehlertermen mit der zugehörigen Teststatistik

$$\text{FFK}_{\text{Test}} = W_a \overset{A}{\sim} X_{2N}^2, \quad (40)$$

sondern auch des SDF-Ansatzes von Bekaert/Urias (1996) (kurz: BU) mit einer Adjustierung für Errors in Variables, für dessen Teststatistik wiederum

$$\text{BU}_{\text{Test}} = J_1 \overset{A}{\sim} X_{2N}^2 \quad (41)$$

gilt.¹⁶⁰⁷

¹⁶⁰² Vgl. Belousova/Dorfleitner (2012), S. 2458; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 31f.

¹⁶⁰³ Vgl. Glas/Poddig (2018), S. 124; Kan/Zhou (2012), S. 172f.

¹⁶⁰⁴ Vgl. Bekaert/Urias (1996), S. 835-869; Belousova/Dorfleitner (2012), S. 2458; De Santis (1993), zit. n. Belousova/Dorfleitner (2012), S. 2458; Ferson (1995), S. 145-200.

¹⁶⁰⁵ Vgl. Bekaert/Urias (1996), S. 837f.; Glas/Poddig (2018), S. 124; Hansen/Jagannathan (1991), S. 225-262; Kan/Zhou (2008), S. 5, 22, 27, 29; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 32.

¹⁶⁰⁶ Vgl. Belousova/Dorfleitner (2012), S. 2458; Cao/Fu/Jin (2017), S. 32-34, 43-45; Glas/Poddig (2018), S. 122-124; Kan/Zhou (2008), S. 2.

¹⁶⁰⁷ Vgl. Bekaert/Urias (1996), S. 843; Ferson/Foerster/Keim (1993), S. 137, 150; Kan (2021); Kan/Zhou (2008), S. 30; Kan/Zhou (2012), S. 173; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 32. Die Bezeichnungen W_a und J_1 sind dabei die Originalbezeichnungen der jeweiligen Teststatistiken (FFK_{Test} , BU_{Test}) bei Kan/Zhou (2008). Die hier getroffene Annahme einer Korrektur für Errors in Variables bei der Berechnung von J_1 ist dabei aber oftmals unwesentlich für das Endergebnis, da auch die von Kan/Zhou (2008) ebenso präsentierte Testvariante ohne eine solche Korrektur (hier und in deren Analyse) zu ähnlichen Ergebnissen geführt hätte und ebenso zulässig gewesen wäre. Im Gegensatz zum Fall der Mittelwert-Varianz-Spanning-Tests nehmen Kan/Zhou (2012) bzw. Kan/Zhou (2008) bei den GMM-Spanning-Tests keine Unterscheidung für größere und kleinere Stichproben vor. Da eine tiefere methodologische Darstellung deutlich über den Rahmen dieser Arbeit hinausgehen würde und dazu inhaltlich in dieser Ausführlichkeit auch nicht erforderlich ist, wird hierauf nachfolgend mit Verweis auf die Originalquellen verzichtet. Für eine interaktivere Nachvollziehbarkeit der hier dargelegten Testverfahren sei zudem auf die Matlab-Programmcodes von Kan (2021) verwiesen, die auch in dieser Analyse zur Validierung der berechneten Ergebnisse Anwendung gefunden haben. Vgl. hierzu Bekaert/Urias (1996), S. 835-869; Ferson/Foerster/Keim (1993), S. 131-156; Kan (2021); Kan/Zhou (2008), S. 8f., 21-31; Kan/Zhou (2012), S. 152-154, 171-178; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 32 (inkl. Fn. 16).

4.5.1.2.2.3 Erweiterung: Einzelüberprüfbarkeit der in der Nullhypothese enthaltenen Bedingungen über das Stepdown-Verfahren

Bei den bisher beschriebenen Spanning-Tests handelte es sich stets um gemeinsame Tests (sog. Joint Tests), deren Ziel in der Überprüfung der gemeinsamen Erfüllung der beiden Bedingungen $\alpha = \mathbf{0}_N$ (keine Verschiebung der Effizienzlinie im TP) und $\delta = \mathbf{0}_N$ (keine Verschiebung im GMVP) lag.¹⁶⁰⁸ Allerdings kritisieren Kan/Zhou (2012) an dieser bisher präsentierten Art der Spanning-Tests, dass diese eine größere Betonung auf $\hat{\delta}$ (Schätzer von δ) als auf $\hat{\alpha}$ (Schätzer von α) legen, weil sich $\hat{\delta}$ im Vergleich zu $\hat{\alpha}$ statistisch präziser schätzen lässt. Dies bedeutet, dass kleinere Änderungen im GMVP durch die Berücksichtigung der Test-Assets im Portfoliooptimierungskalkül der Investoren trotz möglicherweise ermittelter statistischer Signifikanz der Teststatistik nicht zwingend ökonomisch bedeutsam sein müssen, während umgekehrt große, ökonomisch bedeutsame Änderungen im TP statistisch eventuell nicht so einfach nachweisbar sein könnten. Eine reine Betrachtung der p-Werte bisheriger Tests könnte daher möglicherweise zu Fehlurteilen führen, ob die statistische Signifikanz (Insignifikanz) der Ergebnisse am Ende wirklich (nicht) auf eine ökonomisch signifikante Verschiebung der Effizienzlinie hindeutet.

Zur Lösung dieses Problems empfehlen Kan/Zhou (2012) die Durchführung des sog. Stepdown-Verfahrens, das die individuelle, d.h. separate, Überprüfung der Hypothesen ($\alpha = \mathbf{0}_N$ und $\delta = \mathbf{0}_N$) in einem zwei-stufigen (sequentiellen) F-Test ermöglicht, der nachfolgend in deren Notation erläutert werden soll.¹⁶⁰⁹ Dabei ist zunächst zu erwähnen, dass dieses sequentielle Verfahren eine Erweiterung der bisher bekannten Mittelwert-Varianz-Spanning-Tests darstellt und somit auch deren Analyserahmen unterstellt.¹⁶¹⁰

Beim ersten F-Test, dem sog. F_1 -Test, wird die Hypothese $\alpha = \mathbf{0}_N$ getestet, während der zweite F-Test, der sog. F_2 -Test, die Hypothese $\delta = \mathbf{0}_N$ unter der Bedingung $\alpha = \mathbf{0}_N$ überprüft.¹⁶¹¹ Durch dieses Procedere werden die Mittelwert-Varianz-Spanning-Tests dahingehend unterstützt, dass die Ursache deren Ablehnung der Nullhypothese H_0 dadurch

¹⁶⁰⁸ Vgl. hierzu und zum Folgenden Belousova/Dorfleitner (2012), S. 2457f.; Kan/Zhou (2012), S. 149, 166-168; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 27-29, 32.

¹⁶⁰⁹ Vgl. Belousova/Dorfleitner (2012), S. 2458; Kan/Zhou (2012), S. 168; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 33. Auch an dieser Stelle empfiehlt sich für tiefergreifende Informationen die Lektüre von Kan/Zhou (2012) sowie für eine interaktive Nutzbarkeit das zugehörige Matlab-Programm von Kan (2021).

¹⁶¹⁰ Vgl. Kan/Zhou (2012), S. 168-170, 178; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 33.

¹⁶¹¹ Vgl. hierzu und zum Folgenden Belousova/Dorfleitner (2012), S. 2458; Kan/Zhou (2012), S. 168f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 33.

herausgefunden werden kann. Denn eine Ablehnung des F_1 -Tests würde hier eine statistisch signifikante Änderung des Tangentialportfolios signalisieren, während eine Ablehnung des F_2 -Tests sich auf die Änderung des GMVP bezieht.

Die Teststatistik für den F_1 -Test ergibt sich als

$$F_{1\text{Test}} = \left(\frac{T-K-N}{N} \right) \left(\frac{|\hat{\Sigma}|}{|\bar{\Sigma}|} - 1 \right) \sim F_{N, T-K-N} \quad (42)$$

mit $\hat{\Sigma}$ als unrestringierte Schätzung sowie $\bar{\Sigma}$ als restringierte Schätzung von Σ , wobei in diesem Falle dann die Restriktion $\alpha = \mathbf{0}_N$ gesetzt wird.¹⁶¹² Für den F_2 -Test kann die Teststatistik dagegen berechnet werden über

$$F_{2\text{Test}} = \left(\frac{T-K-N+1}{N} \right) \left(\frac{|\tilde{\Sigma}|}{|\bar{\Sigma}|} - 1 \right) \sim F_{N, T-K-N+1}, \quad (43)$$

wobei die neu eingeführte Größe $\tilde{\Sigma}$ die restringierte Schätzung von Σ darstellt, für die die Restriktionen $\alpha = \mathbf{0}_N$ und $\delta = \mathbf{0}_N$ gesetzt werden.¹⁶¹³ Dabei seien $\tilde{\alpha}_{\text{Sig}_1}$ und $\tilde{\alpha}_{\text{Sig}_2}$ nachfolgend die Signifikanzniveaus für den F_1 - und den F_2 -Test.¹⁶¹⁴ Um dem oben bereits erwähnten Problem der unterschiedlichen Sensitivität der F_1 - und F_2 -Tests entgegenzuwirken, empfehlen Kan/Zhou (2012) und Belousova/Dorfleitner (2012) eine Adjustierung der Signifikanzniveaus ($\tilde{\alpha}_{\text{Sig}_1}$, $\tilde{\alpha}_{\text{Sig}_2}$) der jeweiligen F-Tests (F_1 , F_2), sodass dann $\tilde{\alpha}_{\text{Sig}_1} > \tilde{\alpha}_{\text{Sig}_2}$ gelten würde.¹⁶¹⁵ Ähnlich der Vorgehensweisen von Dorfleitner/Lung (2018) und Belousova/Dorfleitner (2012) wählen Schmitz/Hoffmann (2021) für den F_2 -Test das gleiche Signifikanzniveau wie für alle vorgenannten Spanning-Tests (in letzterer Arbeit konkret: $\tilde{\alpha}_{\text{Sig}_2} = 5\%$), während für den F_1 -Test – konsistent zur obigen Empfehlung – ein höheres Signifikanzniveau ($\tilde{\alpha}_{\text{Sig}_1} = 10\%$) angesetzt wird.¹⁶¹⁶

Insgesamt stellen die Stepdown-Tests nach Kan/Zhou (2012) somit ein wirksames Instrument dar, um einerseits die Ergebnisse der obigen Mittelwert-Varianz-Spanning-Tests

¹⁶¹² Vgl. Belousova/Dorfleitner (2012), S. 2458; Kan/Zhou (2012), S. 168; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 33.

¹⁶¹³ Vgl. Belousova/Dorfleitner (2012), S. 2458; Kan/Zhou (2012), S. 168f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 33.

¹⁶¹⁴ Vgl. Kan/Zhou (2012), S. 169; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 33.

¹⁶¹⁵ Vgl. Belousova/Dorfleitner (2012), S. 2458; Kan/Zhou (2012), S. 169; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 33.

¹⁶¹⁶ Vgl. Belousova/Dorfleitner (2012), S. 2458, 2460-2462; Dorfleitner/Lung (2018), S. 483-487; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 33. Anhand der späteren Aufbereitung der Analyseergebnisse wird für den F_1 -Test aus Transparenzgründen optisch erkennbar sein, ob eine Testentscheidung auch ohne diese Erweiterung des Ablehnungsbereiches (von 5 % auf das nächsthöhere gängige Signifikanzniveau von 10 %) zustandegekommen wäre. Vgl. hierzu implizit Kap. 4.5.2 - 4.5.5; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 33, 39-42.

besser interpretierbar zu machen, indem z.B. im Fall der Ablehnung der Nullhypothese die Ursachen klarer identifiziert werden können, und andererseits auch die ökonomische Signifikanz durch Anpassung der statistischen Signifikanzniveaus flexibler berücksichtigen zu können.¹⁶¹⁷ Durch dieses Verfahren komplettiert sich nun auch das von Schmitz/Hoffmann (2021) herangezogene technische Instrumentarium für die Grundversion der In-Sample-Analyse.¹⁶¹⁸

4.5.2 Durchführung der Analyse im Grundmodell und Ergebnisauswertung

4.5.2.1 Auswertungskonzeption der Portfolioanalyse

Auf der Basis des zuvor theoretisch dargelegten Analyserahmens (s. Kap. 4.5.1) soll im Nachgang nun eine Auswertung der im Projekt Schmitz/Hoffmann (2021) gewonnenen Analyseergebnisse vorgenommen werden.¹⁶¹⁹ Dabei wird zur Analyse des Diversifikationsbeitrages von Kryptowährungen zunächst auf die optimalen Portfoliogewichte abgestellt werden, die sich auf der Basis der einzelnen Beobachtungsfenster ergeben (In-Sample-Analyse), um zunächst die Bedeutung von Kryptowährungen im Portfoliooptimum quantifizieren zu können.¹⁶²⁰ Denn zum Vorliegen eines spürbaren Diversifikationsbeitrages – so zeigten auch die theoretischen Ausführungen in Kap. 4.5.1.2.2.1 – müssten Kryptowährungen auch mit einem entsprechend spürbaren Portfoliogewicht beigemischt werden.¹⁶²¹ Bei der nachfolgenden Ergebnispräsentation wird dabei durchweg eine Fallunterscheidung für zwei verschiedene Aggregationsstufen durchgeführt:¹⁶²²

Fall A: Dieser Fall orientiert sich im Kern z.B. an der Vorgehensweise von Glas/Poddig (2018) und wird bewusst etwas allgemeiner formuliert, sodass lediglich eine Optimierung (Fensterzahl: $n_{\text{Wind}} = 1$ Fenster) für den gesamten Datensatz (Fensterlänge: $T_{\text{Obs}} = 65$ Monate; Beobachtungszahl: $n_{\text{Obs}}^{\text{W}} = 282$ wöchentliche Beobachtungen) vorgenommen wird.¹⁶²³ Folglich resultiert aus diesem Ansatz jeweils genau ein optimaler Gewichtsvektor – einmal für die Situation mit Kryptowährungen und einmal für die Situation ohne

¹⁶¹⁷ Vgl. Belousova/Dorfleitner (2012), S. 2458; Kan/Zhou (2012), S. 166-170; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 33.

¹⁶¹⁸ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 24-35.

¹⁶¹⁹ Vgl. Kap. 4.5.1; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 34.

¹⁶²⁰ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 34.

¹⁶²¹ Vgl. Kap. 4.5.1.2.2.1; Kan/Zhou (2012), S. 147-149; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 27f.

¹⁶²² Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 34.

¹⁶²³ Vgl. Glas/Poddig (2018), S. 113f., 116-122; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 34.

Kryptowährungen.¹⁶²⁴ Die Signifikanz des dort resultierenden, optimalen Kryptowährungsgewichts wird dabei zum einen durch eine exemplarische Betrachtung einer potentiellen Verschiebung der Effizienzlinie sowie andererseits durch eine flankierende Durchführung von Spanning-Tests für diesen gesamten Beobachtungszeitraum ermittelt.¹⁶²⁵

Fall B: Dieser Fall soll die aggregierte Perspektive aus Fall A aufbrechen und zwischenzeitliche Änderungen im Datensatz (z.B. verursacht durch Markttrends) präziser berücksichtigen können, indem in Anlehnung an Eisl/Gasser/Weinmayer (2015) jeweils das optimale Portfolio mit und ohne Kryptowährungen auf der der dann aktuellen Datenbasis der jeweils letzten $T_{\text{Obs}} = 12$ Monate (mit ebenso wöchentlichen Beobachtungen) monatlich neu bestimmt wird.¹⁶²⁶ Hieraus ergibt sich eine Gesamtzahl von $n_{\text{Wind}} = 54$ verschiedenen Analysefenstern.¹⁶²⁷ Aufgrund dieser implementierten monatlichen Umschichtung handelt es sich somit um eine sog. Rebalancing-Strategie.¹⁶²⁸

Obwohl der Mehrwert solcher Rebalancing-Strategien für die Portfolio-Performance in der Literatur nicht unumstritten erscheint, besitzt diese im aktuellen Anwendungskontext aber auch eine Vielzahl von Vorteilen.¹⁶²⁹ Dazu gehört insbesondere, dass der Kryptowährungsmarkt in den betrachteten Jahren verschiedene Marktzyklen durchlebt hat (s. Kap. 2.2.1) und die optimale Portfoliogewichtung im Falle einer hier alternativ denkbaren Buy-and-Hold-Strategie lediglich auf der Basis eines einzigen, möglicherweise auch nicht einmal repräsentativen (hier: 12-monatigen) Beobachtungszeitraumes ermittelt und dann im gesamten Zeitablauf beibehalten worden wäre.¹⁶³⁰ In der Folge wären die ermittelten Ergebnisse hier zu sensitiv gegenüber der Marktsituation im Beobachtungsfenster.¹⁶³¹ Das in diesem Falle implementierte Rebalancing eröffnet hingegen die Möglichkeit der besseren Reaktion auf aktuelle Marktentwicklungen sowie sich abzeichnende Trends.¹⁶³² Zusätzlich besitzt das Rebalancing auch noch den Vorteil, dass das Ausmaß des eingegangenen Risikos der Investoren immer in der Nähe des ursprünglich

¹⁶²⁴ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 34.

¹⁶²⁵ Vgl. Glas/Poddig (2018), S. 116-125; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 34.

¹⁶²⁶ Vgl. Eisl/Gasser/Weinmayer (2015), S. 13; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 34.

¹⁶²⁷ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 34. Eine genaue Übersicht über die einfließenden Zeiträume eines jeden Analysefensters ist hierbei in Appendix A.2.3 (Tab. 19) hinterlegt.

¹⁶²⁸ Vgl. Eisl/Gasser/Weinmayer (2015), S. 13; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 34.

¹⁶²⁹ Einen Überblick über verschiedene (konträre) Literaturmeinungen liefern etwa Bruns/Meyer-Bullerdiek (2020). Vgl. hierzu Bruns/Meyer-Bullerdiek (2020), S. 248f.

¹⁶³⁰ Vgl. Kap. 2.2.1; Bruns/Meyer-Bullerdiek (2020), S. 248; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 34.

¹⁶³¹ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 34.

¹⁶³² Vgl. Eisl/Gasser/Weinmayer (2015), S. 13; Mondello (2015), S. 69; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 34.

angepeilten Niveaus gehalten werden kann.¹⁶³³ Die vermeintlich hohe (= monatliche) Rebalancing-Frequenz widerspricht dabei auch nicht den Ergebnissen von Cuthbertson et al. (2016), die die Sinnhaftigkeit eines regelmäßigen Rebalancings – zumindest unter der Annahme von Transaktionskosten – hinterfragen und ein Rebalancing nur so oft wie unbedingt notwendig empfehlen.¹⁶³⁴ Denn erstens werden hier (zunächst) keine Transaktionskosten unterstellt, die die Vorzuehenswürdigkeit eines Rebalancings konterkarieren könnten.¹⁶³⁵ Zweitens wäre es – selbst unter Annahme von Transaktions- und Monitoringkosten für Privatinvestoren und deren in der Anlagepraxis daraus resultierenden tendenziellen Neigung zu Buy-and-Hold-Strategien – aufgrund der aufgezeigten Risiken (s. Kap. 3.2.2.4) und Marktdynamiken¹⁶³⁶ im Kryptowährungskontext geradezu fahrlässig, die regelmäßige Überwachung und Anpassung des Portfolios sowie der zugrundeliegenden anlagepolitischen Rahmenbedingungen im Sinne des Portfoliomanagement-Prozesses (s. Kap. 4.1.1) zu vernachlässigen und nicht nötigenfalls anzupassen.¹⁶³⁷ Die Nutzung sog. Robo Advisors¹⁶³⁸ ermöglicht es dabei auch Privatinvestoren, komplexe Rebalancing-Modelle einfach nutzen können.¹⁶³⁹

¹⁶³³ Vgl. Horn/Oehler (2020), S. 491; Tokat/Wicas (2007), S. 52, 59. Diese Intention beziehen Horn/Oehler (2020) auf das Basic Partial Equilibrium Model von Merton (1969), das die Risikoübernahme von Privathaushalten aus ihren individuellen Charakteristika (z.B. Grad der Risikoaversion, individuelle Ansichten) ableitet. Ergo sollte die Risikoübernahme des Investors – zumindest wenn seine Risikoaversion und seine individuellen Ansichten als weiterhin unverändert angesehen werden – durch ein Rebalancing der Portfoliogewichte zurück an das ursprüngliche Niveau angepasst werden, um gleichzeitig diejenigen Veränderungen auszugleichen, die sich durch zwischenzeitliche Kursbewegungen gehaltener Assets ergeben haben. Bezogen auf solche Kursbewegungen ermöglicht ein regelmäßiges Rebalancing den Investoren im Vergleich zur Buy-and-Hold-Strategie noch den zusätzlichen Vorteil, gewünschte Titel bei einem (tendenziell) geringen Preis einkaufen und bei einem (tendenziell) höheren Preis wieder verkaufen zu können. Vgl. hierzu Guiso/Sapienza/Zingales (2008), S. 1475; Horn/Oehler (2020), S. 491-493; Merton (1969); O'Brien (2006), S. 62.

¹⁶³⁴ Vgl. Cuthbertson et al. (2016), S. 235; Horn/Oehler (2020), S. 492; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 34.

¹⁶³⁵ Vgl. Kap. 4.1.3, 4.5.1.2.1; Cuthbertson et al. (2016), S. 235; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 25, 34.

¹⁶³⁶ Solche Marktdynamiken spiegeln sich nicht nur in der durch die fehlende Marktreife verursachten Marktinstabilität, sondern auch in den wöchentlich beobachtbaren Marktein- und -austritten wider. Vgl. hierzu Kap. 2.2.2; El Bahrawy et al. (2017), S. 3f.; Krückeberg/Scholz (2019), S. 25.

¹⁶³⁷ Vgl. Kap. 2.2.2, 3.2.2.4, 4.1.1; Brunnermeier/Nagel (2008), S. 713; El Bahrawy et al. (2017), S. 3f.; Horn/Oehler (2020), S. 489; Krückeberg/Scholz (2019), S. 25; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 34.

¹⁶³⁸ Unter Robo Advisors sind digitale Plattformen zu verstehen, die ihren Anwendern (= Kunden) interaktive bzw. intelligente Features zu deren Unterstützung bieten. Mit Hilfe der Informationstechnologie können Kunden von ihnen dann etwa durch automatisierte (Investment-) Beratungsprozesse geleitet werden. Im Vergleich zu bestehenden Online-Investmentplattformen oder Online-Brokern heben sich Robo Advisors (i) über eine Kundeneinschätzung und (ii) über das Management von Kundenportfolios ab. Dadurch erhalten Kunden z.B. die Möglichkeit, vom regelmäßigen (automatisierten) Rebalancing ihres Anlageportfolios zu partizipieren, ohne sich selbst um ihr Investment kümmern zu müssen. Robo Advisory findet dabei überwiegend im Kontext der Kundenberatung im Hinblick auf Finanzinvestments statt. Denn dort lösen Robo Advisors bereits zunehmend den klassischen Retail-Kundenberatungsprozess ab. Vgl. hierzu Horn/Oehler (2020), S. 490; Jung et al. (2018), S. 81; Ludden/Thompson/Mohsin (2015), S. 3, 4, 8; Maedche et al. (2016), S. 367-369; Sironi (2016), S. 23.

¹⁶³⁹ Vgl. Horn/Oehler (2020), S. 490-492.

Um extreme Schwankungen der Portfoliogewichte in ihrem – ebenso monatlichen – Rebalancing-Ansatz abzumildern, wird durch Eisl/Gasser/Weinmayer (2015) ein Glättungsverfahren (konkret: ein 3-monatiger exponentiell gewichteter gleitender Durchschnitt) zur Harmonisierung der Portfoliogewichte vorgeschlagen.¹⁶⁴⁰ Da die im Rahmen der Portfoliooptimierung generierten Ergebnisse auch für die darauffolgenden Spanning-Tests relevant bleiben, wurde im Projekt Schmitz/Hoffmann (2021) allerdings auf derartige Verfahren verzichtet.¹⁶⁴¹ Unter der Annahme einer dynamischen Anpassung der Portfoliogewichte (Fall B) müssten zu jedem Rebalancing-Zeitpunkt neue Effizienzlinien berechnet werden. Auf deren dezidierte Darstellung wird in diesem Szenario allerdings verzichtet, da eine solche Abbildung nicht zu beurteilen vermag, ob die Verschiebung der Effizienzlinie überhaupt signifikanter Natur wäre, und stattdessen sog. Rolling-Window-Spanning-Tests durchgeführt. Bei letzteren wird ein jährliches Beobachtungsfenster in Monatsschritten durch den Datensatz rolliert ($n_{\text{Wind}} = 54$ Fenster) und jeweils separate Spanning-Tests für jedes der fokussierten Beobachtungsfenster durchgeführt. Da hierbei deutlich mehr Ergebnisse resultieren als bei den Spanning-Tests für ein Analysefenster (Fall A), werden die hier berechneten Teststatistiken und p-Werte dann nicht mehr wie bei Dorfleitner/Lung (2018) detailliert tabellarisch für jedes Analysefenster aufbereitet, sondern nun in einer (für alle Analysefenster komprimierten) Grafik.¹⁶⁴²

4.5.2.2 Ergebnisauswertung für den Mittelwert-Varianz-Ansatz

4.5.2.2.1 Auswertung der Optimierungsergebnisse der optimalen (unrestringierten) Portfolios

Aufbauend auf dem vorgenannten (traditionellen) Mittelwert-Varianz-Analyserahmen kann nun die Auswertung der Analyseergebnisse aus dem Projekt Schmitz/Hoffmann (2021) vorgenommen werden.¹⁶⁴³ Dabei sollen zunächst die Ergebnisse der Portfoliooptimierung für das GMVP sowie das TP im unrestringierten Rahmen ($\omega_i \in \mathbb{R}$) gemeinsam vorgestellt werden. Konsistent zur in Kap. 4.5.2.1 vorgestellten Auswertungskonzeption wird dabei differenziert zwischen (i) den Ergebnissen für den aggregierten Gesamtzeitraum (Fall A) sowie (ii) den Ergebnissen für kleinere 12-monatige Subsamples (Monatliches Rebalancing, Fall B).¹⁶⁴⁴

¹⁶⁴⁰ Vgl. Eisl/Gasser/Weinmayer (2015), S. 13, 15, 17.

¹⁶⁴¹ Vgl. hierzu und zum Folgenden Schmitz/Hoffmann (2021), S. 34f. (inkl. Fn. 17).

¹⁶⁴² Vgl. Dorfleitner/Lung (2018), S. 484f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 34f.

¹⁶⁴³ Vgl. für dieses Kapitel (sofern nicht anderweitig gekennzeichnet) Schmitz/Hoffmann (2021), S. 35-38.

¹⁶⁴⁴ Vgl. Kap. 4.5.2.1; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 34-38.

Ergebnisse für Fall A:

Die Optimierungsergebnisse für das aggregierte Beobachtungsfenster (Fall A) offenbaren, dass der Kryptowährungsindex sowohl im unrestringierten GMVP als auch im unrestringierten TP eine (eher) vernachlässigbare Rolle mit Portfoliogewichten nahe 0 % zu spielen scheinen (s. Tab. 13), sobald diese im Investment Opportunity Set der Investoren Berücksichtigung finden.

Assets	GMVP		TP	
	Portfolio ohne EWCI	Portfolio mit EWCI	Portfolio ohne EWCI	Portfolio mit EWCI
Portfoliogewichte				
Geldmarkt	1,06486	1,06492	0,92070	0,92391
Staatsanleihen	-0,02565	-0,02565	0,04506	0,04493
Unternehmensanleihen	-0,03078	-0,03093	0,08482	0,07860
Luxusgüter	0,00054	0,00053	0,03414	0,03360
Währungen	-0,01319	-0,01311	-0,09651	-0,09287
Aktien	0,00220	0,00220	-0,01170	-0,01150
Rohstoffe	0,00106	0,00105	-0,00526	-0,00565
Immobilien	0,00097	0,00096	0,02875	0,02807
Kryptowährungen	0,00000	0,00002	0,00000	0,00091

Tab. 13: Ergebnisse der Portfolio-Optimierung (Unrestringiertes Modell, keine Transaktionskosten) für den Fall A¹⁶⁴⁵

Dabei fällt auf, dass das Kryptowährungsgewicht im TP unwesentlich höher ausfällt als im GMVP. Ein ähnliches Muster beobachten in ihren Studien auch Glas/Poddig (2018) und Petukhina et al. (2020), die die untergeordnete Rolle von Kryptowährungen im GMVP im Kern auf ihre hohe Volatilität sowie die (tendenziell) höhere Relevanz im TP auf die dort zusätzlich berücksichtigten Renditepotentiale zurückführten, welche eventuelle Nachteile hinsichtlich der hohen Volatilität einfach kompensieren konnten.¹⁶⁴⁶

Für eine finale Interpretation dieser Ergebnisse wären jedoch zunächst die Ergebnisse aus Kap. 4.5.2.2.2 abzuwarten und damit zu klären, ob überhaupt eines dieser Kryptowährungsgewichte im GMVP oder TP als signifikant von null abweichend anzusehen ist.¹⁶⁴⁷ Unabhängig davon ist aber bereits unstrittig, dass das Gros des zu allozierenden Kapitals portfolioübergreifend in Geldmarktanlagen investiert wird, deren Kursentwicklung im Zeitablauf sowohl insgesamt positiv verlief (Kurssteigerungen) als auch eine besonders geringe Volatilität über den gesamten Anlagezeitraum aufwies (s. Kap. 4.4.1 und

¹⁶⁴⁵ Eigene Berechnungen, bereits (englisch) veröffentlicht bei Schmitz/Hoffmann (2021), S. 36.

¹⁶⁴⁶ Vgl. Glas/Poddig (2018), S. 118; Petukhina et al. (2020), S. 43.

¹⁶⁴⁷ Vgl. Kap. 4.5.2.2.2; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 34-38.

4.4.2).¹⁶⁴⁸ Aber auch alle anderen Assetklassen weisen dabei betragsmäßig höhere Portfoliogewichte auf als Kryptowährungen, auch wenn erstere in diesem Modellrahmen vereinzelt leerverkauft werden (ausgedrückt durch negative Portfoliogewichte).¹⁶⁴⁹

Ergebnisse für Fall B:

Wird die Analyse noch einmal für kleinere Subsamples mit einem Beobachtungsfenster von jeweils nur noch einem Jahr wiederholt, welches in Monatsschritten durch den Datensatz rolliert (monatliches Rebalancing, Fall B), so bleibt die tendenziell eher geringe Relevanz der Kryptowährungsposition im Portfolio insgesamt weitgehend stabil, wenngleich es natürlich im Zeitablauf in allen Assetklassen zu Schwankungen der Portfoliogewichte kommt. Die optisch speziell aufbereiteten Portfolio-Heatmaps, bei denen die Farbintensität bei extremeren Portfoliogewichtungen zunimmt, offenbaren, dass Kryptowährungen zwar im Optimum erneut beigemischt werden, aber über den gesamten Zeitablauf hinweg weiterhin nur (nahezu vernachlässigbar) schwache, und nun z.T. im Vorzeichen wechselnde Portfoliogewichte aufweisen (s. Abb. 34). Auch zwischen den Portfolios (GMVP, TP) kann es für einen bestimmten Zeitpunkt bei den Gewichten einer Assetklasse zu unterschiedlichen Vorzeichen kommen.

Die Allokationsmechanik für die Kryptowährungsposition erscheint daher also deutlich komplexer als es die in Fall A dargelegte Interpretation von Glas/Poddig (2018) und Petukhina et al. (2020) vermuten ließe.¹⁶⁵⁰ Insbesondere aufgrund ihrer weitgehend unbedeutenden Größenordnung (Durchschnittsgewicht über alle Beobachtungsfenster: -0,002 % im GMVP; -0,008 % im TP) bei nur wenigen und immer noch moderaten Ausreißern im TP (dort: bis zu 4,414 %) bleiben vor einer finalen Interpretation der Kryptowährungsgewichte auch hier zunächst die tiefergreifenden Signifikanzüberlegungen der Spanning-Tests im Folgeabschnitt abzuwarten.¹⁶⁵¹

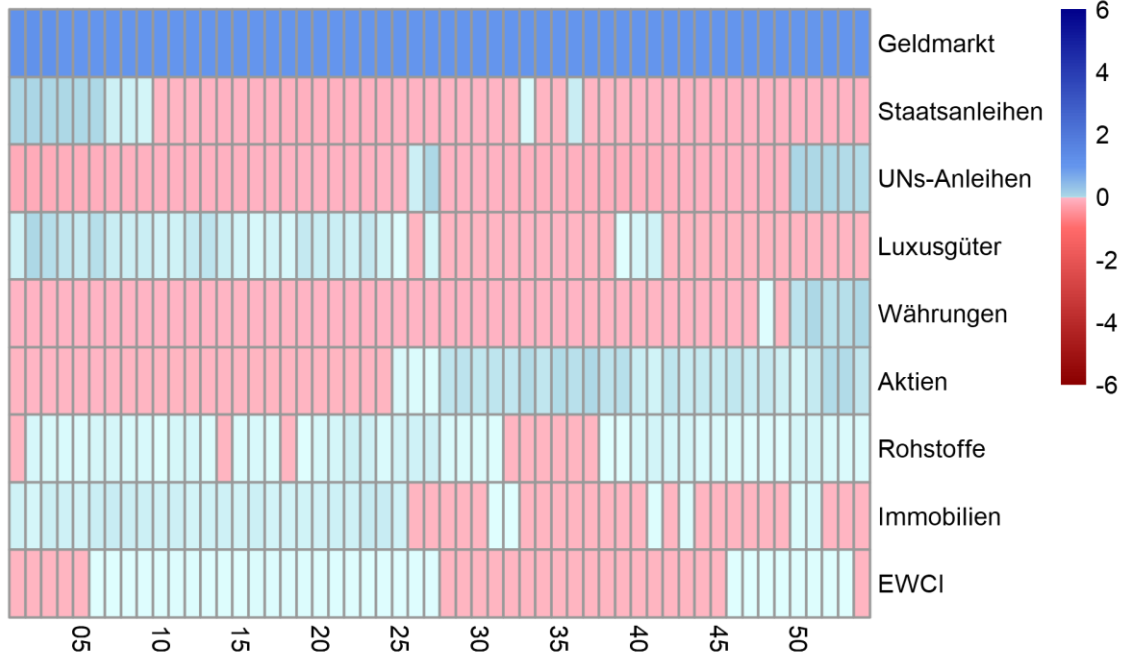
¹⁶⁴⁸ Vgl. Kap. 4.4.1, 4.4.2; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 16f., 36.

¹⁶⁴⁹ Vgl. Poddig/Brinkmann/Seiler (2009), S. 110f., 146; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 36.

¹⁶⁵⁰ Vgl. Glas/Poddig (2018), S. 118; Petukhina et al. (2020), S. 43; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 38.

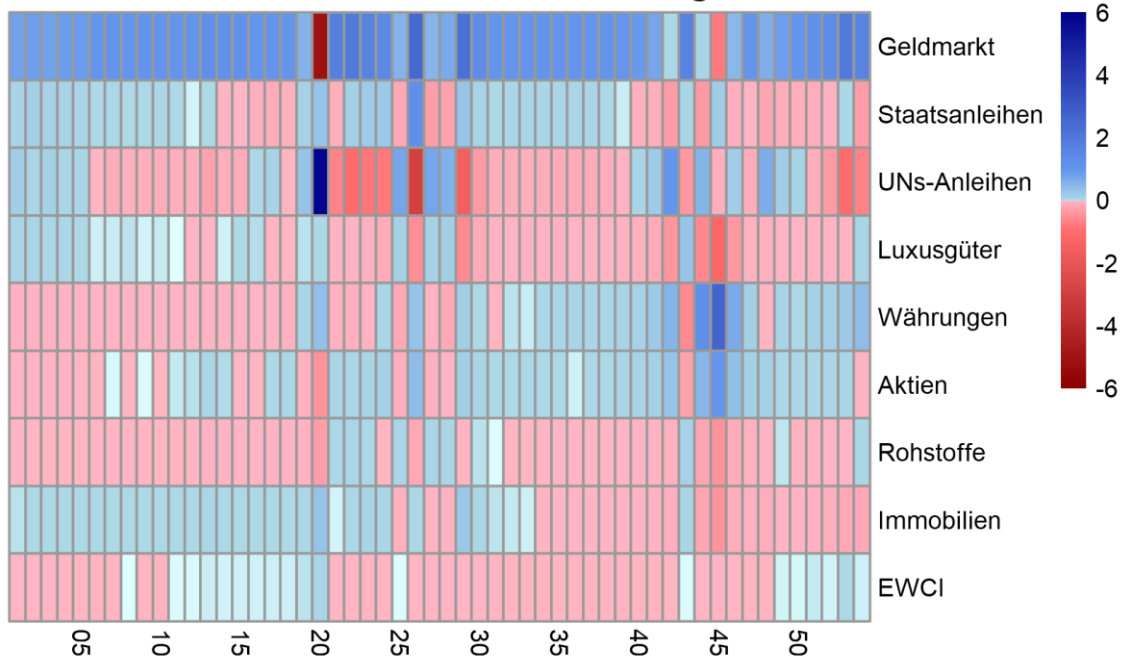
¹⁶⁵¹ Vgl. Appendix A.2.3; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 37. Eine ausführlichere Übersicht solcher deskriptiver Statistiken der Portfoliogewichte aller Allokationen mit und ohne Kryptowährungen ist im vorgenannten Appendix A.2.3 (Tab. 20) hinterlegt.

Portfolioallokationen für alle Beobachtungsfenster



(a) GMVP: Unrestringiert, mit Kryptowährungen

Portfolioallokationen für alle Beobachtungsfenster



(b) TP: Unrestringiert, mit Kryptowährungen

Abb. 34: Heatmap der Portfoliogewichte (Unrestringiertes Modell, keine Transaktionskosten) im Fall B für die Berücksichtigung von Kryptowährungen¹⁶⁵²

¹⁶⁵² Eigene Darstellung in konzeptioneller Anlehnung an Trimborn/Li/Härdle (2020), S. 299f., bereits (englisch) veröffentlicht bei Schmitz/Hoffmann (2021), S. 37. Die entsprechenden Grafiken für den Fall ohne Kryptowährungen finden sich als Ergänzung in Appendix A.2.3 (Abb. 61).

Für die Benchmark-Assets hingegen zeichnen sich auch in diesem Fall (betragsmäßig) tendenziell größere sowie im Zeitablauf nun auch hinsichtlich ihrer Größenordnung sowie ihres Vorzeichens schwankende Portfoliogewichte ab, was u.a. auf verschiedene Marktphasen (Bullenmärkte, Bärenmärkte) der jeweiligen Assetklassen, auf die daraus erwachsenen Unterschiede hinsichtlich ihrer Risiko-Rendite-Profile sowie auf ihre gemäß Kap. 4.4.1 im Zeitablauf schwankenden Korrelationen zurückführbar sein kann.¹⁶⁵³ Auch der Geldmarkt nimmt in diesem Optimierungsrahmen wieder eine durchaus dominante Rolle ein, wenngleich im Zeitablauf auch noch andere Assetklassen (wie z.B. Unternehmensanleihen, Währungen und Aktien) deutlich größere Portfoliogewichte verzeichnen als noch im Fall A. Die Heatmap in Abb. 34 gibt zu Vollständigkeitszwecken auch noch weiteren Aufschluss über die zeitliche Entwicklung der Portfoliogewichtungen der Benchmark-Assets, wenngleich diese zugunsten einer ausführlicheren Beleuchtung der relevanteren Kryptowährungsposition hier nicht immer im Detail diskutiert werden.¹⁶⁵⁴

4.5.2.2.2 Auswertung der ergänzend durchgeführten Spanning-Tests

In der vorigen Analyse konnten für Kryptowährungen trotz variierender Analyseansätze tendenziell nur sehr geringe Portfoliogewichte identifiziert werden.¹⁶⁵⁵ An diese Beobachtung schließt sich nun die Fragestellung an, ob die zuvor ermittelten, optimalen Portfoliogewichte in beiden Fällen (A, B) trotz ihrer teils sehr geringen Größenordnung dennoch einen statistisch signifikanten Diversifikationsbeitrag auszudrücken vermögen. Diese Fragestellung wird im Projekt Schmitz/Hoffmann (2021) mithilfe separat durchgeführter Spanning-Tests beantwortet. Für deren Durchführung werden – bezugnehmend auf die ab Kap. 4.2.2 vollzogene Separation – genau $N = 1$ Test-Asset sowie $K = 8$ Benchmark-Assets identifiziert.¹⁶⁵⁶

Ergebnisse Fall A:

Die Durchführung der Spanning-Tests führt für das gesamte Beobachtungsfenster – u.a. im Kontrast zu den Studien von Anyfantaki/Arvanitis/Topaloglou (2018) und Brière/Oosterlinck/Szafarz (2015) – zu dem Ergebnis, dass die neuartige Assetklasse der

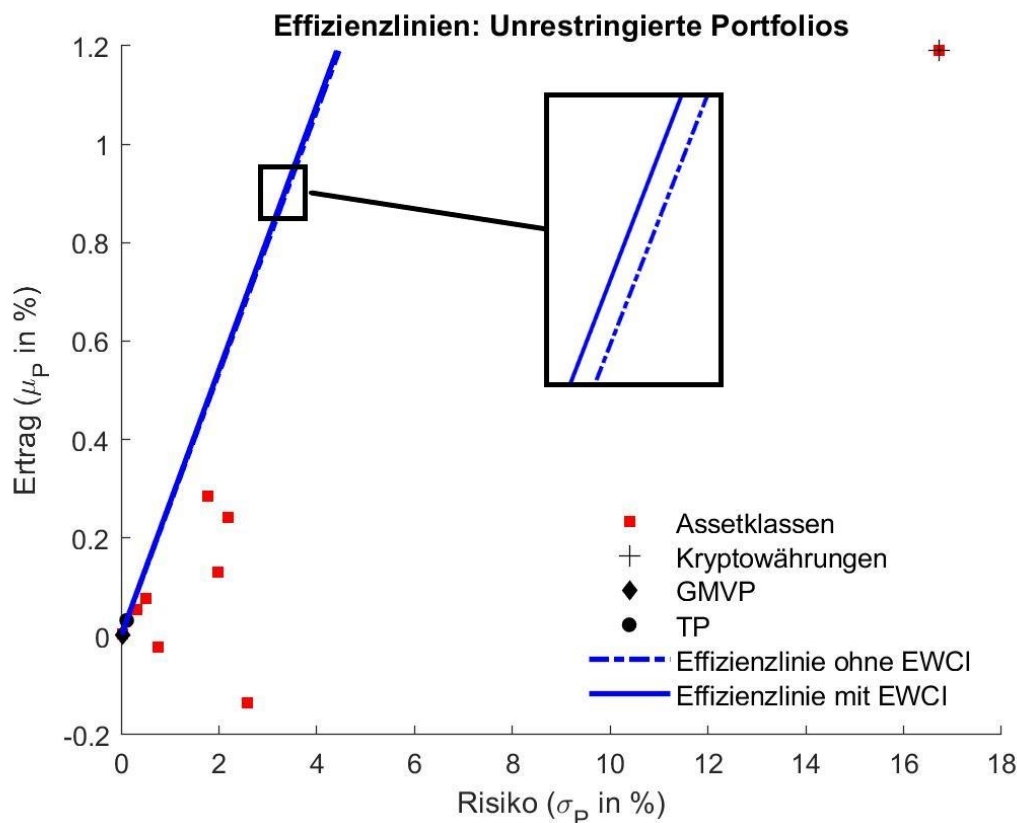
¹⁶⁵³ Vgl. Kap. 4.4.1; Dorfleitner/Lung (2018), S. 479f., 482f., 491; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 37.

¹⁶⁵⁴ Dies gilt auch im Nachgang für die späteren Analysen, in denen vergleichbare Grafiken und Tabellen zu finden sind, die auch weiterhin die wichtigsten Informationen für alle Assetklassen enthalten werden.

¹⁶⁵⁵ Vgl. für dieses Kapitel (sofern nicht anderweitig zitiert) Schmitz/Hoffmann (2021), S. 38-42 (inkl. Fn. 18).

¹⁶⁵⁶ Vgl. Kap. 4.2.2; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 38.

Kryptowährungen hier keinen signifikanten Diversifikationsbeitrag leisten kann, weil die zuvor ermittelten optimalen Portfoliogewichte (s.o.) betragsmäßig zu gering ausfallen.¹⁶⁵⁷ Zwar ist in Abb. 35 graphisch eine Aufwärtsverschiebung der Effizienzlinie erkennbar, doch ist diese hier eben nicht signifikant. Damit bestätigen sich in dieser Analyse die Ergebnisse von Glas/Poddig (2018), anhand deren Spanning-Tests ein signifikanter Diversifikationsbeitrag von Kryptowährungen ebenso weitgehend verneint wurde.¹⁶⁵⁸



EWCI	Wald-Test ¹⁶⁵⁹	GMM-Spanning-Tests		Stepdown-Tests	
	W	FFK	BU	F ₁	F ₂
Teststatistik	0,19412	0,43730	0,50197	0,37131	0,01697
p-Wert	0,82367	0,80360	0,77803	0,54280	0,89644
Signifikanz:	F ₁ -Test: 0,1 ' 0,05 * 0,01 ** 0,01 *** 0			Andere: 0,05 * 0,01 ** 0,01 *** 0	

Abb. 35: Ergebnisse der Spanning-Tests (Fall A; Test-Asset: EWCI)¹⁶⁶⁰

¹⁶⁵⁷ Vgl. Anyfantaki/Arvanitis/Topaloglou (2018), S. 25; Brière/Oosterlinck/Szafarz (2015), S. 369f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 38.

¹⁶⁵⁸ Vgl. Glas/Poddig (2018), S. 127; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 38.

¹⁶⁵⁹ In Abb. 35 wurde für die Berechnung der Teststatistiken (W_{TestAdj}) und p-Werte – ebenso wie in allen weiteren Abbildungen und Tabellen zum Wald-Test – die adjustierte Testvariante zugrunde gelegt. Für den klassischen (unadjustierten) Wald-Test, der hier einmalig als Vergleichswert angegeben wird, ergäbe sich hingegen eine Teststatistik von $W_{\text{Test}} = 0,40104$ und ein p-Wert von 0,81831, sodass für letzteren bei der hier vorliegenden (kleinen) Stichprobe nur geringe Abweichungen gegenüber der adjustierten Testvariante vorliegen. Vgl. hierzu auch Schmitz/Hoffmann (2021), S. 39.

¹⁶⁶⁰ Eigene Berechnungen, bereits (englisch) veröffentlicht bei Schmitz/Hoffmann (2021), S. 39.

Bei den gewonnenen Ergebnissen (weiterhin: Abb. 35) ist auffällig, dass nicht nur die traditionellen Mittelwert-Varianz-Spanning-Tests (Wald-Test, Likelihood Ratio-Test, Lagrange-Multiplier-Test) keine signifikanten Diversifikationsvorteile durch die Beimischung von Kryptowährungen signalisieren, sondern auch die GMM-Spanning-Tests. Die ebenso durchgeführten Stepdown-Tests signalisieren zudem, dass die fehlende Signifikanz der Joint Tests nicht nur auf die fehlende Signifikanz in einem der beiden betrachteten Portfolios zurückzuführen ist, sondern portfolioübergreifend für das GMVP und das TP einzeln nachweisbar ist. Testübergreifend sind bei der Auswertung zudem die hohen p-Werte der Spanning-Tests auffällig, sodass die Entscheidung für das Beibehalten der Nullhypothese für diesen Analyseschritt deutlich ausfiel. Somit haben auch die leichten Unterschiede der Kryptowährungsgewichte in GMVP und TP (s. Tab. 13) keine größere ökonomische Aussagekraft. In Anlehnung an die Argumentation von Glas/Poddig (2018) und Petukhina et al. (2020) ließe sich die fehlende Signifikanz der Kryptowährungsgewichte vielmehr dadurch rechtfertigen, dass für die Kryptowährungsrenditen in den deskriptiven Statistiken für diesen Gesamtzeitraum (s. Kap. 4.4.2) eine sehr hohe Volatilität bei gleichzeitig nur geringer zu erwartender Rendite identifiziert wurde, was somit ihre eigentlich vorteilhafte niedrige Korrelation zu den anderen Assetklassen konterkariert und eine Aufnahme in die optimalen Portfolios erschwert.¹⁶⁶¹

Ergebnisse Fall B:

Allerdings wäre es im Hinblick auf die vorausgegangenen Ergebnisse durchaus möglich, dass in einzelnen Analysefenstern dennoch ein signifikanter Diversifikationsbeitrag erkennbar wäre, sobald kleinere Subsamples mit dann sowohl untereinander als auch im Zeitablauf abweichenden Risiko- und Rendite-Beobachtungen (s. Kap. 4.4.4.1) betrachtet werden, was Dorfleitner/Lung (2018) auch auf konjunkturelle Einflüsse zurückführen.¹⁶⁶² Daher werden von Schmitz/Hoffmann (2021) auch für den Fall B die Ergebnisse der zugehörigen Rolling-Window-Spanning-Tests nachfolgend in aggregierter Form (s. Abb. 35) bereitgestellt. Dort wird der Anteil der signifikanten und nicht-signifikanten Testeinstufungen über alle Fenster berechnet und ersterer Anteil auf verschiedene Signifikanzniveaubänder $\tilde{\alpha}_{\text{Sig}} = [0,10; 0,05; 0,01; 0,001]$ aufgeschlüsselt. Dabei ist zu beachten,

¹⁶⁶¹ Vgl. Kap. 4.4.2; Glas/Poddig (2018), S. 118, 124; Petukhina et al. (2020), S. 43; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 38.

¹⁶⁶² Vgl. Kap. 4.4.3.1; Dorfleitner/Lung (2018), S. 479f., 491; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 39-42.

dass das Signifikanzniveauband $5\% < \tilde{\alpha}_{\text{Sig}} \leq 10\%$ ausschließlich für den F_1 -Test Anwendung findet.¹⁶⁶³ Für eine genauere Zuordenbarkeit dieser in Abb. 35 aggregiert dargestellten, (signifikanten und nicht-signifikanten) Test-Ergebnisse zu den einzelnen Analysefenstern finden sich in Abb. 36 zudem mehrere Heatmaps, die anhand der zugehörigen p-Werte die Annahme- und Ablehnungsentscheidung der Nullhypothese der durchgeführten Spanning-Tests in jedem Analysefenster über einen Ampel-Farbcode graphisch visualisieren:

- **Grün** – für Signifikanzniveaus $0 \leq \tilde{\alpha}_{\text{Sig}} \leq 0,05$: Ein solcher p-Wert würde im jeweils verwendeten Spanning-Test zur Ablehnung der Nullhypothese (Spanning) führen und somit stets einen signifikanten Diversifikationsbeitrag signalisieren.
- **Gelb** – für Signifikanzniveaus $0,05 < \tilde{\alpha}_{\text{Sig}} \leq 0,10$: Ein solcher p-Wert würde zwar bei der Verwendung des F_1 -Tests noch zur Ablehnung der Nullhypothese führen (noch signifikanter Diversifikationsbeitrag), bei der Verwendung eines anderen Tests kann die Nullhypothese allerdings nicht bereits mehr verworfen werden (dann kein signifikanter Diversifikationsbeitrag mehr). Zur optischen Vereinfachung wird die gelbe Einfärbung dieses Signifikanzniveaubereiches aber auch nur bei solchen Grafiken vorgenommen, in denen auch ein F_1 -Test inkludiert ist (ansonsten: rote Einfärbung dieses Bereichs).
- **Rot** – immer für alle weiteren Signifikanzniveaus ($\tilde{\alpha}_{\text{Sig}} > 0,10$): Ein solcher p-Wert würde im jeweils verwendeten Spanning-Test sicher zur Beibehaltung der Nullhypothese (Spanning) führen (Interpretation s.o.).

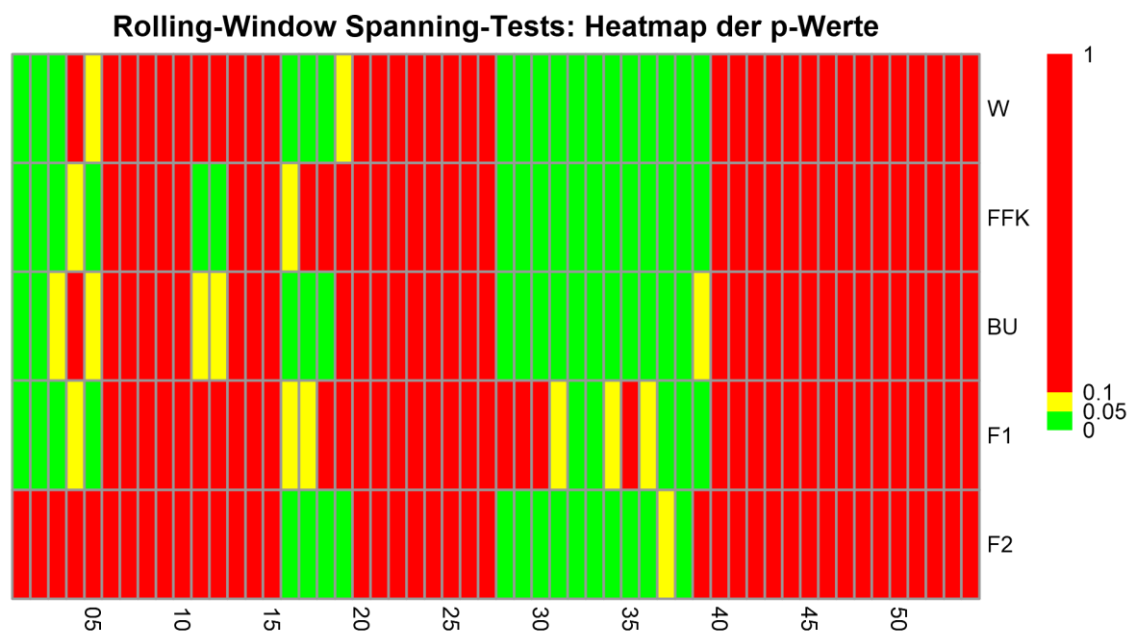
Dabei ist hier und nachfolgend zu beachten, dass jede Zelle in einer solchen Rolling-Window-Spanning-Test-Heatmap die Ergebnisse eines separaten Spanning-Tests unter der Annahme eines Test-Assets (hier zunächst: EWCI), eines konkreten Tests (Zeile) und eines zu analysierenden Zeitfensters (Spalte) visualisiert.

Aus den Rolling-Window-Spanning-Tests (s. Abb. 36) resultiert dann erwartungsgemäß, dass die Nullhypothese testübergreifend in einer großen Mehrheit (ca. 66,7 - 74,1 %) der analysierten Fenster weiterhin nicht verworfen werden kann, d.h., Spanning vorliegt.¹⁶⁶⁴ Ein signifikanter Diversifikationsbeitrag von Kryptowährungen

¹⁶⁶³ Vgl. Kap. 4.5.1.2.2.2.1; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 39f. (inkl. Fn. 18).

¹⁶⁶⁴ Vgl. Kap. 4.5.1.2.2.2.1; Kan/Zhou (2012), S. 148; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 41.

kann im Umkehrschluss nun immerhin in ca. 25,9 - 33,3 % der analysierten Fenster beobachtet werden. Insofern hätte eine alleinige Bewertung auf der Basis der Ergebnisse von Fall A, wie sie etwa bei Glas/Poddig (2018) zu finden ist, den möglichen Diversifikationsbeitrag hier durchaus unterschätzt.¹⁶⁶⁵



Ergebnisse: EWCI	Wald-Test		GMM-Spanning-Tests		
	W	FFK	BU	F ₁	F ₂
davon Signifikant	0,33333	0,33333	0,29630	0,27778	0,25926
darunter:					
10 % ≤ $\tilde{\alpha}_{\text{Sig}} < 5\%$	-	-	-	0,11111	-
5 % ≤ $\tilde{\alpha}_{\text{Sig}} < 1\%$	0,22222	0,11111	0,14815	0,12963	0,14815
1 % ≤ $\tilde{\alpha}_{\text{Sig}} < 0,1\%$	0,09259	0,11111	0,14815	0,01852	0,11111
0,1 % ≤ $\tilde{\alpha}_{\text{Sig}}$	0,01852	0,11111	0,00000	0,01852	0,00000
Nicht-Signifikant	0,66667	0,66667	0,70370	0,72222	0,74074

Abb. 36: Ergebnisse der Rolling-Window-Spanning-Tests (Fall B; Test-Asset: EWCI)¹⁶⁶⁶

Im Detail ist dabei auffällig, dass Perioden mit signifikanten Spanning-Tests testübergreifend beisammen liegen und sich grob in drei Zeitcluster einteilen lassen: (i) Fenster 1-5, (ii) Fenster 16-19 und (iii) Fenster 28-39 (s. Abb. 36). Bemerkenswert ist dies vor allem deshalb, weil in die Fenster 1-5 der Zusammenbruch der Kryptobörse Mt. Gox (inkl. anschließendem Bärenmarkt) sowie in die Fenster 28-39 der Kryptoboom von 2017 (Bullenmarkt) ganz bzw. teilweise hineinfällt, wohingegen die Kurseinbrüche ab Januar 2018 (Bärenmarkt), die ab Fenster 37 einfließen und sukzessive an Relevanz im rollierenden

¹⁶⁶⁵ Vgl. Glas/Poddig (2018), S. 117, 127; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 41.

¹⁶⁶⁶ Eigene Berechnungen, bereits (englisch) veröffentlicht bei Schmitz/Hoffmann (2021), S. 40f. Aufgrund der Vielzahl der Testergebnisse (hier: 5 Tests in 54 Fenstern) wird hier und in allen ähnlichen Folgedarstellungen auf eine detaillierte Testauswertung verzichtet und stattdessen auf Annahme- und Ablehnungsentscheidungen der Nullhypothese abgestellt. Vgl. hierzu analog Schmitz/Hoffmann (2021), S. 41.

Analysefenster gewannen, ab Fenster 40 nicht (mehr) zu signifikanten Kryptowährungspositionen führte.¹⁶⁶⁷ Die signifikanten Ergebnisse in den Fenstern 16-19 sind dagegen auch durch positive Extremrenditen des EWCI im März 2016 beeinflusst. Somit lässt sich hier – wenn auch trotz einiger dafür sprechender Tendenzen – zumindest keine so eindeutige Konjunkturabhängigkeit der Ergebnisse wie z.B. bei Dorfleitner/Lung (2018) attestieren.¹⁶⁶⁸ Anhand der Stepdown-Tests kann hier zudem konkretisiert werden, dass signifikante Kryptowährungsgewichte sowohl im GMVP (F_2 -Test) als auch im TP (F_1 -Test) auftreten, wenn auch teilweise nicht gleichzeitig in denselben Fenstern, sondern zeitlich versetzt zueinander. In solchen Fällen ist technisch dann von einer Drehung und nicht von einer vollständigen Verschiebung der Effizienzlinie auszugehen.¹⁶⁶⁹ Insgesamt sind signifikante Kryptowährungsgewichte – zumindest im aktuellen unrestringierten Analyserahmen – im TP nur leicht häufiger zu beobachten als im GMVP. Signifikante Kryptowährungsgewichte im GMVP vermögen bei einem Blick auf die bereits angerissene Argumentation von Petukhina et al. (2020) und Glas/Poddig (2018) zwar auf den ersten Blick zu überraschen, da Kryptowährungen dort aufgrund ihrer hohen Volatilität nur eine geringe Bedeutung im GMVP und aufgrund ihrer gleichzeitig hohen erwarteten Rendite (als Kompensation der gleichzeitig eingegangenen Volatilität) eine höhere Relevanz im TP besaßen.¹⁶⁷⁰ Doch sind auch spürbare Kryptowährungsgewichte im GMVP nicht neu, wie etwa ein Ergebnisvergleich mit den Studien von Eisl/Gasser/Weinmayer (2015) und Trimborn/Li/Härdle (2020) eröffnet.¹⁶⁷¹

Allerdings offenbart ein Rückblick auf die jeweils optimalen Kryptowährungsgewichte für die einzelnen Fenster (s. Kap. 4.5.2.2.1: Abb. 34), dass oftmals auch Leerverkäufe zu signifikanten, aber eben negativen Portfoliogewichten geführt haben.¹⁶⁷² Während diese für den Bärenmarkt in den Fenstern 1-5 mit Bezug auf das TP auch noch als naheliegend erscheinen, da Leerverkäufe auch zur Spekulation auf fallende Kurse verwendet werden können, wären derartige Leerverkäufe etwa beim Bullenmarkt von 2017 schon weniger offensichtlich.¹⁶⁷³

¹⁶⁶⁷ Vgl. Kap. 4.4.1; Dorfleitner/Lung (2018), S. 476; Feder et al. (2017), S. 138; Rosenberger (2018), S. 43; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 41. Eine genauere Gegenüberstellung der Nummern aller Analysefenster sowie des dahinter verbergenden Analysezeitraums findet sich in Appendix A.2.3 (Tab. 19).

¹⁶⁶⁸ Vgl. Kap. 4.4.1; Coinmarketcap (2021d); Dorfleitner/Lung (2018), S. 476; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 41.

¹⁶⁶⁹ Vgl. Fabozzi/Füss/Kaiser (2008), S. 601f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 41f.

¹⁶⁷⁰ Vgl. Eisl/Gasser/Weinmayer (2015), S. 1; Glas/Poddig (2018), S. 118, 124, 127; Petukhina et al. (2020), S. 40f., 43, 47; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 35, 42.

¹⁶⁷¹ Vgl. Eisl/Gasser/Weinmayer (2015), S. 12; Trimborn/Li/Härdle (2020), S. 287, 290-293.

¹⁶⁷² Vgl. Kap. 4.5.2.2.1; Bruns/Meyer-Bullerdiek (2020), S. 121; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 37, 42.

¹⁶⁷³ Vgl. Kauter (2006), S. 94; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 42.

Grundsätzlich lassen sich derartige Ergebnisse aber damit begründen, dass die erwarteten Renditen μ gemäß Gleichung (19a) im TP nur einen von drei Einflussfaktoren (\mathbf{V} , μ , r_F) sowie gemäß Gleichung (17a) im GMVP sogar überhaupt keinen Einflussfaktor darstellt, sodass insbesondere auch noch die in der Varianz-Kovarianz-Matrix \mathbf{V} enthaltenen Größen (individuelle Varianzen, Kovarianzen mit anderen Assetklassen) zur perioden-individuellen¹⁶⁷⁴ Erklärung eines jeden beobachteten Asset-Allokationsschemas herangezogen werden müsste.¹⁶⁷⁵ Diese Tatsache als interessanten Ansatzpunkt für weitere Forschungsarbeiten anerkennend sei nachfolgend – nicht zuletzt aufgrund der Vielzahl der Subperioden und daraus erwachsenen periodenindividuellen Erklärungsmöglichkeiten – nur auf ein anschauliches Beispiel für solche Konstellationen verwiesen: Über den Leerverkauf eines gegenüber der Benchmark-Assets positiv korrelierten Titels kann nämlich eine (dann gegenüber diesen negativ korrelierte) Gegenposition als Hedge (s. Kap. 4.2.1), geschaffen werden, der zur Minderung des Portfoliorisikos beitragen kann (relevant für das GMVP) und somit c.p. auch die Sharpe Ratio des Portfolios verbessern kann (relevant für das TP).¹⁶⁷⁶ Vor diesem Hintergrund erscheinen dann auch Leerverkäufe nicht mehr verwunderlich, zumal diese ohnehin nur ein besonderes Phänomen der hier betrachteten unrestringierten Portfolios darstellen.¹⁶⁷⁷

In der Gesamtschau der Fälle A und B zeichnet sich somit ein insgesamt gemischtes Bild hinsichtlich des Diversifikationsbeitrages von Kryptowährungen im unrestringierten Modellrahmen ab, da dieser hier (wenn überhaupt) nur weitaus selektiver aufzutreten scheint als noch in Teilen der bestehenden Literatur¹⁶⁷⁸ mit ähnlichem Analyserahmen.¹⁶⁷⁹ Bei der Ergebnisbewertung ist allerdings zu berücksichtigen, dass in den bisherigen Analyseschritten im Gegensatz zu diesen angesprochenen Studien in der Literatur ein gleichgewichteter Kryptowährungsindex zur (approximierten) Abbildung der Marktentwicklung von Kryptowährungen herangezogen wurde, weil diese Variante – trotz einzelner eigener

¹⁶⁷⁴ Aufgrund der Vielzahl der Perioden wird hier aber auf eine periodenindividuelle Erläuterung der Spanning-Test-Ergebnisse verzichtet.

¹⁶⁷⁵ Vgl. Kap. 4.5.1.2.1; Poddig/Brinkmann/Seiler (2009), S. 108-110; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 42.

¹⁶⁷⁶ Vgl. Kap. 4.2.1; Baur/Lucey (2010), S. 219; Bruns/Meyer-Bullerdiek (2020), S. 74; Guesmi et al. (2019), S. 435; Hornberg (2006), S. 46; Poddig/Brinkmann/Seiler (2009), S. 83; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 42. Die Nutzbarkeit von Leerverkaufspositionen von Kryptowährungen als Hedge gegenüber ausgewählter Benchmark-Assets zeigten zuvor bereits Guesmi et al. (2019). Vgl. hierzu Guesmi et al. (2019), S. 435.

¹⁶⁷⁷ Vgl. Poddig/Brinkmann/Seiler (2009), S. 110f., 168-173; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 42.

¹⁶⁷⁸ Vgl. als exemplarisch zu erwähnende Studien in diesem Kontext u.a. Anyfantaki/Arvanitis/Topaloglou (2018); Brière/Oosterlinck/Szafarz (2015).

¹⁶⁷⁹ Vgl. Anyfantaki/Arvanitis/Topaloglou (2018), S. 25; Brière/Oosterlinck/Szafarz (2015), S. 369f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 35-42.

Schwachpunkte – allen anderen geläufigen Alternativkonstellationen im aktuellen Kontext zur Repräsentation der Assetklasse Kryptowährungen dennoch konzeptionell vorzuziehenswert erschien (s. Kap. 4.3.2).¹⁶⁸⁰

4.5.3 Robustheitsüberprüfung: Alternative Berücksichtigungsformen von Kryptowährungen in der Analyse

4.5.3.1 Alternative I: Beimischung einzelner Kryptowährungen

Durch die zuvor aufgetretenen Ergebnisabweichungen zu den angesprochenen Studien mit abweichendem Analysesetting (s. Kap. 4.5.2.2) soll nun dem möglicherweise daraus resultierenden Einwand begegnet werden, dass die bisherigen Ergebnisse primär durch konkrete Ausgestaltungsentscheidungen bei der Indexkonstruktion (wie z.B. die Titelauswahl und -gewichtung) getrieben sein könnten.¹⁶⁸¹ Dazu wird der zuvor präsentierte Analyseschritt bei Schmitz/Hoffmann (2021) auch noch einmal für solche Fälle wiederholt, in denen Kryptowährungen entweder (i) durch ausgewählte Einzeltitel (s. Kap. 4.5.3.1) oder (ii) durch einen alternativen (marktkapitalisierungsgewichteten) Kryptowährungsindex (s. Kap. 4.5.3.2) repräsentiert werden.¹⁶⁸² Aufgrund ihrer weiten Verbreitung in der Literatur sowie ihrer kompakten, aber dennoch vielfältig nutzbaren Ergebnisse erfolgt diese Analyse erneut auf der Basis der zuvor verwendeten Spanning-Tests.¹⁶⁸³

Im Rahmen der Spanning-Tests wird für jedes Beobachtungsfenster nun analog zur Vorgehensweise von Glas/Poddig (2018) – beginnend auf der Einzeltitelebene (ad (i)) – immer genau eine einzelne Kryptowährung dem Benchmark-Portfolio als Test-Asset ($N = 1$) beigemischt.¹⁶⁸⁴ Allerdings sind vor der Testdurchführung zunächst noch weitere Vorüberlegungen notwendig: Da zur Ergebnisvergleichbarkeit mit vorigen Analyseschritten für alle Kryptowährungen identische Beobachtungsfenster herangezogen werden sollten, sind aufgrund der bekannten Datenlücken im Kryptowährungsdatensatz nicht alle $n_{\text{Krypt}} = 66$ Kryptowährungen nutzbar. Stattdessen werden in Anlehnung an die Vorgehensweise von Börner et al. (2021c) aus dem aktuellen Datensatz nur solche $n_{\text{Krypt}} = 27$ Kryptowährungen mit (einer oder mehreren) Datenlücken von jeweils bis zu

¹⁶⁸⁰ Vgl. Kap. 4.3.2; Anyfantaki/Arvanitis/Topaloglou (2018), S. 12; Brière/Oosterlinck/Szafarz (2015), S. 366f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 8-10, 42.

¹⁶⁸¹ Vgl. Kap. 4.5.2.2; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 42.

¹⁶⁸² Vgl. Kap. 4.5.3.1, 4.5.3.2; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 42-58.

¹⁶⁸³ Vgl. für dieses Kapitel (sofern nicht anderweitig zitiert) Schmitz/Hoffmann (2021), S. 42-53 (inkl. Fn. 19), 89-94.

¹⁶⁸⁴ Vgl. Glas/Poddig (2018), S. 124f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 48f.

4 Wochen am Stück berücksichtigt, die dann analog zur Methodologie des EWCI mit dem LOCF-Verfahren geschlossen werden.¹⁶⁸⁵ Zudem werden analog zur Kalkulation des EWCI alle Startkurse der Einzeltitel (erneut) auf 100 Punkte normiert.

Die resultierende Stichprobe der jeweiligen Test-Assets beinhaltet dann zwar Kryptowährungen verschiedener Marktkapitalisierungsniveaus, doch sind Titel mit (tendenziell) höherer Marktkapitalisierung dort anteilig stärker repräsentiert als im EWCI.¹⁶⁸⁶ Insofern sind nachfolgend insbesondere auch Erkenntnisse darüber zu erwarten, ob die Häufigkeit eines signifikanten Diversifikationsbeitrages von der jeweiligen Marktposition des betrachteten Einzeltitels (approximiert über dessen individuelles Marktkapitalisierungsniveau) abhängen könnte und wie gut der bisher verwendete EWCI die Diversifikationseigenschaften dieser betrachteten Einzeltitel abbildet.

Dabei ist letzterer Aspekt gerade auch deshalb beachtenswert, weil die individuellen Renditeausprägungen im Zeitablauf sowie die deskriptiven Statistiken¹⁶⁸⁷ der Renditen aller betrachteten Einzeltitel ein besonderes Muster offenbaren, nach welchem etwa 21 von 27 Titeln im Zeitablauf kumuliert Kursverluste einfuhren (teils bis zu ca. -99 % zum Startkurs), während nur ein kleiner Rest dieser Titel (6 von 27) Kursgewinne aufwies, die dann aber extrem hoch (vereinzelt deutlich über 1.000 % des Startkurses) ausfielen.¹⁶⁸⁸ Bei diesem überperformenden Rest handelt es sich zu einem hohen Anteil um Titel aus der Spitzengruppe des Marktkapitalisierungsrankings (z.B. Bitcoin, Ripple, Litecoin, Dogecoin).¹⁶⁸⁹ Jenseits des hier selektierten Ausschnitts von 27 Einzeltiteln existieren im Kryptowährungsuniversum dieser Arbeit ansonsten nur noch Titel, die längerfristig bis final inaktiv geworden sind und bis auf wenige Ausnahmen somit mutmaßliche Dead Coins darstellen¹⁶⁹⁰, deren Hinzunahme die obige Quote erfolgreicher Kryptowährungen nur noch weiter reduziert hätte¹⁶⁹¹. Dieses Muster erinnert stark an das Geschäftsmodell von Venture-Capital-Fonds, bei dem ebenso die Extremperformance einzelner Invest-

¹⁶⁸⁵ Vgl. Börner et al. (2021c), S. 4f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 43.

¹⁶⁸⁶ Vgl. Appendix A.2.3; Coinmarketcap (2019b); Coinmarketcap (2019c); Coinmarketcap (2019d); Schmitz/Hoffmann (2021), S. 43.

¹⁶⁸⁷ Vgl. Appendix A.2.3; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 43. Graphische Darstellungen der diskreten Renditen der selektierten Kryptowährungen im Zeitablauf (Abb. 62-64), die Tabellen zugehöriger deskriptiver Statistiken der Renditezeitreihen (Tab. 21-23) sowie eine zusätzlich berechnete Rendite-Korrelationsmatrix (Abb. 65) sind allesamt ergänzend in Appendix A.2.3 hinterlegt.

¹⁶⁸⁸ Vgl. Appendix A.2.3; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 43-46, 89-91.

¹⁶⁸⁹ Vgl. Kap. 2.2.3; Appendix A.2.3; Coinmarketcap (2019b); Coinmarketcap (2019c); Coinmarketcap (2019d); Schmitz/Hoffmann (2021), S. 43.

¹⁶⁹⁰ Vgl. Börner et al. (2021c), S. 4; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 43.

¹⁶⁹¹ Vgl. ähnlich Glas/Poddig (2018), S. 118 bzw. identisch Schmitz/Hoffmann (2021), S. 43.

ments üblicherweise die Verluste aus dem Gros der anderen Investments überkompensiert, und liefert empirische Evidenz für den bereits von Glas/Poddig (2018) vermuteten Survivorship Bias in gängigen Kryptowährungsstudien.¹⁶⁹² Dieses Ergebnis zeigt im Kryptowährungskontext, warum die Selektion der bekanntesten Titel wie z.B. durch Borri (2019) oder Wu/Pandey (2014) den Markt möglicherweise nicht repräsentativ abbildet und eröffnet gleichzeitig die Notwendigkeit, mögliche Ergebnisveränderungen vom zuvor gewählten Analyseansatz herauszuarbeiten.¹⁶⁹³ Eine Betrachtung der Renditekorrelationen der verschiedenen Einzeltitel bestätigt diese implizite Heterogenität des Marktes, da viele der Kryptowährungen sogar untereinander gar keine signifikante Korrelation zueinander aufweisen.¹⁶⁹⁴ Durch diese Beobachtungen rechtfertigt sich die im EWCI vorgenommene, gleichgewichtete Streuung über die verschiedenen Einzeltitel eines breiten Marktausschnittes hier zudem auch auf einer entscheidungstheoretischen Ebene, da einem Investor zudem ex ante nicht bekannt sein konnte, welche Titel künftig in welche Gruppe (grob: Gewinner, Verlierer) einzusortieren sind.¹⁶⁹⁵

Ergebnisse Fall A:

Eine Durchführung der Spanning-Tests in der oben beschriebenen Ausführung führt im Projekt Schmitz/Hoffmann (2021) für den gesamten Analysezeitraum zum Ergebnis, dass erstmals in diesem Fall A überhaupt ein signifikanter Diversifikationsbeitrag von Kryptowährungen identifizierbar ist – auch wenn dieser nur für wenige Einzeltitel vorliegt und nur in Ausnahmefällen (wie z.B. für den CasinoCoin) auch testübergreifend nachweisbar ist (s. Abb. 37). Die individuellen Kryptowährungsgewichte, die ausführlich in Appendix A.2.3 (Tab. 26) offengelegt sind, verbleiben insgesamt bei nahe 0 % mit einem klar abzeichnenden Muster:¹⁶⁹⁶ Im GMVP handelt es sich häufiger um Leerverkaufspositionen, im TP ausschließlich um Long-Positionen.¹⁶⁹⁷ Allerdings zeigt sich konsistent zu den Ergebnissen von Dorfleitner/Lung (2018), Glas/Poddig (2018) und Petukhina et al. (2020) auch, dass es deutliche Unterschiede zwischen den Kryptowährungen bei der Annahme- bzw. Ablehnungsentscheidung der Nullhypothese gibt, was vor dem Hintergrund der

¹⁶⁹² Vgl. Glas/Poddig (2018), S. 108; Prencipe (2017), S. 23; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 43.

¹⁶⁹³ Vgl. Borri (2019), S. 3; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 43; Wu/Pandey (2014), S. 47.

¹⁶⁹⁴ Vgl. Appendix A.2.3; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 43, 47. Eine entsprechende Korrelationsmatrix findet sich ausführlich in Appendix A.2.3 (Abb. 65).

¹⁶⁹⁵ Vgl. Kap. 4.3.2.1.3; Börner et al. (2020), S. 7f.; El Bahrawy et al. (2017), S. 5; Glas/Poddig (2018), S. 108; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 43f.

¹⁶⁹⁶ Vgl. Appendix A.2.3; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 48f.

¹⁶⁹⁷ Vgl. Appendix A.2.3; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 48f.

oben identifizierten, divergierenden Risiko-Rendite-Profile der jeweiligen Einzeltitel auch wenig verwunderlich erscheint.¹⁶⁹⁸ Erkennbar ist zumindest anhand der Ergebnisse der Stepdown-Tests auch, dass für diesen Fall A signifikante Kryptowährungsgewichte – konsistent zu Glas/Poddig (2018) und Petukhina et al. (2020)¹⁶⁹⁹ – primär im TP auftauchen (F₁-Test), während für das GMVP keine Signifikanzen vorliegen (F₂-Test).¹⁷⁰⁰

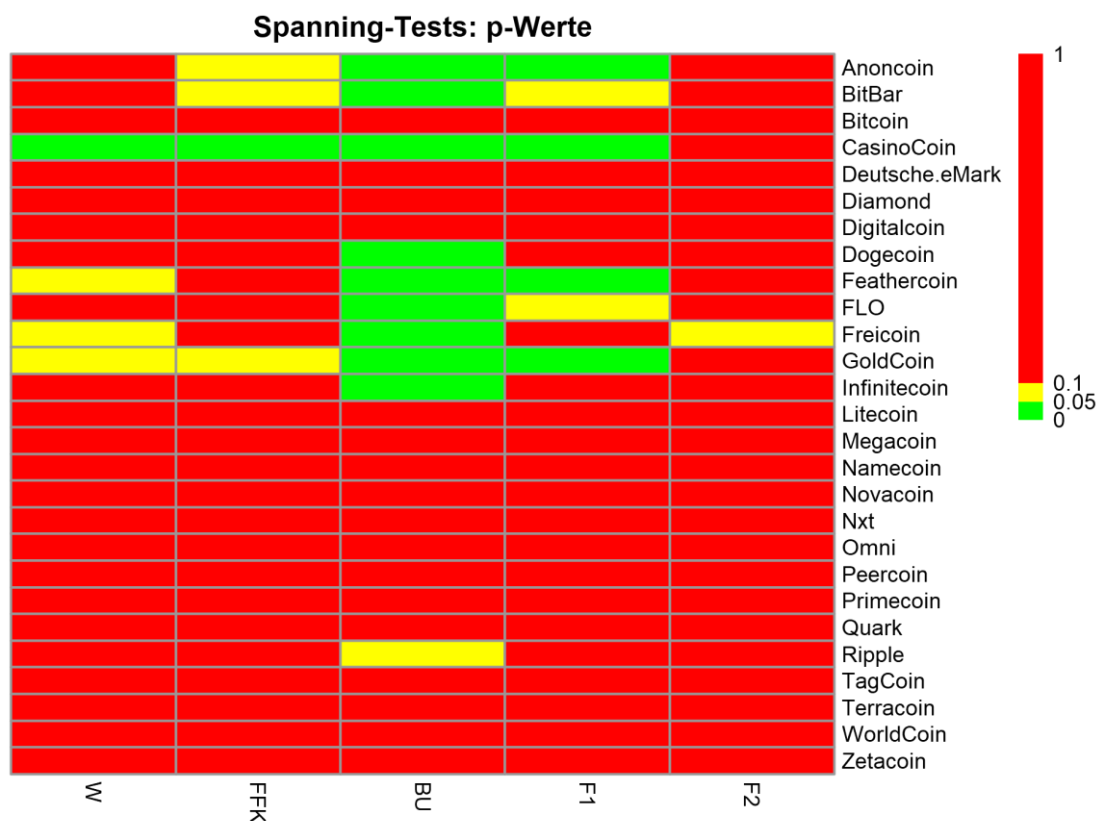


Abb. 37: Ergebnis-Heatmap (p-Werte) aller für den Gesamtzeitraum (Fall A) parallel durchgeführten Spanning-Tests jeweils unter der Annahme einzeln beigemischter Einzeltitel¹⁷⁰¹

Ergebnisse Fall B:

Im Rahmen der ebenso durchgeführten Rolling-Window-Spanning-Tests mit rollierendem 1-Jahres-Fenster (Fall B) wiederholt das bereits vom EWCI bekannte Muster, dass

¹⁶⁹⁸ Vgl. Dorfleitner/Lung (2018), S. 483f.; Glas/Poddig (2018), S. 113, 125; Petukhina et al. (2020), S. 39-41; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 47f.

¹⁶⁹⁹ Dort wird beobachtet, dass signifikante Kryptowährungspositionen zumeist bei Risiko-Rendite-orientierten Strategien (hier: im TP) anfallen und weniger bei rein Risiko-orientierten Strategien (hier: GMVP). Vgl. hierzu Glas/Poddig (2018), S. 118, 124, 127; Petukhina et al. (2020), S. 43, 47.

¹⁷⁰⁰ Vgl. Glas/Poddig (2018), S. 118, 124, 127; Petukhina et al. (2020), S. 43, 47; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 47f.

¹⁷⁰¹ Eigene Berechnungen, bereits (englisch) veröffentlicht bei Schmitz/Hoffmann (2021), S. 47. Aufgrund der Vielzahl der Testergebnisse (hier: 5 Tests für je 27 Einzeltitel) wird auf eine detaillierte Testauswertung verzichtet und zur besseren Übersichtlichkeit stattdessen auf Annahme- und Ablehnungsentscheidungen der Nullhypothese abgestellt. Eine ausführliche Ergebnistabelle mit allen konkreten Teststatistiken und p-Werten der hier durchgeführten Spanning-Tests wird aber in Appendix A.2.3 (Tab. 24, 25) nachgereicht. Vgl. hierzu Appendix A.2.3; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 47.

dort oftmals auch solche Titel einzelne Subsamples mit signifikantem Diversifikationsbeitrag aufweisen, die in Fall A keine signifikanten Ergebnisse aufwiesen (s. Abb. 38 für den adjustierten Wald-Test sowie Appendix A.2.3 (Abb. 66, 67) für alle weiteren Rolling-Window-Spanning-Tests).¹⁷⁰² Die Quote solcher Fenster mit signifikanten Diversifikationseffekten einer Kryptowährung an der Gesamtzahl aller Beobachtungsfenster variiert titel- und testübergreifend allerdings spürbar.

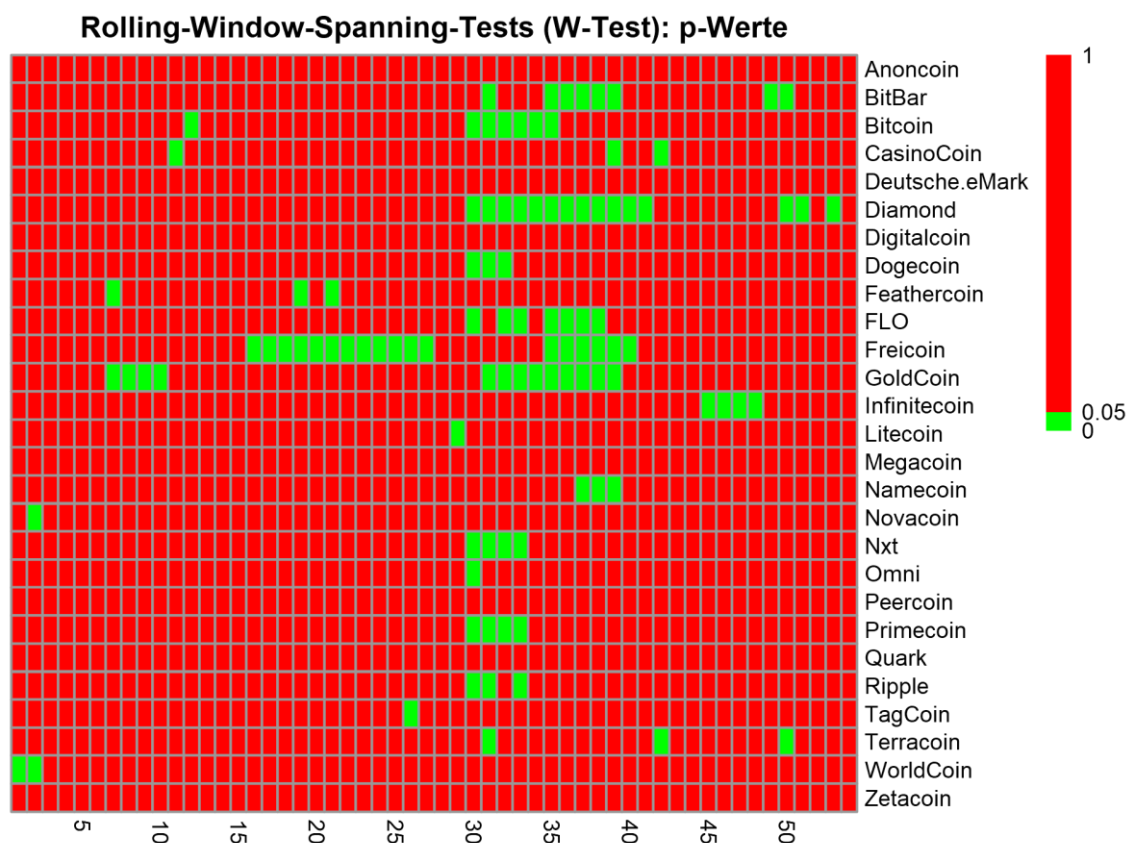


Abb. 38: Ergebnis-Heatmap (p-Werte) des adjustierten Wald-Tests (als Rolling-Window-Spanning-Test) für jedes analysierte Beobachtungsfenster jeweils unter der Annahme einzeln beigemischter Einzeltitel¹⁷⁰³

Auffällig ist bei näherer Betrachtung also, dass (i) sich das Auftreten eines signifikanten Diversifikationsbeitrages für die betrachteten Kryptowährungen in teilweise abweichenden Analysefenstern vollzieht (Marktheterogenität) und (ii) die Anzahl solch signifikanter Fenster je Kryptowährung nicht von deren Marktanteil bzw. Marktkapitalisierungsniveau abzuhängen scheint (Größenunabhängigkeit).¹⁷⁰⁴ Hierbei handelt es sich um eine wichtige Schlussfolgerung, da z.B. die Ergebnisse einer Analyse von Glas/Poddig (2018)

¹⁷⁰² Vgl. Kap. 4.5.2.2.2, Appendix A.2.3; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 49f.

¹⁷⁰³ Eigene Berechnungen, bereits (englisch) veröffentlicht bei Schmitz/Hoffmann (2021), S. 50.

¹⁷⁰⁴ Vgl. ähnlich Petukhina et al. (2020), S. 39-41; Trimborn/Li/Härdle (2020), S. 291f. bzw. identisch Schmitz/Hoffmann (2021), S. 49-51.

nur einen signifikanten Diversifikationsbeitrag des Bitcoins, aber nicht von einer ebenso überprüften Auswahl verschiedener Altcoins signalisierten, sodass der Verdacht einer Größenabhängigkeit immerhin naheliegend erschien.¹⁷⁰⁵ Hier lässt sich gegenteilig sogar testübergreifend zeigen, dass der Bitcoin zwar unbestritten einige Fenster mit signifikantem Diversifikationsbeitrag besitzt, aber einige weniger gehandelte Altcoins (wie z.B. Freicoin, Goldcoin oder Diamond) hinsichtlich ihres Diversifikationsbeitrages deutlich häufiger mit signifikantem Anteil in den optimalen Portfolios beizumischen wären. Als weiteres Resultat zeigen die im Appendix A.2.3 (Abb. 67) ergänzten Stepdown-Tests, dass es Unterschiede zwischen den verschiedenen Einzel-Kryptowährungen hinsichtlich ihres Diversifikationsbeitrages im GMVP und TP gibt.¹⁷⁰⁶ Für den hier verwendeten Ausschnitt wären dabei – analog zu den bisherigen Erkenntnissen der Indexebene (s. Kap. 4.5.2.2.2) – erneut tendenziell häufiger Signifikanzen beim TP als beim GMVP zu beobachten, wobei die Relevanz der Kryptowährungsposition in den jeweiligen Portfolios hier im Detail auch sehr stark vom betrachteten Asset abhängt und zudem auf die Unvollständigkeit des Marktausschnittes gegenüber dem EWCI verwiesen sei.¹⁷⁰⁷

Da die zuvor ausgewerteten Spanning-Tests nur das signifikante Abweichen des Portfoliogewichts eines Test-Assets vom Nullgewicht überprüft haben, aber nicht das zugehörige Vorzeichen der Abweichung offenlegen, werden für alle Einzeltitel auch noch einmal ihre jeweils optimalen Portfoliogewichte im GMVP und TP überprüft, um mögliche Unterschiede zu den Ergebnissen mit dem EWCI erkennen zu können (im Detail: s. Appendix A.2.3 (Abb. 68)).¹⁷⁰⁸ Hier ergibt sich, dass trotz auffälliger Heterogenität (Short- vs. Long-Positionen) zwischen den Einzeltiteln immerhin für gewisse Blöcke aus Beobachtungsfenstern titelübergreifend weitgehend ähnliche Vorzeichen zu beobachten sind.¹⁷⁰⁹ Diese Blöcke umfassen konsistenterweise auch gerade diejenigen Fenster (z.B. 1-5, 29-38), in denen der EWCI zuvor einen signifikanten Diversifikationsbeitrag leisten konnte.¹⁷¹⁰ Hier bestätigt sich, dass die einzeln beigemischten Einzeltitel analog zum EWCI (s. Kap. 4.5.2.2.2) in den vorgenannten Fenstern erneut meist ein leicht negatives Portfoliogewicht aufweisen.¹⁷¹¹

¹⁷⁰⁵ Vgl. Glas/Poddig (2018), S. 124f.

¹⁷⁰⁶ Vgl. Appendix A.2.3; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 49f.

¹⁷⁰⁷ Vgl. Kap. 4.5.2.2.2; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 43, 49f., 52. Aus diesem Grund wird mit Verweis auf die Kap. 4.5.3.2 und 4.5.4.3 zunächst auf weitere Interpretationen dieses Ergebnisses verzichtet.

¹⁷⁰⁸ Vgl. Kap. 4.5.1.2.2; Appendix A.2.3; Kan/Zhou (2012), S. 149; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 51f.

¹⁷⁰⁹ Vgl. Appendix A.2.3; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 51f.

¹⁷¹⁰ Vgl. Kap. 4.5.2.2.2, Appendix A.2.3; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 41, 49-51.

¹⁷¹¹ Vgl. Kap. 4.5.2.2.1; Appendix A.2.3; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 37, 51f.

Diese zuvor vielschichtig beobachtete Heterogenität der verschiedenen Einzeltitel und die daraus resultierende Ergebnisvariation bei wechselnder Titelauswahl ist dabei ausdrücklich keine Limitation dieser Arbeit, sondern sie liefert sogar noch weitere unterstützende Argumente für den hier gewählten Konstruktionsansatz des EWCI, einen breiten, weitestgehend größenunabhängigen Marktausschnitt zu wählen, um auch assetklassenintern effektiv zu diversifizieren.¹⁷¹² Dieses Ergebnis passt zudem auch zu den Beobachtungen von Börner et al. (2021a), die den hier ebenso verwendeten Datensatz auf der Basis von Ähnlichkeitsstrukturen der Renditeverteilungen in einen (homogeneren) Kern und (dazu deutlich heterogenere) Satelliten unterteilt haben.¹⁷¹³

Da durch die Aggregation von Einzeltiteln in einem Index die individuellen Risiko-Rendite-Profile zu einem neuen (aggregierten) Risiko-Rendite-Profil des Indexes verschmelzen und dadurch auch der erzielte Diversifikationsbeitrag beeinflusst wird, erscheint nun interessant, inwiefern der EWCI dann einen signifikanten Diversifikationsbeitrag leisten kann, wenn auch bestimmte Einzeltitel einen solchen leisten können.¹⁷¹⁴ Zu dieser Beurteilung lässt sich – abgeleitet aus den Ergebnissen von Schmitz/Hoffmann (2021) – anstelle der zuvor herangezogenen Anzahl der Zeitfenster mit signifikantem Diversifikationsbeitrag pro Kryptowährung (Längsschnitt) auch noch einmal die Anzahl betroffener Kryptowährungen mit signifikantem Diversifikationsbeitrag pro Zeitfenster (Querschnitt) aggregiert betrachten (exemplarisch für Wald-, F1 und F2-Test: s. Abb. 39; für alle weiteren Rolling-Window-Spanning-Tests: s. Appendix A.2.3 (Abb. 69)).¹⁷¹⁵

Passend dazu ist festzustellen, dass zuvor für den EWCI gerade in solchen Fenstern ein signifikanter Diversifikationsbeitrag nachweisbar war (s. Abb. 39: blau), in denen nun auch viele Einzeltitel einen signifikanten Diversifikationsbeitrag lieferten (s. Abb. 39: Säulen) sowie gleichzeitig auch noch die Vorzeichen und die grobe Größenordnung der Portfoliogewichte zumindest tendenziell übereinstimmten, was für eine durchaus adäquate Abbildung des hier herangezogenen Kryptowährungsuniversums durch den EWCI zu sprechen scheint.¹⁷¹⁶

¹⁷¹² Vgl. Glas/Poddig (2018), S. 125; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 52.

¹⁷¹³ Vgl. Börner et al. (2021a), S. 5-10; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 52. Die dort gewählte Terminologie spielt auf den sog. Core-Satellite-Ansatz in der Vermögensstrukturierung an, der etwa bei Bruns/Meyer-Bullerdiek (2020) genauer beschrieben ist. Vgl. hierzu Börner et al. (2021a), S. 5-13; Bruns/Meyer-Bullerdiek (2020), S. 201f.

¹⁷¹⁴ Vgl. Kap. 4.4.2; Appendix A.2.3; Glas/Poddig (2018), S. 113, 125; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 52.

¹⁷¹⁵ Vgl. Appendix A.2.3; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 52f.

¹⁷¹⁶ Vgl. Appendix A.2.3; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 52f.

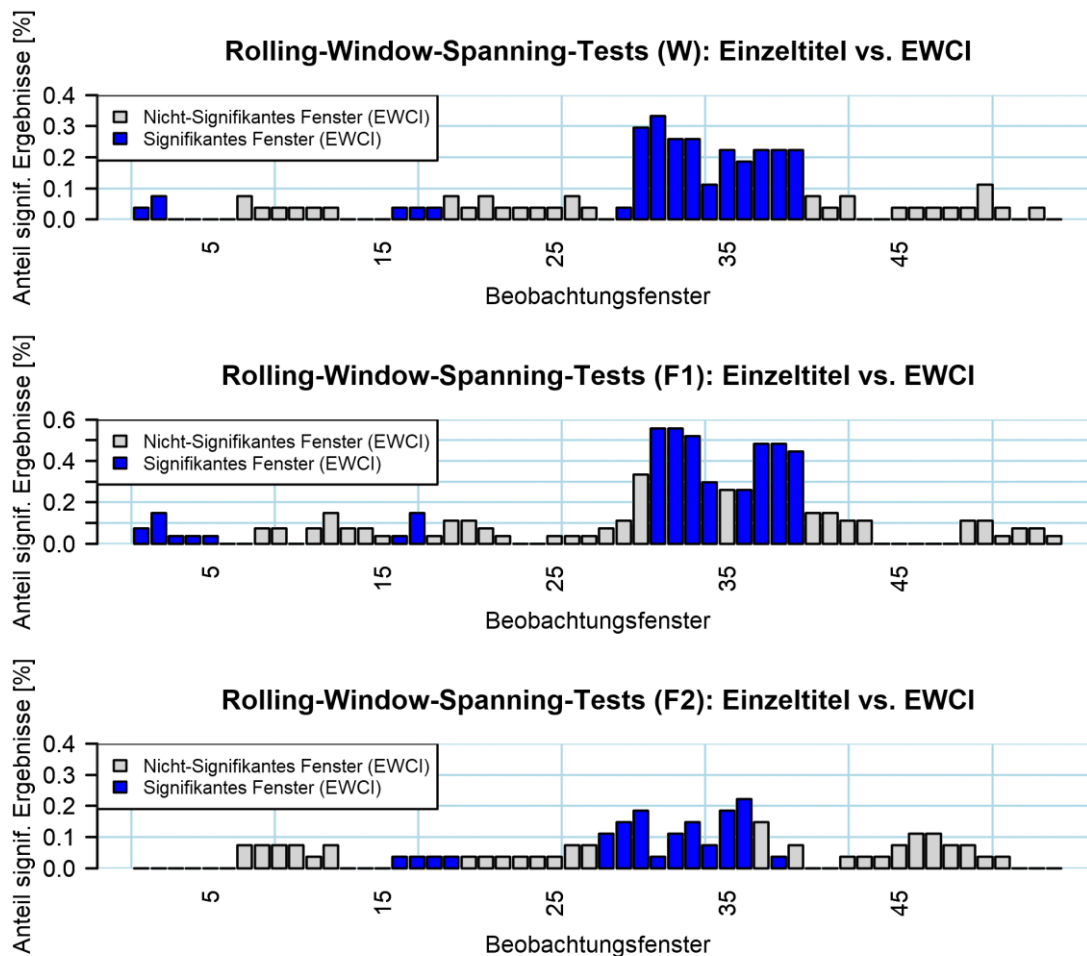


Abb. 39: Verteilung der Anzahl aller Einzeltitel mit signifikanten Spanning-Tests über die betrachteten Analysefenster und Kennzeichnung vergleichbarer Fenster für den EWCI¹⁷¹⁷

4.5.3.2 Alternative II: Beimischung eines marktkapitalisierungsgewichteten Kryptowährungsindex

Nach diesen zuvor gesammelten Informationen zur Relevanz der Titelselektion für den Diversifikationsbeitrag von Kryptowährungen und der damit verbundenen Marktabdeckungsgüte des EWCI fokussiert sich die Betrachtung im Projekt Schmitz/Hoffmann

¹⁷¹⁷ Eigene Berechnungen, bereits (englisch) veröffentlicht bei Schmitz/Hoffmann (2021), S. 53. Bei den Testergebnissen fallen nur in einzelnen Ausnahmefällen Beobachtungsfenster auf, in denen der EWCI einen signifikanten Diversifikationsbeitrag leistet, aber keiner der betrachteten Einzeltitel, was sich darin ausdrückt, dass für dieses Zeitfenster in der Grafik dann keine Säule erkennbar ist, die blau eingefärbt werden könnte. Da es sich hierbei um nur einzelne Ausnahmefälle handelt und die Grafik vor allem analysieren soll, inwieweit die Häufung von Einzeltiteln mit signifikantem Diversifikationsbeitrag auch den Diversifikationsbeitrag des EWCI beeinflussen kann, ist diese Darstellungsform ausreichend. Die für die Grafik (auszugsweise) verwendeten Spanning-Tests wurden hier ausgewählt, um im Mittelwert-Varianz-Ansatz nicht nur eine gemeinsame Überprüfung beider Bedingungen der Nullhypothese (Wald-Test), sondern auch eine separate Fokussierung auf das TP (F₁-Test) und das GMVP (F₂-Test) zu ermöglichen. Zur Vollständigkeit sind aber auch die Ergebnisse der weiteren Spanning-Tests im Appendix A.2.3 (Abb. 69) hinterlegt. Vgl. hierzu Appendix A.2.3; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 52f. (inkl. Fn. 21).

(2021) dieser Robustheitsüberprüfung dann darauf, inwiefern auch die Kalkulation eines (aggregierten) Kryptowährungsindex die Ergebnisse beeinflussen kann, sodass zur Repräsentation von Kryptowährungen in den Spanning-Tests nun auch noch ein (selbstkonstruierter) marktkapitalisierungsgewichteter Kryptowährungsindex (englisch: Market-Cap-Weighted Cryptocurrency Index; dort daher abgekürzt: MWCI100) herangezogen wird, welcher erneut auf Basis des bereits für den EWCI verwendeten Datensatzes konstruiert ist.¹⁷¹⁸ Dieser MWCI100 übernimmt hinsichtlich der Indexbreite, der berücksichtigten Titel und dem Umgang mit Datenlücken die komplette Ausgestaltung des EWCI (s. Kap. 4.3.2) und verändert lediglich das Gewichtungsschema hin zu einer reinen Marktkapitalisierungsgewichtung.¹⁷¹⁹ Dies soll insbesondere die Indexgewichtung des CRIX – allerdings basierend auf dem hier definierten Kryptowährungsuniversum – (teilweise) imitieren.¹⁷²⁰

Anhand des Kursverlaufs des MWCI100 (s. Abb. 40) lässt sich bereits gut erkennen, dass dieser erwartungsgemäß hoch mit dem Kursverlauf des EWCI korreliert (Pearson-Korrelationskoeffizient der diskreten Renditen: 0,60), sich beide Indizes aber trotz identischer Startkurse schnell auf verschiedene Kursniveaus bewegen und dann auch in deutlich divergierenden Abschlusskursen am Ende des Planungszeitraumes (MWCI100: 614,12 Punkte; EWCI: 100,41 Punkte) enden.¹⁷²¹ Die zuvor beschriebenen Muster erscheinen im Lichte bisheriger Beobachtungen jedoch wenig verwunderlich, da auf der Einzeltitelenebene (s. Kap. 4.5.3.1) insbesondere im Ranking hoch angesiedelte Kryptowährungen (hier: Bitcoin, Ripple, Litecoin, Dogecoin) extreme Kursgewinne zu verzeichnen hatten, die bei einem marktkapitalisierungsgewichteten Index auch noch stärker akzentuiert werden als beim EWCI (s. Kap. 4.3.2.1.2), während die identifizierten Verluste der übrigen Titel hingegen vergleichsweise weniger stark ins Gewicht fallen.¹⁷²²

¹⁷¹⁸ Vgl. für dieses Kapitel (sofern nicht anderweitig zitiert) Schmitz/Hoffmann (2021), S. 53-58 (inkl. Fn. 22), 95.

¹⁷¹⁹ Vgl. Kap. 4.3.2; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 53f. Das verwendete Kürzel MWCI100 bedeutet dabei, dass die Einzeltitel auch Indexgewichte von bis zu 100 % erhalten können, also es sich um einen unrestringierten Index handelt, der keine Gewichtsobergrenzen für Einzeltitel vornimmt. Vgl. hierzu Schmitz/Hoffmann (2021), S. 54.

¹⁷²⁰ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 54; Trimborn/Härdle (2018), S. 107-122. Eine graphische Übersicht über das Gewichtungsschema des MWCI100 findet sich in Appendix A.2.3 (Abb. 70).

¹⁷²¹ Vgl. Kap. 4.4.1; Appendix A.2.3; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 54f.

¹⁷²² Vgl. Kap. 4.3.2.1.2, 4.5.3.1; Appendix A.2.3; Coinmarketcap (2019c); Coinmarketcap (2019d); Coinmarketcap (2021h); Schmitz/Hoffmann (2021), S. 54.

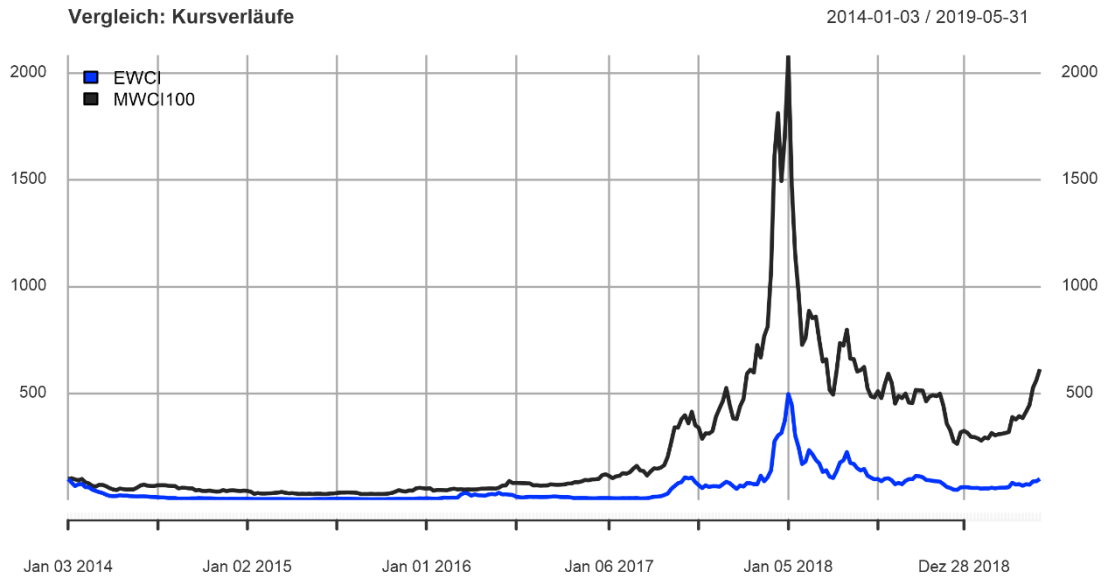


Abb. 40: Gegenüberstellung des indizierten Kursverlaufs des MWCII100 mit dem Kursverlauf des EWCI (jeweils in Indexpunkten)¹⁷²³

Im Rahmen eines Vergleichs der zusätzlich berechneten deskriptiven Statistiken (s. Appendix A.2.3 (Tab. 27)) mit denen des EWCI (s. Kap. 4.4.2) fällt auf, dass Kryptowährungen durch den methodischen Wechsel von einem gleichgewichteten hin zu einem marktkapitalisierungsgewichteten Kryptowährungsindex weiterhin eine ähnliche durchschnittliche Rendite aufweisen, die zwar (analog zum EWCI) erneut nicht signifikant von null verschieden ist.¹⁷²⁴ Allerdings liegt für den MWCII100 im Vergleich zum EWCI eine deutlich höhere Buy-and-Hold-Rendite (p.a.) vor.¹⁷²⁵ Auf der Risikoebene zeigt sich dagegen, dass bei einem Wechsel zur Marktkapitalisierungsgewichtung eine abnehmende Indexvolatilität erkennbar ist, die hier maßgeblich durch die im Vergleich mit den anderen Kryptowährungen besonders niedrige und daher für den Gesamtmarkt wenig repräsentative Volatilität des Bitcoins geprägt ist.¹⁷²⁶ Bei der Verbindung von Einzeltitel- und Indexebene lässt sich bereits erahnen, wie sehr die Übergewichtung weniger (zumeist überperformender) Einzeltitel (wie z.B. dem Bitcoin) in einem Index das Risiko-Rendite-Profil der Assetklasse gegenüber einer stärker durchschnittsbezogenen Marktabbildung

¹⁷²³ Eigene Berechnungen, bereits (englisch) veröffentlicht bei Schmitz/Hoffmann (2021), S. 54. Für die MWCII-Indizes gilt analog zum EWCI ein Startwert von 100 am 03.01.2014. Neben der in Abb. 40 dargestellten Kursentwicklungen des MWCII100 Indexes im Zeitablauf ist auch noch dessen Renditeentwicklung in Appendix A.2.3 (Abb. 71) hinterlegt. Vgl. hierzu Appendix A.2.3; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 54 (inkl. Fn. 22).

¹⁷²⁴ Vgl. Kap. 4.4.2; Appendix A.2.3; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 17, 54f.

¹⁷²⁵ Vgl. Kap. 4.4.2; Appendix A.2.3; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 17, 54f.

¹⁷²⁶ Vgl. Kap. 3.1.2.2.1.2, 4.4.2, 4.5.3.1; Appendix A.2.3; Glas/Poddig (2018), S. 108, 113; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 44-46, 54.

verändern kann und ggf. bei Investoren für die gesamte Assetklasse Risiko-, Rendite- und Performanceeinschätzungen schürt, die – wie bereits in Kap. 4.5.3.1 demonstriert – im Zeitablauf nur von sehr wenigen, ex ante aber nicht bekannten Einzeltiteln erfüllt werden konnten.¹⁷²⁷

In diesem Zuge ist es nun anhand der von Schmitz/Hoffmann (2021) auch in diesem Kontext erneut ausgewerteten Spanning-Tests angezeigt, zu analysieren, inwiefern die hier vorgenommene Variation der Indexgewichtung über ein verändertes Risiko-Rendite-Profil der Kryptowährungsposition die bisherigen Beobachtungen zu deren Diversifikationsbeitrag verändern könnte oder ob die Ergebnisse – zumindest in ihrem Kern – weiterhin vergleichbar bleiben.¹⁷²⁸

Ergebnisse Fall A:

Die Spanning-Tests für den gesamten Analysezeitraum (Fall A) führen konsistent zu den Beobachtungen für den EWCI (s. Kap. 4.5.2.2.2) zum Ergebnis, dass auch für den MWCI100 testübergreifend keine signifikanten Diversifikationseffekte beobachtbar sind (Spanning).¹⁷²⁹ Die jeweils optimalen Kryptowährungsgewichte werden an dieser Stelle deshalb auch nicht weiter interpretiert, da diese ohnehin nicht statistisch signifikant von einem Nullgewicht abweichen.

¹⁷²⁷ Vgl. Kap. 4.4.2, 4.5.3.1; Appendix A.2.3; Glas (2019), S. 97; Glas/Poddig (2018), S. 108, 113; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 44-46, 54f.

¹⁷²⁸ Vgl. Glas/Poddig (2018), S. 108; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 55.

¹⁷²⁹ Vgl. Kap. 4.5.2.2.2; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 55f. Aufgrund der Konsistenz der Ergebnisse mit den bisherigen Erkenntnissen wurde auf eine Präsentation der Ergebnistabelle an dieser Stelle aus Redundanzgründen verzichtet. Diese Ergebnistabelle ist jedoch vollständig in Appendix A.2.3 (Tab. 28) einsehbar.

Ergebnisse Fall B:

Die Rolling-Window-Spanning-Tests mit einjährigem, rollierendem Analysefenster (Fall B) zeigen, dass statistisch signifikante Diversifikationsbeiträge von Kryptowährungen erneut erst bei der Analyse kleinerer Subsamples auftreten. Das hierbei auftretende Muster wird für den MWCI100 in Abb. 41 für alle Tests und Fenster aufbereitet.

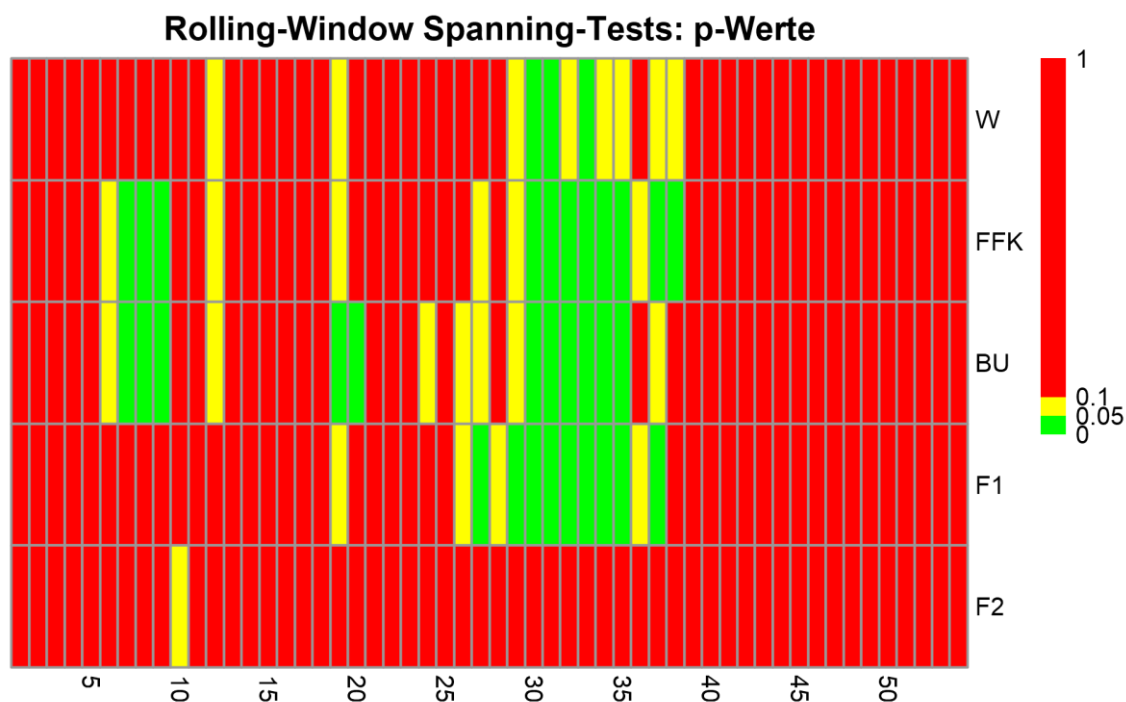


Abb. 41: Ergebnis-Heatmap (p-Werte) der Rolling-Window-Spanning-Test für jedes analysierte Beobachtungsfenster jeweils unter der Annahme des einzelnen beigemischten Kryptowährungsindexes MWCI100¹⁷³⁰

Zwar gibt es (testübergreifend) einige Unterschiede zum Szenario mit dem EWCI (als Test-Asset), etwa bei der Anzahl und der zeitlichen Verteilung der Fenster mit signifikanten Kryptowährungsgewichten, doch fällt die Heterogenität insgesamt geringer als gegenüber den Einzeltiteln aus.¹⁷³¹ Die bereits für den EWCI identifizierten Blöcke aus Fenstern mit signifikanten Ergebnissen (s. Kap. 4.5.2.2.2) bleiben – zumindest in ihrem groben Kern – aber auch im Szenario mit dem MWCI100 (als Test-Asset) weitgehend erhalten.¹⁷³² Über die Ergebnisse der Stepdown-Tests zeigt sich erneut ein vergleichbares Muster zu den bisherigen Ergebnissen: Jedoch ist das Vorliegen signifikanter Kryptowährungsgewichte nun nicht mehr nur vermehrt, sondern ausschließlich im TP zu beobachten, sodass diese beobachtete Tendenz zugunsten des TP nun deutlich extremer ausfällt

¹⁷³⁰ Eigene Berechnungen, bereits (englisch) veröffentlicht bei Schmitz/Hoffmann (2021), S. 57.

¹⁷³¹ Vgl. Kap. 4.5.2.2.2, 4.5.3.1; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 56f.

¹⁷³² Vgl. Kap. 4.5.2.2.2, 4.5.3.1; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 56f.

als im Szenario mit dem EWCI.¹⁷³³ Eine naheliegende Begründung für diesen Effekt kann hier in der stärkeren Akzenturierung der größten Titel nach Marktkapitalisierung und ihrer teils besonderen Risiko-Rendite-Profile (s. Kap. 4.5.3.1) ausgemacht werden, welche sich auch in einer Veränderung der Korrelation zu den anderen Assetklassen bemerkbar macht, da der MWCI100 nicht vollkommen positiv mit dem EWCI korreliert.¹⁷³⁴ Nichtsdestotrotz handelt es sich auch beim MWCI100 in Fenstern mit signifikantem Kryptowährungsgewicht immer noch überwiegend um Short-Positionen in einer vergleichbar niedrigen Größenordnung wie die Positionen für den EWCI (s. Appendix A.2.3 (Abb. 72)).¹⁷³⁵

Aus dieser zuvor vorgetragenen Robustheitsüberprüfung von Schmitz/Hoffmann (2021) resultiert in summa – zwar trotz kleinerer erwartbarer Detailunterschiede, aber dennoch konsistent zu Glas/Poddig (2018) –, dass Kryptowährungen im unrestringierten Modellrahmen sowohl bei der Verwendung von Einzeltiteln als auch bei einer Veränderung des herangezogenen Kryptowährungsindex weiterhin nur vereinzelt mit einem signifikanten Gewicht in die GMVPs und TPs der deutschen Privatinvestoren beizumischen gewesen wären und daher nur teilweise einen signifikanten Diversifikationsbeitrag leisten konnten.¹⁷³⁶ Auch begünstigt durch diese vorgenannten Ergebnisähnlichkeiten wird die bisherige Fokussierung auf den EWCI für die weitere Analyse beibehalten, da der zuvor beleuchtete Exkurs lediglich die Intention besaß, mögliche Ergebnisverzerrungen durch abweichende Indexselektion aufzudecken.¹⁷³⁷ Nichtsdestotrotz wird nachfolgend zur Vollständigkeit auch immer wieder regelmäßig ein Ergebnisvergleich mit dem MWCI100 durchgeführt werden.

4.5.4 Robustheitsüberprüfung: Adaptionen des Grundmodells

4.5.4.1 Motivation: Rolle der Konditionierung der Sample-Kovarianz-Matrix im Grundmodell

An vielen Stellen der zuvor präsentierten Analyseergebnisse zur Portfoliooptimierung mit dem (unrestringierten) Mittelwert-Varianz-Optimierungsrahmens fielen bisher teils sehr

¹⁷³³ Vgl. Kap. 4.5.2.2.2, 4.5.3.1; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 56f.

¹⁷³⁴ Vgl. Kap. 4.5.3.1; Appendix A.2.3; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 54-57.

¹⁷³⁵ Vgl. Appendix A.2.3; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 57f. Die im Fließtext angegebene Abb. 72 im Appendix A.2.3 ergänzt hierzu eine graphische Übersicht über die optimalen Portfoliogewichte (im Zeitablauf) bei einer Verwendung des MWCI100 als Kryptowährungsposition.

¹⁷³⁶ Vgl. Kap. 4.5.3; Glas/Poddig (2018), S. 125, 127; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 35-58.

¹⁷³⁷ Vgl. Kap. 4.5.3; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 58.

hohe (positive und negative) individuelle Portfoliogewichtungen der einzelnen Assetklassen auf.¹⁷³⁸ Dabei sind solche hohen und teils auch stark fluktuierende Portfoliogewichte in der Portfoliooptimierung mit dem unrestringierten Mittelwert-Varianz-Optimierungsrahmen nicht ungewöhnlich.¹⁷³⁹ Gemäß Green/Hollifield (1992) kann das Resultat solcher hoher Portfoliogewichte z.B. durch einzelne dominante Faktoren in der Kovarianz-Matrix getrieben sein.¹⁷⁴⁰ Dies würde sich dann auch in der Konditionierung der Kovarianz-Matrix bemerkbar machen.¹⁷⁴¹

Aufgrund ihrer hohen Dimensionalität und der zudem limitierten Datenverfügbarkeit wurden alle im Projekt Schmitz/Hoffmann (2021) verwendeten Kovarianz-Matrizen auf eine hinreichende Konditionierung anhand der Konditionierungszahl

$$\kappa = \frac{|\lambda_{\max}|}{|\lambda_{\min}|} \quad (44)$$

überprüft, wobei $|\lambda_{\max}|$ hier den betragsgrößten und $|\lambda_{\min}|$ den betragskleinsten Eigenwert der Kovarianzmatrix \mathbf{V} darstellt.¹⁷⁴² Die Konditionierungszahl ist nach unten auf den Wert 1 beschränkt (= wohl konditionierte Matrix) und signalisiert mit steigendem Wert eine immer schlechtere Konditionierung der Matrix, was im schlimmsten Falle in einer Singularität der Matrix gipfeln kann.¹⁷⁴³ Als Resultat ist festzuhalten, dass trotz erhöhter Konditionierungszahlen z.B. keine Probleme mit der Invertierung der Kovarianz-Matrizen entstanden und somit auch keine Singularität erkennbar ist, die etwa im Rahmen der Spanning-Tests problematisch geworden wäre.¹⁷⁴⁴ Weil sich eine schlechtere Konditionierung der Kovarianz-Matrix nach der obigen Argumentation selbst bei weiterhin möglicher Invertierbarkeit der Kovarianz-Matrix auf die Genauigkeit der Optimierungsergebnisse sowie folglich auch auf die Aussagekraft der Out-of-Sample-Analyse auswirken

¹⁷³⁸ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 58.

¹⁷³⁹ Vgl. DeMiguel/Garlappi/Uppal (2009), S. 1916; Frankfurter/Phillips/Seagle (1971), S. 1258; Härdle et al. (2018), S. 53; Jorion (1985), S. 261; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 58 (inkl. Fn. 24); Trimborn/Li/Härdle (2020), S. 282.

¹⁷⁴⁰ Vgl. Green/Hollifield (1992), S. 1805; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 58 (inkl. Fn. 24).

¹⁷⁴¹ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 58 (inkl. Fn. 24); Trimborn/Li/Härdle (2020), S. 282.

¹⁷⁴² Vgl. Aubry et al. (2012), S. 3005; Bartels (2016), S. 12; Červenka/Skala (2020), S. 34; Fahrion (1980), S. 83; Householder (1964), S. 81; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 58 (inkl. Fn. 24); Trimborn/Li/Härdle (2020), S. 282. Aufgrund der Menge der berechneten Konditionierungszahlen werden diese bei Schmitz/Hoffmann (2021) (und somit auch hier) nicht einzeln offengelegt. Vgl. hierzu Schmitz/Hoffmann (2021), S. 58 (inkl. Fn. 24).

¹⁷⁴³ Vgl. Bartels (2016), S. 12; Gaylord/Kamin/Wellin (1995), S. 228; Haußer/Luchko (2019), S. 182.

¹⁷⁴⁴ Vgl. Haußer/Luchko (2019), S. 182; Kan/Zhou (2012), S. 148; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 58 (inkl. Fn. 24).

kann, werden von Schmitz/Hoffmann (2021) mögliche Adjustierungen des Portfoliooptimierungskalküls diskutiert, die diese Problematik allesamt reduzieren können, und daraus letztendlich eine Auswahl für die weitere Analyse getroffen.¹⁷⁴⁵

4.5.4.2 Alternative Portfoliooptimierungsmodelle zum Grundmodell

4.5.4.2.1 Verwendung eines alternativen Kovarianz-Matrix-Schätzers

Ein erster gängiger Ansatz zur Verbesserung der Konditionierung der Kovarianz-Matrix stellt u.a. die Verwendung eines speziellen Kovarianz-Matrix-Schätzers $\hat{\mathbf{V}}$ dar, der anstelle der zuvor verwendeten Sample-Kovarianz-Matrix \mathbf{V} in der Portfoliooptimierung zu verwenden wären.¹⁷⁴⁶ Repräsentativ für eine Vielzahl existierender Kovarianz-Matrix-Schätzer¹⁷⁴⁷ sei hier etwa der z.B. von Trimborn/Li/Härdle (2020) verwendete Shrinkage Estimator von Ledoit/Wolf (2004) erwähnt.¹⁷⁴⁸ Auf die Verwendung eines alternativen Kovarianz-Matrix-Schätzers wird letztlich allerdings verzichtet, weil dieses Verfahren zwar eine deutliche Senkung der Konditionierungszahl hervorrufen kann, aber die Ergebnisse auch stark von der Auswahl des Schätzverfahrens sowie seiner spezifischen Parametrisierung abhängen und zudem auch trotz dessen Anwendung weiterhin nicht garantiert ist, dass erneut ein hohes Maß an Leerverkäufen stattfindet, solange diesbezüglich keine Beschränkung im Optimierer besteht.¹⁷⁴⁹ Allerdings können bzw. dürfen solche Leerverkäufe von privaten, aber auch einige institutionelle Investoren regulatorisch meist nicht durchgeführt werden.¹⁷⁵⁰ Aus diesem Grunde wird das Optimierungskalkül von

¹⁷⁴⁵ Vgl. DeMiguel/Garlappi/Uppal (2009), S. 1916-1920; Jagannathan/Ma (2003), S. 1654; Ledoit/Wolf (2004), S. 366, 389; Petukhina et al. (2020), S. 14; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 58 (inkl. Fn. 24); Trimborn/Li/Härdle (2020), S. 282.

¹⁷⁴⁶ Vgl. DeMiguel et al. (2009), S. 801f. Die vorgenannten Autoren zeigen exemplarisch für das Beispiel des GMVP, dass sich der Modellansatz im weiterhin unrestringierten Modellrahmen dann zu $\min_{\omega} \omega' \hat{\mathbf{V}} \omega$ u.d.N. $\mathbf{1}' \omega = 1$ verändern würde. Vgl. hierzu DeMiguel et al. (2009), S. 801.

¹⁷⁴⁷ Einen interessanten Überblick über verschiedene Arten von Kovarianz-Matrix-Schätzern für die Portfoliooptimierungspraxis liefert Würtz et al. (2015), S. 41-52.

¹⁷⁴⁸ Vgl. Ledoit/Wolf (2004); Trimborn/Li/Härdle (2020), S. 286. Dieser Shrinkage Estimator eignet sich allerdings besonders für Kovarianz-Matrizen von Datensätzen, bei denen die Anzahl der Querschnittseinheiten im Vergleich zur Anzahl der Längsschnittseinheiten als groß anzusehen ist. Dabei stellt dieses Verfahren von Ledoit/Wolf (2004) einen geläufigen Standardansatz dar, der z.B. bei DeMiguel et al. (2009) auch als typisches Beispiel der Kategorie alternativer Kovarianz-Matrix-Schätzer eingeführt wird. Vgl. DeMiguel et al. (2009), S. 801f.; Ledoit/Wolf (2004), S. 366f., 389.

¹⁷⁴⁹ Vgl. DeMiguel et al. (2009), S. 801f.; Deshmukh/Dubey (2020), S. 988; Ledoit/Wolf (2004), S. 366; Pantaleo et al. (2011), S. 1069-1071; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 59. Dies konnte auch in einem (bei Schmitz/Hoffmann (2021) aus Relevanzgründen nicht weiter vertieften) Problemlauf der unrestringierten Optimierungen für verschiedene Kovarianz-Matrix-Schätzer bestätigt werden. Dort kam es teilweise auch noch in größerem Maße zu extremen Leerverkäufen. Vgl. hierzu ähnlich Schmitz/Hoffmann (2021), S. 59.

¹⁷⁵⁰ Vgl. Poddig/Varmaz/Fieberg (2019), S. 177f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 59.

Schmitz/Hoffmann (2021) für die weitere Analyse stattdessen um zusätzliche Gewichtsrestriktionen ergänzt, die genau solche, durch Leerverkäufe ermöglichten Extremgewichte verhindern und dadurch insbesondere für die Privatinvestoren realistischer rekonstruierbare sowie gleichzeitig auch stärker diversifizierte Portfolios erzeugen sollen.¹⁷⁵¹

4.5.4.2.2 Berechnung der naiv diversifizierten Portfolios

Als erste Wahl wird von Schmitz/Hoffmann (2021) daher, u.a. im Einklang mit Petukhina et al. (2020) und Eisl/Gasser/Weinmayer (2015), zunächst ein naives Portfolio herangezogen, das selbst tendenziell unerfahrenere (Privat-) Investoren ohne die Kenntnis entscheidungsrelevanter Parameter einfach über

$$\omega_i = \frac{1}{n_{\text{Port}}} \quad \forall i \quad (45)$$

generieren können, was der Gleichgewichtung aller n_{Port} im Portfolio enthaltenen Assets (bzw. Assetklassen) entspricht.¹⁷⁵² Im Gegensatz zu den deutlich komplexeren mathematischen Optimierungsmodellen aus den vorigen Abschnitten sind die Portfoliogewichte beim naiven Portfolio also bereits ex ante bekannt und werden im Zeitablauf konstant gehalten.¹⁷⁵³

Diese Eigenschaft muss für Investoren allerdings nicht von Nachteil sein, weil gemäß Annaert/De Ceuster/Van Hyfte (2005) im Durchschnitt nicht einmal professionelle Portfoliomanager auf Basis mathematischer Optimierungsmodelle Überrenditen erzielen können, sodass nach dieser Argumentation (deutlich weniger erfahrene und versierte) Privatanleger diese komplexen Modelle und die daraus resultierenden Strategien wohl kaum vorteilhafter implementieren können.¹⁷⁵⁴ Stattdessen resümiert eine Vielzahl empirischer Untersuchungen – so auch Jacobs/Müller/Weber (2014) und DeMiguel/Garlappi/Uppal (2009) –, dass diese Anlagestrategie des naiven Portfolios nicht zwingend zu schlechteren Ergebnissen führen muss als eine Optimierung auf der Basis der Portfoliotheorie.¹⁷⁵⁵ Letztere Autoren kommen sogar zum exemplarischen Ergebnis, dass die Durchführung

¹⁷⁵¹ Vgl. DeMiguel/Garlappi/Uppal (2009), S. 1916-1920; Jagannathan/Ma (2003), S. 1654; Petukhina et al. (2020), S. 14; Poddig/Varmaz/Fieberg (2019), S. 177f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 58f.; Trimborn/Li/Härdle (2020), S. 282.

¹⁷⁵² Vgl. Börner et al. (2020), S. 7f.; Breuer/Gürtler/Schuhmacher (2010), S. 352; Eisl/Gasser/Weinmayer (2015), S. 8; Petukhina et al. (2020), S. 13f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 59. Grundlagen dieser Anlagestrategie sind laut Lhabitant (2017) bereits im Babylonischen Talmud zu finden. Vgl. hierzu Lhabitant (2017), S. 91; o.V. (o.J.), zit. n. Lhabitant (2017), S. 91.

¹⁷⁵³ Vgl. Kap. 4.5.2, 4.5.3; Eisl/Gasser/Weinmayer (2015), S. 8; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 59.

¹⁷⁵⁴ Vgl. Annaert/De Ceuster/Van Hyfte (2005), S. 661, 663; Horn/Oehler (2020), S. 492.

¹⁷⁵⁵ Vgl. DeMiguel/Garlappi/Uppal (2009), S. 1916-1920, 1947; Jacobs/Müller/Weber (2014), S. 64, 82f.

einer solchen (modellfreien) Strategie aufgrund der vermeintlich schlechten Prognosegüte¹⁷⁵⁶ vieler gängiger Risiko- und Renditemaße gegenüber der Verwendung vergleichsweise aufwändigerer Portfoliooptimierungstechniken zu einer ähnlichen oder sogar höheren Performance (dort gemessen über die Sharpe Ratio) führen kann.¹⁷⁵⁷ In diesem Vergleich besitzt das Optimierungskalkül der Gleichgewichtung folglich den Vorteil, dass für die Ermittlung der Portfoliogewichtungen keine Schätzungen solcher Risiko- oder Renditemaße (hier insbesondere: der Kovarianz-Matrix) notwendig sind und somit eine Unabhängigkeit von Prognoserisiken im Hinblick auf diese Größen erreicht werden kann.¹⁷⁵⁸ Sogar bei hoher Unsicherheit oder gänzlich fehlender Datenhistorie, wie etwa bei Börner et al. (2020), bliebe dieser Ansatz weiter durchführbar.¹⁷⁵⁹ Aus diesen vielen Gründen empfehlen DeMiguel/Garlappi/Uppal (2009) die Konstruktion eines naiven Portfolios als Vergleichsmaßstab für Investoren gegenüber sophistizierteren Modellansätzen, sodass Schmitz/Hoffmann (2021) diesem Gedanken auch folgen.¹⁷⁶⁰

4.5.4.2.3 Einführung von Long-Only-Beschränkungen im Grundmodell

Um neben dieser (eher rudimentären) naiven Portfolioallokation zusätzlich auch noch eine weitere Alternativallokation zu analysieren, für die nicht direkt der gesamte, im Grundmodell unterstellte Optimierungsrahmen aufgegeben wird, wird im hier fokussiert beleuchteten Projekt Schmitz/Hoffmann (2021) zudem eine im aktuellen Kontext zielführende Erweiterung des Grundmodells betrachtet.¹⁷⁶¹

Ausgehend von einer Vielzahl möglicher Umsetzungsvarianten wird in der zugrundeliegenden Betrachtung von Schmitz/Hoffmann (2021) für die weitere Analyse die Einführung einer – insbesondere aus praktischer Perspektive realistischeren – Long-Only-Restriktion ($\omega_i \in \mathbb{R}_0^+$) in die Optimierungskalküle zur Berechnung des GMVP und TP im Grundmodell (aus Kap. 4.5.1.2.1) ausgewählt, welche über die weitere Nebenbedingung

$$\omega_i \geq 0 \tag{46}$$

¹⁷⁵⁶ Diese kann z.B. durch die Instabilität von Parametern hervorgerufen sein. Vgl. hierzu DeMiguel/Garlappi/Uppal (2009), S. 1916, 1947; Petukhina et al. (2020), S. 13f.

¹⁷⁵⁷ Vgl. DeMiguel/Garlappi/Uppal (2009), S. 1916-1920, 1922, 1947; Eisl/Gasser/Weinmayer (2015), S. 8.

¹⁷⁵⁸ Vgl. DeMiguel/Garlappi/Uppal (2009), S. 1916f., 1922, 1947; Eisl/Gasser/Weinmayer (2015), S. 8; Petukhina et al. (2020), S. 13f.

¹⁷⁵⁹ Vgl. Börner et al. (2020), S. 7f.; DeMiguel/Garlappi/Uppal (2009), S. 1916f., 1947; Petukhina et al. (2020), S. 13f.

¹⁷⁶⁰ Vgl. DeMiguel/Garlappi/Uppal (2009), S. 1916f, 1921; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 59.

¹⁷⁶¹ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 59.

implementiert werden kann.¹⁷⁶² Diese Nichtnegativitätsbedingung der individuellen Portfoliogewichte bedeutet, dass zum Ausschluss von Leerverkäufen keine negativen Individualgewichte zugelassen werden.¹⁷⁶³ Technisch verkompliziert sich das Optimierungsproblem aufgrund dieser neu eingeführten Ungleichungsnebenbedingung noch einmal, sodass dieses nicht mehr wie zuvor im unrestringierten Modell mithilfe einer einfachen Formel gelöst wird, sondern dafür nun ein Software-Paket in Matlab eingesetzt wird, das numerisch eine effiziente Lösung dieses konvexen bzw. nicht-linearen Optimierungsproblems bestimmt.¹⁷⁶⁴

Die zuvor präsentierten Anlagevarianten der Long-Only-Portfolios besitzen gemäß einer Studie von Jagannathan/Ma (2003) den Vorteil, dass die zuvor beschriebenen Probleme mit der Konditionierung der Kovarianz-Matrizen ebenso wie beim naiv diversifizierten Portfolio nicht mehr relevant sind, da die Einführung von Long-Only-Gewichtsrestriktionen ähnlich wie geläufige Verfahren zur Korrektur der Kovarianz-Matrix wirkt, die dominierende Faktoren in der (empirischen) Kovarianz-Matrix eliminieren.¹⁷⁶⁵ Dies gilt in besonderem Maße für das GMVP und in reduziertem Maße auch für das TP.¹⁷⁶⁶ Zwar lässt sich dieser gewünschte Effekt gemäß Fan/Zhang/Yu (2012) auch noch durch alternative Gewichtsrestriktionen (wie z.B. eine Gewichtsobergrenze) effektiv erzielen.¹⁷⁶⁷ Doch wurde bereits in Kap. 4.5.4.2.1 die Notwendigkeit des Ausschlusses von Leerverkäufen aufgezeigt.¹⁷⁶⁸ Zudem sind Gewichtsobergrenzen, etwa über die bereits erwähnten

¹⁷⁶² Vgl. Kap. 4.5.1.2.1; Kajtazi/Moro (2019), S. 146; Markowitz (1952), S. 83; Poddig/Varmaz/Fieberg (2019), S. 177f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 59.

¹⁷⁶³ Vgl. Markowitz (1952), S. 78, 83; Poddig/Varmaz/Fieberg (2019), S. 177f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 59.

¹⁷⁶⁴ Vgl. Elton et al. (2017), S. 96f., 101; Kan/Zhou (2012), S. 148; Lobo/Fazel/Boyd (2007), S. 342; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 59.

¹⁷⁶⁵ Vgl. Jagannathan/Ma (2003), S. 1676; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 59; Trimborn/Li/Härdle (2020), S. 282.

¹⁷⁶⁶ Vgl. Jagannathan/Ma (2003), S. 1654.

¹⁷⁶⁷ Vgl. Fan/Zhang/Yu (2012), S. 592f., 603; Trimborn/Li/Härdle (2020), S. 282. Bei der Umsetzung muss es nicht bei einer reinen Gewichtsuntergrenze (z.B. $\omega_i \leq 0,3$) bleiben, sondern es sind auch noch weitaus komplexere Gewichtsrestriktionen als zusätzliche Nebenbedingungen denkbar. So bestünde etwa die Möglichkeit, über eine sog. teilbeschränkte Strategie beliebig definierbare Restriktionen für die Portfoliogewichte einzuführen und so das Long-Only-Modell zur Vermeidung von Klumpenrisiken im Portfolio gleichzeitig mit Gewichtsobergrenzen zu kombinieren (z.B. $0 \leq \omega_i \leq 0,3$; sog. Box-Constrained-Portfolio). Hierbei ist zu beachten, dass bei dieser Variante auch unterschiedliche Grenzen für verschiedene Assetklassen möglich sind. Zudem sind auch Umsetzungsvarianten denkbar, bei denen nicht die ω_i individueller Assetklassen restringiert sind, sondern die Summe der ω_i einer Gruppe von Assetklassen (sog. Group-Constrained-Portfolio). Die Ansätze des Box-Constrained-Portfolio und des Group-Constrained-Portfolio lassen sich auch zu einem Group-Box-Constrained-Portfolio kombinieren. Vgl. hierzu Eisl/Gasser/Weinmayer (2015), S. 7f.; Kajtazi/Moro (2019), S. 145f.; Poddig/Varmaz/Fieberg (2019), S. 178; Würtz et al. (2015), S. 203-211.

¹⁷⁶⁸ Vgl. Kap. 4.5.4.2.1; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 59.

regulatorischen Diversifikationsgebote, eher für institutionelle Investoren (z.B. Fondsgesellschaften) relevant.¹⁷⁶⁹ Aus diesem Grunde handelt es sich bei den Long-Only-Portfolios um ein Standardverfahren, das auch in der Portfoliooptimierung im Kryptowährungskontext regelmäßige Verwendung findet.¹⁷⁷⁰

Interessant wird in diesem Kontext dabei insbesondere zu beobachten sein, welche Unterschiede zu allen vorigen optimalen Portfolioallokationen die Eliminierung der bisher möglichen Leerverkäufe im Long-Only-Modell nach sich ziehen wird.¹⁷⁷¹

4.5.4.3 Ergebnisauswertung für die alternativen Optimierungsrahmen

Im Rahmen der Ergebnisauswertung der Optimierung von Schmitz/Hoffmann (2021) werden auch in diesem Analyseschritt erneut die Fälle A und B unterschieden.¹⁷⁷² Da sich die in Kap. 4.5.1.2.2 vorgestellten Spanning-Tests zur Beurteilung der statistischen Signifikanz der Kryptowährungsgewichte ausschließlich auf den unrestringierten Modellrahmen bezogen, wird die Analyse fortan primär auf die Größenordnung der jeweiligen Gewichte abstellen, wobei begünstigt durch die fehlende Leerverkaufsmöglichkeit (und daher den Ausschluss von Gewichtungen mit $|\omega_i| > 1$) nun die Größenordnung der Gewichte titel- und fensterübergreifend auch besser vergleichbar ist.¹⁷⁷³

Ergebnisse Fall A:

Die Portfoliooptimierung auf der Basis der zuvor beschriebenen Kalküle führt auf der Basis des gesamten Analysedatensatzes (Fall A) zu folgenden optimalen Portfoliogewichten (s. Tab. 14):

¹⁷⁶⁹ Vgl. Kap. 4.3.2.1.2; Poddig/Varmaz/Fieberg (2019), S. 178.

¹⁷⁷⁰ Vgl. exemplarisch die Studien Eisl/Gasser/Weinmayer (2015), S. 8; Glas/Poddig (2018), S. 115f.; Kajtazi/Moro (2019), S. 146; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 59.

¹⁷⁷¹ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 59.

¹⁷⁷² Vgl. für dieses Kapitel (sofern nicht anderweitig zitiert) Schmitz/Hoffmann (2021), S. 59-65, 96.

¹⁷⁷³ Vgl. Kap. 4.5.1.2.2; Eisl/Gasser/Weinmayer (2015), S. 6, 8; Kan/Zhou (2012), S. 147f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 59f.

Assets	Naives Portfolio		Long-Only: GMVP		Long-Only: TP	
	Portfolio ohne EWCI	Portfolio mit EWCI	Portfolio ohne EWCI	Portfolio mit EWCI	Portfolio ohne EWCI	Portfolio mit EWCI
Fall A: Portfoliogewichte						
Geldmarkt	0,12500	0,11111	0,99921	0,99921	0,78863	0,81229
Staatsanleihen	0,12500	0,11111	0,00000	0,00000	0,05836	0,05542
Unternehmensanleihen	0,12500	0,11111	0,00000	0,00000	0,10869	0,08950
Luxusgüter	0,12500	0,11111	0,00000	0,00000	0,01078	0,01032
Währungen	0,12500	0,11111	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000
Aktien	0,12500	0,11111	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000
Rohstoffe	0,12500	0,11111	0,00079	0,00079	0,00000	0,00000
Immobilien	0,12500	0,11111	0,00000	0,00000	0,03353	0,03074
Kryptowährungen	0,00000	0,11111	0,00000	0,00000	0,00000	0,00172

Tab. 14: Ergebnisse der Portfolio-Optimierung (Alternative Optimierungsmodelle, Fall A)¹⁷⁷⁴

Anhand dieser Ergebnisse wird deutlich, dass Kryptowährungen lediglich im naiven Portfolio mit einem beachtlichen Portfoliogewicht (11,11 %) enthalten sind, weil in dieser Portfolioallokation definitionsgemäß alle Assetklassen exogen gleichgewichtet sind und eben nicht aus einer Optimierungsrechnung resultieren.¹⁷⁷⁵

Bei einer Einführung einer Long-Only-Restriktion in die vorher in unrestringierter Form verwendeten Portfoliooptimierungsmodelle für das GMVP und das TP lässt sich erneut nur ein geringer bis vernachlässigbarer Diversifikationsbeitrag von Kryptowährungen resümieren: Während Kryptowährungen im TP immerhin mit einem Gewicht von 0,17 % beigemischt werden sollten, verzeichnen diese im GMVP sogar ein Nullgewicht. Insofern bewegen sich die Kryptowährungsgewichte trotz variierendem Optimierungsansatz erneut in einer vergleichbaren Größenordnung wie zuvor bei den unrestringierten Portfolios (s. Kap. 4.5.2.2 und 4.5.3).¹⁷⁷⁶ Trotz weniger extremer Gewichtungen wie zuvor zeigt sich zudem auch hier eine portfolioübergreifende Dominanz von Geldmarktanlagen, wengleich insbesondere im TP auch andere Assetklassen (wie z.B. Staatsanleihen, Unternehmensanleihen und Immobilien) mit spürbarem Anteil in die jeweiligen Portfolios beigemischt sind.¹⁷⁷⁷

¹⁷⁷⁴ Eigene Berechnungen, bereits (englisch) veröffentlicht bei Schmitz/Hoffmann (2021), S. 60.

¹⁷⁷⁵ Vgl. DeMiguel/Garlappi/Uppal (2009), S. 1916f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 60.

¹⁷⁷⁶ Vgl. Kap. 4.5.2.2, 4.5.3; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 36, 49, 60.

¹⁷⁷⁷ Vgl. Kap. 4.5.2.2, 4.5.3; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 36, 49, 60.

Die zuvor gewonnenen Ergebnisse des Falls A bestätigen auch wieder die Beobachtungen von Glas/Poddig (2018) und Petukhina et al. (2020), die die untergeordnete Rolle von Kryptowährungen im GMVP auf ihre hohe Volatilität und die höhere Relevanz im TP auf ihre hohen Renditepotentiale zurückführen.¹⁷⁷⁸

Graphisch resultiert daraus eine Aufwärtsdrehung und Verlängerung der Effizienzlinie (s. Abb. 42), wobei ersterer Effekt hier insbesondere im unteren Teil aufgrund der marginalen Kryptowährungsgewichtungen kaum sichtbar wird. Die ebenso eingezeichneten naiven Portfolios werden hier von Portfolios auf der (Long-Only-) Effizienzlinie dominiert, d.h., bei gleichem Risiko ermöglichen letztere eine höhere Rendite.¹⁷⁷⁹ Die Studien von Glas/Poddig (2018) und Petukhina et al. (2020) erkennen darüber hinaus auch noch, dass entlang der Effizienzlinie, d.h. mit zunehmendem akzeptierten Portfoliorisiko, optimalerweise auch ein wachsendes Kryptowährungsgewicht zu verzeichnen ist.¹⁷⁸⁰ Auch diese Beobachtung schlägt sich hier in der Lage der Effizienzlinie nieder (s. Abb. 42), die in einem Maximum-Ertrags-Portfolio bestehend aus 100 % Kryptowährungen (als Assetklasse mit der höchsten Renditeerwartung) endet, sowie auch im zugehörigen Effizienzgebirge (s. Abb. 43), bei dem das Kryptowährungsgewicht analog zu Glas/Poddig (2018) erst mit steigender Zielrendite an Relevanz gewinnt, für deren Realisation aber ein steigendes Portfoliorisiko in Kauf zu nehmen ist.¹⁷⁸¹

¹⁷⁷⁸ Vgl. Glas/Poddig (2018), S. 118; Petukhina et al. (2020), S. 43; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 35, 60.

¹⁷⁷⁹ Vgl. Poddig/Brinkmann/Seiler (2009), S. 79; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 61.

¹⁷⁸⁰ Vgl. Glas/Poddig (2018), S. 118; Petukhina et al. (2020), S. 43f. Die Gültigkeit dieses Zusammenhangs zeigt sich auch darin, dass Petukhina et al. (2020) die größte Beimischung von Kryptowährungen im Maximum-Ertrags-Portfolio identifizieren konnten. Vgl. hierzu Petukhina et al. (2020), S. 43f.

¹⁷⁸¹ Vgl. Glas/Poddig (2018), S. 122; Poddig/Brinkmann/Seiler (2009), S. 109f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 61.

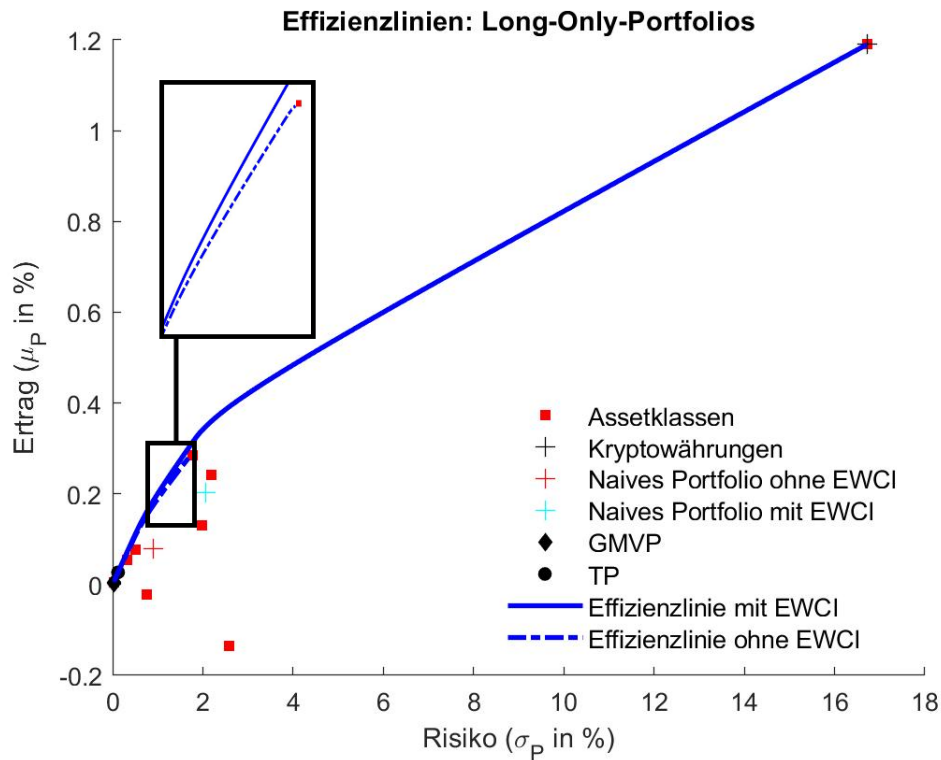


Abb. 42: Effizienzlinie für die Long-Only-Portfolios und Lokalisierung der naiven Portfolios (jeweils mit und ohne Berücksichtigung von Kryptowährungen)¹⁷⁸²

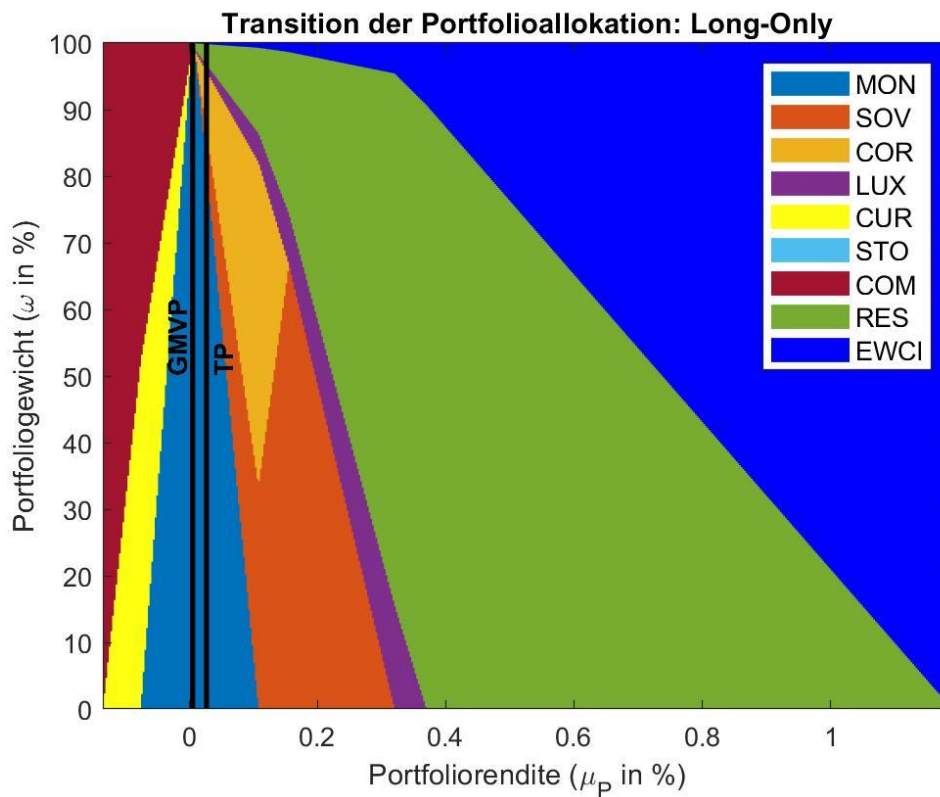


Abb. 43: Effizienzgebirge für die Portfoliooptimierung mit Kryptowährungen¹⁷⁸³

¹⁷⁸² Eigene Darstellung, bereits (englisch) veröffentlicht bei Schmitz/Hoffmann (2021), S. 61.

¹⁷⁸³ Eigene Darstellung, bereits (englisch) veröffentlicht bei Schmitz/Hoffmann (2021), S. 61.

Ergebnisse Fall B:

Bei der Betrachtung kleinerer Subsamples im Rahmen des monatlichen Rebalancings (Fall B) bleiben die Portfoliogewichte beim gleichgewichteten Portfolio definitionsgemäß im Zeitablauf stabil und entsprechen damit durchweg exakt den Ergebnissen des Falls A (s. Tab. 14).¹⁷⁸⁴ Bei einer Betrachtung des GMVPs unter Long-Only-Restriktionen (s. Abb. 44) verbleibt das optimale Kryptowährungsgewicht in einem vernachlässigbaren Bereich (Durchschnitt: 0,020 %, Maximum: 0,068 %).¹⁷⁸⁵ Größere Kryptowährungsgewichte lassen sich im Optimum immerhin vereinzelt für das TP unter Long-Only-Restriktionen erkennen. Dabei wird im Zeitablauf sogar ein maximales Kryptowährungsgewicht von 8,214 % (Fenster 39) erreicht und auch der Durchschnitt der optimalen Kryptowährungsgewichte erhöht sich mit 1,502 % spürbar. Im Vergleich zu den früheren Ergebnissen u.a. von Kajtazi/Moro (2019) und Wu/Pandey (2014), die ebenso Long-Only-Restriktionen in ihren jeweiligen Analyserahmen implementieren, fallen diese Gewichte aber auch weiterhin noch eher gering aus.¹⁷⁸⁶ Die Anzahl derjenigen Fenster mit Gewichten von $\omega_{\text{Krypt}} > 0,01$ (bzw. $\omega_{\text{Krypt}} > 0,001$) liegt für das GMVP bei null und für das TP bei 17 (bzw. 36) von jeweils insgesamt 54 analysierten Fenstern. Somit bestätigt sich auch hier die Beobachtung aus Fall A, dass (größere) Beimischungen von Kryptowährungen zumeist mit Bezug auf das TP resultieren. Gleichzeitig treten solche Fenster erneut in Zeitclustern auf, die zu vergleichbaren Zeitpunkten wie im unrestringierten Modell (s. Kap. 4.5.2 bzw. 4.5.3) aufzutreten scheinen.¹⁷⁸⁷

Die Verlagerung zu einer höheren Bedeutung von Kryptowährungen im TP und die Beimischung mit teils deutlich größeren, positiven Portfoliogewichten lässt sich hier vor allem auf die Einführung der Long-Only-Gewichtsrestriktion zurückführen, durch die bei der Portfolioallokation nicht mehr alle, die Budgetrestriktion erfüllende Konstellationen auch erreichbar sind und dadurch auch die Möglichkeit der Replikation des Risiko-Rendite-Profiles eines Test-Assets durch Linearkombinationen der Benchmark-Assets (Spanning) erschwert wird.¹⁷⁸⁸

¹⁷⁸⁴ Vgl. Appendix A.2.3; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 60f., 63.

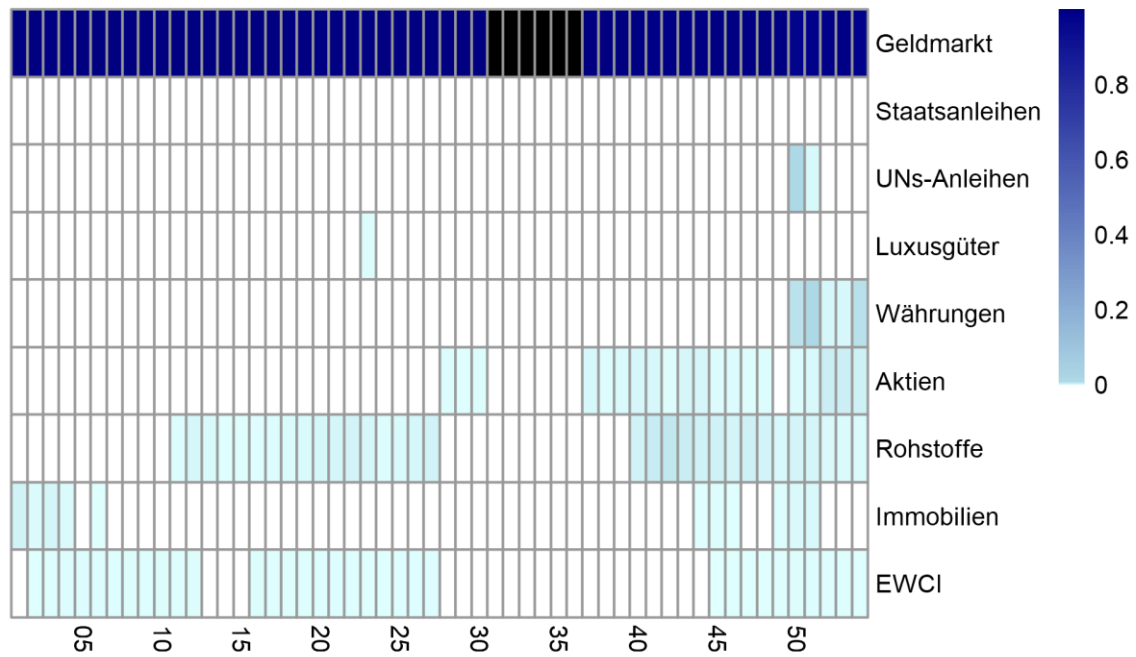
¹⁷⁸⁵ Vgl. Appendix A.2.3; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 61, 63f. Im Appendix A.2.3 (Tab. 30) sind auch noch ausführlichere Darstellungen der nachfolgend im Fließtext herausgearbeiteten deskriptiven Statistiken der optimalen Portfoliogewichte hinterlegt.

¹⁷⁸⁶ Vgl. Kajtazi/Moro (2019), S. 146, 153; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 61, 63f.; Wu/Pandey (2014), S. 47-49.

¹⁷⁸⁷ Vgl. Kap. 4.5.2, 4.5.3; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 62f.

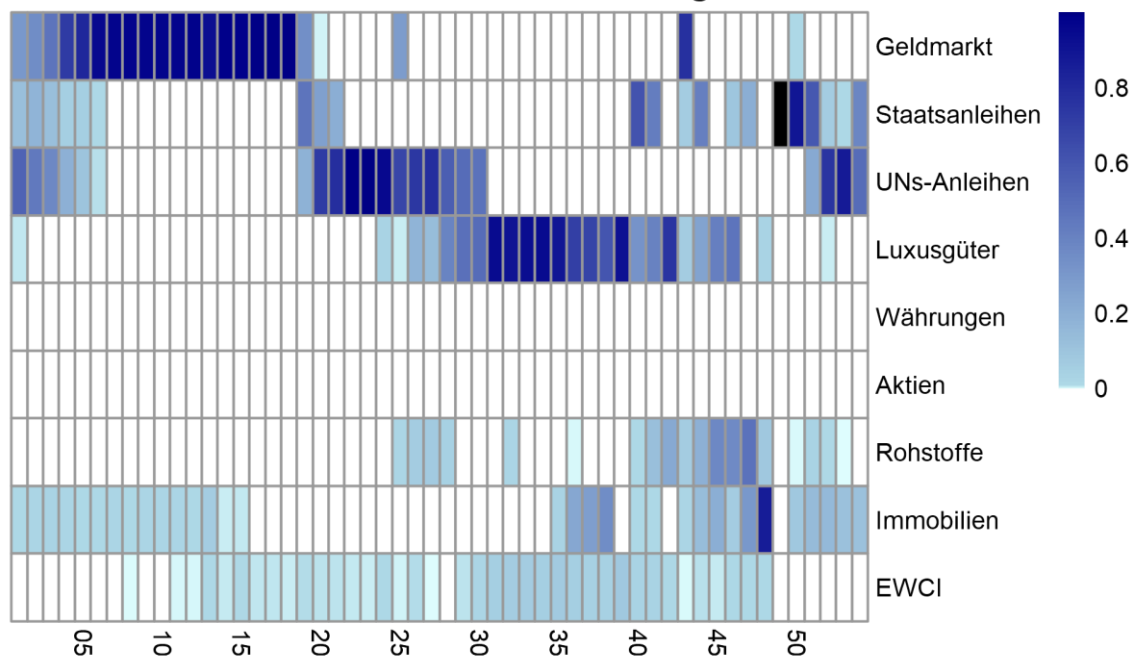
¹⁷⁸⁸ Vgl. Kap. 4.5.1.2.2.1; Eisl/Gasser/Weinmayer (2015), S. 7f.; Fischer/Kaul (2018), S. 291f.; Huberman/Kandel (1987), S. 873f.; Poddig/Brinkmann/Seiler (2009), S. 81-83, 109f., 168-173; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 61f.

Portfolioallokationen für alle Beobachtungsfenster



(i) GMVP: Long-Only, mit Kryptowährungen

Portfolioallokationen für alle Beobachtungsfenster



(ii) TP: Long-Only, mit Kryptowährungen

Abb. 44: Heatmaps für die Entwicklung der Portfoliogewichte der Long-Only-Portfolios (mit Berücksichtigung von Kryptowährungen) im Zeitablauf¹⁷⁸⁹

¹⁷⁸⁹ Eigene Darstellung in konzeptioneller Anlehnung an Trimborn/Li/Härdle (2020), S. 299f., bereits (englisch) veröffentlicht bei Schmitz/Hoffmann (2021), S. 63. Ergänzend zu dieser Abbildung finden sich in Appendix A.2.3 (Abb. 75) auch noch die zugehörigen Heatmaps für das Szenario ohne eine Beimischung von Kryptowährungen.

Durch die fehlende Leerverkaufsmöglichkeit und die fehlende Nutzbarkeit als Hedge im GMVP ist nur noch eine positive Beimischung denkbar, die jedoch – analog zur Argumentation von Glas/Poddig (2018) – durch deren hohe Volatilität gebremst bzw. verhindert wird.¹⁷⁹⁰ Auch im TP folgt die Gewichtung der Kryptowährungsposition nun analog zu Dorfleitner/Lung (2018) offensichtlicher den Entwicklungszyklen des Kryptowährungsmarktes, weil Leerverkäufe nicht nur als Hedging-Instrument wegfallen (wie beim GMVP), sondern auch als Spekulationsinstrument auf fallende Kurse.¹⁷⁹¹ Daraus resultiert für das TP z.B. in den Fenstern 1-5 (Bärenmarkt) anstatt negativer Kryptowährungsgewichte (aus dem unrestringierten Modell) nun ein Nullgewicht, während u.a. in den Fenstern 29-39 (Bullenmarkt) nun sogar positive Gewichte mit den größten betragsmäßigen Ausschlägen (s.o.) beobachtbar sind.¹⁷⁹² Die Aufnahme in das TP erfolgt dann zu meist weniger aus Risikoüberlegungen, sondern weil die dann meist übermäßige Rendite die zusätzlichen Risiken (über-) kompensiert.¹⁷⁹³

Abschließend ist auch noch bemerkenswert, dass die oben dokumentierten Ergebnisse auch bei einer alternativen Verwendung des MWCI100 in diesem Modellrahmen tendenziell stabil bleiben (s. für alle nachfolgenden Ergebnisse ausführlich Appendix A.2.3 (Abb. 73, 74, 76; Tab. 29, 31)).¹⁷⁹⁴ Beim Fall A werden Kryptowährungen nur im TP und dort auch lediglich mit einem nahezu vernachlässigbaren Gewicht (0,494 %) beigemischt, was daneben auch zu vergleichbaren Effekten auf die Effizienzlinie wie bei einer Beimischung des EWCI (s.o.) führt.¹⁷⁹⁵ Im Fall B werden Kryptowährungen dem GMVP erneut nur selektiv und mit einem nahezu vernachlässigbaren Gewicht¹⁷⁹⁶ (Durchschnitt: 0,021 %; Maximum: 0,113 %) beigemischt; im TP hingegen werden Kryptowährungen

¹⁷⁹⁰ Vgl. Kap. 4.5.2.2.2; Baur/Lucey (2010), S. 219; Glas/Poddig (2018), S. 124; Hornberg (2006), S. 46; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 61f.

¹⁷⁹¹ Vgl. Kap. 4.5.2.2.2; Dorfleitner/Lung (2018), S. 483-486, 491; Hornberg (2006), S. 46; Kauter (2006), S. 94; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 62f.

¹⁷⁹² Vgl. Kap. 4.5.2.2.2; Dorfleitner/Lung (2018), S. 483-486, 491; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 62f.

¹⁷⁹³ Vgl. Dorfleitner/Lung (2018), S. 486; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 62.

¹⁷⁹⁴ Vgl. Kap. 4.5.3.2, Appendix A.2.3; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 60-65, 96. In dem erwähnten Appendix A.2.3 (Abb. 73, 74, 76; Tab. 29, 31) finden sich ergänzend zu den nachfolgenden Darstellungen im Fließtext auch noch alle analog zur obigen Auswertung für den EWCI (s.o.) aufbereiteten graphischen und tabellarischen Ergebnisse.

¹⁷⁹⁵ Vgl. Kap. 4.5.2.2, Appendix A.2.3; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 60f., 96.

¹⁷⁹⁶ Die Anzahl derjenigen Fenster mit Gewichten von $\omega_{\text{Krypt}} > 0,01$ (bzw. $\omega_{\text{Krypt}} > 0,001$) liegt für das GMVP bei 0 (bzw. 1) von insgesamt 54 analysierten Fenstern (ausführlich: s. Appendix A.2.3 (Abb. 76; Tab. 31)). Vgl. hierzu Appendix A.2.3; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 65 (inkl. Fn. 25).

erneut regelmäßiger und im Vergleich zum EWCI mit tendenziell (leicht) höheren Gewichten (Durchschnitt: 3,781 %; Maximum: 16,773 %) ¹⁷⁹⁷ beigemischt. ¹⁷⁹⁸

4.5.5 Robustheitsüberprüfung: Berücksichtigung von (nicht-pekuniären) Transaktionskosten als Liquiditätsrestriktion im Optimierungskalkül

4.5.5.1 Motivation der Notwendigkeit einer Adjustierung des Grundmodells

In allen zuvor beleuchteten Modellrahmen von Schmitz/Hoffmann (2021) wurde bisher ausnahmslos angenommen, dass die betrachteten Assets ausreichend liquide, d.h. im gewünschten Umfang problemlos handelbar, sind und für deren Handel keinerlei Transaktionskosten anfallen. ¹⁷⁹⁹ Inwiefern diese Annahmen im Kryptowährungskontext problematisch sein könnten, wird nachfolgend noch einmal genauer diskutiert. ¹⁸⁰⁰

Dabei ist festzuhalten, dass es nicht nur einzelne weniger liquide Titel auf dem Kryptowährungsmarkt gibt (s. Kap. 4.3.2.2.3), sondern die gesamte Assetklasse Kryptowährungen generell eine deutlich geringere Marktliquidität als die anderen berücksichtigten Assetklassen besitzt. ¹⁸⁰¹ Dies wirkt sich insofern auf die Anlagestrategie der Investoren aus, dass extremere Kryptowährungspositionen aufgrund von Liquiditätsproblemen möglicherweise für die Investoren nicht immer umsetzbar sein könnten, weil bestimmte Kryptowährungen zu einem gewünschten Datum möglicherweise nicht im optimalen Umfang am Markt gekauft oder verkauft werden können. ¹⁸⁰² Die Gleichgewichtung der individuellen Kryptowährungen bei der Berechnung des EWCI, in den auch kleine Kryptowährungen mit geringen Handelsvolumina eingeflossen sind, scheint diese Problematik auf den ersten Blick noch weiter zu verschärfen. ¹⁸⁰³ Allerdings gilt auch: Je kleiner das Kryptowährungsgewicht im Optimum ausfällt bzw. (genauer) je kleiner die notwendige Umschichtung hin zu diesem optimalen Portfolio ausfällt, desto unwahrscheinlicher wird, dass derartige Liquiditätsprobleme überhaupt schlagend werden, was allein vor dem Hintergrund der bisherigen Optimierungsergebnisse mit Kryptowährungsgewichten von im

¹⁷⁹⁷ Dabei beträgt die Anzahl derjenigen Fenster mit Gewichten von $\omega_{\text{Krypt}} > 0,01$ (bzw. $\omega_{\text{Krypt}} > 0,001$) für das TP bei 31 (bzw. 38) von 54 analysierten Fenstern (ausführlich: s. Appendix A.2.3 (Abb. 76; Tab. 31)). Vgl. hierzu Appendix A.2.3; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 65 (inkl. Fn. 26).

¹⁷⁹⁸ Vgl. Kap. 4.5.2, 4.5.3.2, Appendix A.2.3; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 61-65 (inkl. Fn. 25, 26).

¹⁷⁹⁹ Vgl. Kap. 4.5.1.2.1; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 65.

¹⁸⁰⁰ Vgl. für dieses Kapitel (sofern nicht anderweitig zitiert) Schmitz/Hoffmann (2021), S. 65-67.

¹⁸⁰¹ Vgl. Kap. 4.3.2.2.3; Coinmarketcap (2019b); Schmitz/Hoffmann (2021), S. 65f.; Trimborn/Li/Härdle (2020), S. 281, 287.

¹⁸⁰² Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 66; Trimborn/Li/Härdle (2020), S. 281, 287.

¹⁸⁰³ Vgl. Kap. 4.3.2.2.3; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 66.

Betrag weitgehend deutlich unter 1,0 % sowie von Indexgewichten der in den EWCI einfließenden Einzeltitel von 1,5 % bis maximal 3,3 % unter der Annahme von Privatanlegern bezweifelt werden darf.¹⁸⁰⁴ Denn letztere handeln tendenziell geringere Volumina als institutionelle Investoren, was sich hier mildernd auswirkt.¹⁸⁰⁵ Wird einmal von den naiven Portfolios abgesehen, die ohnehin auf eine mathematisch anspruchsvolle Optimierung verzichten, so ließe sich anhand der bisherigen Ergebnisse höchstens im Long-Only-Optimierungsrahmen die Notwendigkeit einer Integration von Liquiditätsüberlegungen in das bisherige Portfoliooptimierungskalkül – etwa durch die Beschränkung der Umschichtung der Kryptowährungsposition als zusätzliche Nebenbedingung im Portfoliooptimierungskalkül – rechtfertigen, weil die dort konstruierten Portfolios höhere Kryptowährungspositionen enthalten und somit auch größere Umschichtungen von ca. $\pm 4-5\%$ auslösen würden.¹⁸⁰⁶ Im Gegensatz zu sophistizierteren Ansätzen wie z.B. der LIBRO-Methode¹⁸⁰⁷ von Trimborn/Li/Härdle (2020), die die maximalen Kryptowährungsgewichte auf Einzeltitelebene beschränken und als Maßstab u.a. deren historische Handelsvolumina verwenden, wird im hier fokussierten Projekt Schmitz/Hoffmann (2021) – nicht zuletzt aufgrund der schlechteren Datenverfügbarkeit bei kleineren Kryptowährungen und auf Indexebene – von einem solchen Ansatz abgesehen und stattdessen eine wissenschaftlich ebenso interessante Alternative verwendet.¹⁸⁰⁸

Im Hinblick auf die bisher ebenso ausgeklammerten Transaktionskosten ist auffällig, dass diese Annahme nicht nur in der Kryptowährungsliteratur, wie z.B. bei Trimborn/Härdle (2018), durchaus gängig ist, sondern auch im Untersuchungskontext von Schmitz/Hoffmann (2021) weiterhin realistisch erscheint, da sowohl die Benchmark-Assets (nicht zuletzt durch die Repräsentation durch ETFs) als auch die Kryptowährungen selbst ein niedriges Transaktionskostenniveau aufweisen.¹⁸⁰⁹ Denn die sog. Trading Fees.

¹⁸⁰⁴ Vgl. Kap. 4.5.2 - 4.5.4; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 66.

¹⁸⁰⁵ Vgl. Bortenlänger (1996), S. 7f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 66.

¹⁸⁰⁶ Vgl. Kap. 4.5.2 - 4.5.5; Appendix A.2.3; Eisl/Gasser/Weinmayer (2015), S. 8; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 66; Trimborn/Li/Härdle (2020), S. 281, 287. Auch bei einem Wechsel des Kryptowährungsindezes hin zum alternativ herangezogenen MWC1100 bliebe diese Rechtfertigung aufgrund eines vergleichbaren Umsichtungsvolumens gültig. Vgl. hierzu Kap. 4.5.4.3; Appendix A.2.3; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 66 (inkl. Fn. 27).

¹⁸⁰⁷ LIBRO ist ein Akronym und steht für „Liquidity Bounded Risk-return Optimization“ (Trimborn/Li/Härdle (2020), S. 280).

¹⁸⁰⁸ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 66; Trimborn/Li/Härdle (2020), S. 280, 283, 287f.

¹⁸⁰⁹ Vgl. Kap. 4.1.3, 4.3.1.4; Gallati (2011), S. 237; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 65f.; Trimborn/Härdle (2018), S. 108.

die den Kern solcher Transaktionskosten¹⁸¹⁰ auf dem Kryptowährungsmarkt darstellen und üblicherweise proportional zum Volumen eines jeweiligen Trades berechnet werden, betragen an der im europäischen Handel führenden Kryptobörse Kraken gerade einmal maximal 0,05 % des in jener Transaktion zu handelnden Volumens.¹⁸¹¹ Trimborn/Härdle (2018) sehen deshalb in den Transaktionskosten auch kein relevantes Hemmnis für die regelmäßige Umschichtung der Kryptowährungsposition.¹⁸¹² Durch die aus Liquiditätsgesichtspunkten ohnehin angedachte Beschränkung des Kryptowährungshandels im Optimierungskalkül (s.o.) könnten dann zugleich auch die dadurch hervorgerufenen Transaktionskosten reduziert werden. Der Einfluss pekuniärer Transaktionskosten z.B. auf die erwartete Rendite der Investoren wird daher von Schmitz/Hoffmann (2021) wie in der Grundversion der Portfolio-Selection-Theory (s. Kap. 4.1.3) weiterhin ausgeklammert.¹⁸¹³ Nichtsdestotrotz werden Transaktionskosten für die Modellerweiterung nicht in Gänze verworfen, sondern vielmehr in nicht-pekuniärer Form als technisches Instrument zur Umsetzung der geplanten Liquiditätsbeschränkungen berücksichtigt.

Ein zentrales Vorbild für das nachfolgend vorzustellende Optimierungsmodell von Schmitz/Hoffmann (2021) liefert hier Borri (2019), der zur Steuerung von Liquiditätsaspekten in seinem Portfoliooptimierungsmodell ein sog. asymmetrisches Transaktionskostenschema einführt, bei dem den verschiedenen Assets unterschiedliche Transaktionskostensätze zugeordnet werden und somit eine bewusste Abweichung von empirisch beobachtbaren Kostenrelationen den Kryptowährungshandel eingrenzen soll.¹⁸¹⁴ Denn im Detail ist dort lediglich der Handel mit Kryptowährungen mit Transaktionskosten verbunden, während alle Benchmark-Assets transaktionskostenfrei gehandelt werden können, wodurch c.p. geringere Kryptowährungspositionen gehalten werden und auch die Wahrscheinlichkeit sinkt, optimale Portfoliogewichte jenseits der verfügbaren Liquidität

¹⁸¹⁰ Neben den Trading Fees fallen bei Kryptowährungsinvestitionen teilweise auch noch weitere Gebühren an: während z.B. die Gutschrift von Guthaben (in Fiat-Währungen) bei einer Kryptobörse zu einer sog. Deposit Fee und die Liquidation dieses Guthabens zurück in Fiat-Währungen zu einer sog. Withdrawal Fee führt, ist eine Umbuchung von Coinguthaben an ein anderes Wallet des Investors (z.B. bei einer anderen Kryptobörse) auch noch mit den bereits aus Kap. 2.1.2.2.1 bekannten Mining Fees verbunden, weil derartige Transaktionen über die Blockchain abgewickelt werden. Da diese Gebühren nicht in allen Anwendungsfällen, sondern ausgelöst durch bestimmte Entscheidungen der Investoren anfallen, wird hier davon aber abstrahiert. Vgl. hierzu Kap. 2.1.2.2.1; Borri/Shakhnov (2019), S. 36.

¹⁸¹¹ Vgl. Bitcoinity (2021); Borri/Shakhnov (2019), S. 36; Dorfleitner/Lung (2018), S. 488; Kraken (2021a).

¹⁸¹² Vgl. Trimborn/Härdle (2018), S. 108.

¹⁸¹³ Vgl. Kap. 4.1.3; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 66f.; Steiner/Bruns/Stöckl (2017), S. 3.

¹⁸¹⁴ Vgl. Borri (2019), S. 2, 10; Borri/Shakhnov (2019), S. 35, 37; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 66f.

zu erreichen.¹⁸¹⁵ Ein solches Verfahren ist dabei nicht neu und wurde – trotz (oder gerade wegen) seiner bewussten Abweichung von real beobachtbaren Transaktionskostenniveaus¹⁸¹⁶ – bereits auch zuvor in einer Vielzahl von Studien¹⁸¹⁷ angewandt.¹⁸¹⁸ Die einzige wesentliche Abwandlung dieser Arbeit zur Ausgestaltung von Borri (2019) liegt hier in der oben bereits erläuterten Nicht-Pekuniarität der Transaktionskosten, was hier den Vorteil besitzt, dass die optimalen Portfolios immer noch durch real beobachtbare (und daher unverzerrte) Risiko- und Renditegrößen (in der Zielfunktion) bestimmt werden, aber lediglich der Bewegungsradius des Optimierers durch ein über (nicht-pekuniäre) Transaktionskosten gedeckeltes Umschichtungsvolumen (in der Nebenbedingung) begrenzt wird.¹⁸¹⁹ Auch wenn Transaktionskosten bei Schmitz/Hoffmann (2021) primär in nicht-pekuniärer Form und rein aus technischen Gründen eingeführt werden, so lassen sich diese dennoch auch ökonomisch interpretieren, etwa über einen besonderen Informations- und Überwachungsaufwand von Kryptowährungsinvestitionen, der sich insbesondere auf deren besonderen Risiken (s. Kap. 3.2.2.4) gründet und mit größeren Handelsvolumina, d.h. somit auch dem schnelleren Aufbau größerer Kryptowährungspositionen, folglich stetig an Relevanz gewinnt.¹⁸²⁰

4.5.5.2 Theoretische Herleitung eines adaptierten Optimierungsmodells

Nachdem zuvor die Notwendigkeit einer Adaption des bisherigen Portfoliooptimierungsrahmens zur Berücksichtigung von Liquiditätsüberlegungen bereits in ihrem Kern motiviert wurde, folgt nun eine konkrete Vorstellung der von Schmitz/Hoffmann (2021) für diesen Anwendungskontext konzipierten Modellerweiterung, welche auf der Annahme eines asymmetrischen, nicht-pekuniären Transaktionskostenschemas aufbaut.¹⁸²¹

¹⁸¹⁵ Vgl. Borri (2019), S. 2, 10; Borri/Shakhnov (2019), S. 35, 37; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 66f.

¹⁸¹⁶ Auch der Handel von Benchmark-Assets verursacht i.d.R. Transaktionskosten, die sogar oberhalb der oben genannten Handelsgebühren von Kryptowährungen liegen können. Für eine exemplarische Gebührenrechnung für den Handel mit traditionellen Assets vgl. Consorsbank (2021b).

¹⁸¹⁷ Neben der angesprochenen Studie von Borri (2019) sind in diesem Zusammenhang auch noch weitere Studien zu vergleichen, so z.B. auch die Arbeiten von Topaloglou/Tsomidis (2018) und Anyfantaki/Arvanitis/Topaloglou (2018), die im Kontext alternativer Spanning-Test-Verfahren ebenso ein vergleichbares Schema verwenden. Allerdings wird dort unterstellt, dass auch der Handel der Benchmark-Assets Transaktionskosten verursacht. Nichtsdestotrotz werden auch dort die Transaktionskosten für den Kryptowährungshandel erneut gezielt höher gesetzt. Vgl. hierzu Anyfantaki/Arvanitis/Topaloglou (2018), S. 20f.; Borri (2019), S. 10; Topaloglou/Tsomidis (2018), S. 28.

¹⁸¹⁸ Vgl. exemplarisch Anyfantaki/Arvanitis/Topaloglou (2018), S. 20f.; Borri (2019), S. 10; Topaloglou/Tsomidis (2018), S. 28.

¹⁸¹⁹ Vgl. Borri (2019), S. 2, 10; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 66f.

¹⁸²⁰ Vgl. Kap. 3.2.2.4; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 67.

¹⁸²¹ Vgl. für das gesamte Kapitel (soweit nicht anderweitig gekennzeichnet) Schmitz/Hoffmann (2021), S. 67-69.

Zur Anwendung dieses asymmetrischen Transaktionskostenschemas werden für die Benchmark- und Test-Assets jeweils lineare Transaktionskostenfunktionen der Form

$$\tau_i^{\text{Benchmark}} = c_i^{\text{Benchmark}} * |\Delta\omega_i| \quad (47)$$

bzw.

$$\tau_i^{\text{Test}} = c_i^{\text{Test}} * |\Delta\omega_i| \quad (48)$$

angenommen, bei der $c_i^{\text{Benchmark}}$ bzw. c_i^{Test} jeweils einen fixen Transaktionskostenfaktor für Asset i und $|\Delta\omega_i| = |\omega_i^{\text{neu}} - \omega_i^{\text{alt}}|$ die betragsmäßige Änderung des Portfoliogewichts für Asset i darstellt. Dabei wird in Anlehnung an Borri (2019) unterstellt, dass für das Handeln der Benchmark-Assets keinerlei Transaktionsgebühren anfallen ($c_i^{\text{Benchmark}} = 0$).¹⁸²² In Anlehnung an Topaloglou/Tsomidis (2018) und Anyfantaki/Arvanitis/Topaloglou (2018) wird zudem eine Transaktionskostendifferenz zwischen Benchmark-Assets und Kryptowährungen i.H.v. 15 Basispunkten (bp) je Prozentpunkt des jeweiligen Umschichtungsvolumens übernommen, sodass für den Transaktionskostensatz der Kryptowährungen folglich $c_i^{\text{Test}} = 0,0015$ gelten muss.¹⁸²³

Dieses besondere Setting soll dabei in zwei Optimierungsmodelle überführt werden, die aus Konsistenzgründen erneut das GMVP und das TP im Long-Only-Fall, allerdings nun unter der Annahme einer zusätzlichen (nicht-pekuniären) Transaktionskostenrestriktion berechnen. In dieser Kombination unterscheidet sich dieses Optimierungsmodell bereits von einer Vielzahl gängiger Portfoliooptimierungsrahmen im Transaktionskostenkontext.¹⁸²⁴ Aufbauend auf die Optimierungsansätze aus dem Grundmodell gilt nun in der Erweiterung

$$\min_{\omega} \sigma_p^2 = \min_{\omega} \omega' V \omega \quad (49a)$$

$$\text{u.d.N.} \quad \mathbf{1}' \omega = 1 \quad (49b)$$

$$\omega_i \geq 0 \quad (49c)$$

$$\tilde{K}_0 \geq \Gamma \quad (49d)$$

für das GMVP und

¹⁸²² Vgl. Borri (2019), S. 10; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 67.

¹⁸²³ Vgl. Anyfantaki/Arvanitis/Topaloglou (2018), S. 20f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 67; Topaloglou/Tsomidis (2018), S. 28. Diese wählen eine Parametrisierung von 35 bp für die Benchmark-Assets und 50 bp für die Kryptowährungen. Vgl. hierzu Anyfantaki/Arvanitis/Topaloglou (2018), S. 20f.; Topaloglou/Tsomidis (2018), S. 28.

¹⁸²⁴ Vgl. exemplarisch Lobo/Fazel/Boyd (2007), S. 344-351; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 67f.; Yoshimoto (1996), S. 100-103.

$$\max_{\omega} \text{SR} = \max_{\omega} \frac{\omega' \mu - r_F}{\sqrt{\omega' V \omega}} \quad (50a)$$

$$\text{u.d.N.} \quad \mathbf{1}' \omega = 1 \quad (50b)$$

$$\omega_i \geq 0 \quad (50c)$$

$$\tilde{K}_0 \geq \Gamma \quad (50d)$$

für das TP.¹⁸²⁵ Hierbei stellt \tilde{K}_0 ein (nicht-pekuniäres) Transaktionskostenbudget dar, das bei jeder anstehenden Portfolioumschichtung höchstens verbraucht werden darf, sowie $\Gamma = \mathcal{J}' \mathbf{1}$ die mit einer neuen Asset-Allokation tatsächlich verbundenen Transaktionskosten (über alle Assetklassen). Der dort enthaltene Vektor $\mathcal{J} = [\boldsymbol{\tau}_{K \times 1}^{\text{Benchmark}'}, \boldsymbol{\tau}_{N \times 1}^{\text{Test}'}]'$ erfasst hingegen für jede der $K + N$ Assetklassen die bei jeder Umschichtung ihrer Position individuell anfallenden Transaktionskosten. Aufgrund der hier vorgenommenen Trennung der Transaktionskostenbestandteile in Benchmark- und Test-Assets kann dieser Vektor zur optischen Vereinfachung in die Subvektoren $\boldsymbol{\tau}_{N \times 1}^{\text{Test}}$ (für die jeweiligen Transaktionskosten τ_i^{Test} der N Test-Assets) und $\boldsymbol{\tau}_{K \times 1}^{\text{Benchmark}}$ (für die jeweiligen Transaktionskosten $\tau_i^{\text{Benchmark}}$ der K Benchmark-Assets) heruntergebrochen werden. Gemäß der hier neu eingeführten Transaktionskostenrestriktion $\tilde{K}_0 \geq \Gamma$ dürfen somit die kumulierten Transaktionskosten, die durch eine Portfolioumschichtung insgesamt ausgelöst werden, das vorgegebene Transaktionskostenbudget \tilde{K}_0 nicht übersteigen. Dieses Budget wird für die nachfolgende Analyse exogen auf $\tilde{K}_0 = 0,000015$ (0,15 bp) festgesetzt. In Kombination mit der oben festgelegten Transaktionskostenstruktur ($c_i^{\text{Benchmark}} = 0$; $c_i^{\text{Test}} = 0,0015$) vereinfacht die Transaktionskosten-Nebenbedingung aus (49d) bzw. (50d) insofern, dass – unter Beibehaltung der weiterhin gültigen Long-Only-Restriktionen – nur noch Veränderungen der aufgebauten Kryptowährungsposition i.H.v. 1 % des investierten Vermögens, d.h.

$$\omega_{\text{Krypt}}^{\text{alt}} - 0,01 \leq \omega_{\text{Krypt}}^{\text{neu}} \leq \omega_{\text{Krypt}}^{\text{alt}} + 0,01 \quad (51a)$$

$$\text{mit} \quad 0 \leq \omega_{\text{Krypt,alt}} \leq 1 \quad \text{und} \quad 0 \leq \omega_{\text{Krypt,neu}} \leq 1, \quad (51b)$$

zugelassen werden.¹⁸²⁶ Aufgrund dieses rekursiven Charakters werden in dieser Modellformulierung erstmals auch die vor einer geplanten Umschichtung gültigen Kryptowäh-

¹⁸²⁵ Vgl. Roncalli (2011), S. 1, 7; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 68. Analog zum bereits präsentierten Long-Only-Fall ohne (nicht-pekuniäre) Transaktionskosten wird auch im aktuellen Portfoliooptimierungsmodell zur Berechnung der Portfoliogewichte ein Optimierer im Software-Paket Matlab verwendet. Vgl. hierzu Kap. 4.5.4.2.3; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 59, 68 (inkl. Fn. 29).

¹⁸²⁶ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 68f. Bei einer genaueren Betrachtung der Ausdrücke in (51a) und (51b) fällt zudem auf, dass neben den hier verwendeten Ausdrücken in (49d) und (50d) zur Erreichung des

rungsgewichte $\omega_{\text{Krypt}}^{\text{alt}}$ relevant, was zu einer Pfadabhängigkeit der Optimierungsergebnisse führt. Für diese Situation wurde bereits allgemein in Kap. 4.5.1.2.1 angenommen, dass die Investoren vor ihrer ersten Optimierung, d.h. während des Sammelns der für die Optimierung notwendigen Renditedaten, aus Mangel an Informationen zunächst ein gleichgewichtetes Portfolio aus Benchmark-Assets halten.¹⁸²⁷ Dieses einheitliche Startportfolio ermöglicht, dass in Fall A aufgrund der nur einmaligen Optimierung neben den optimalen Portfoliogewichtungen für das GMVP und TP auch eine gemeinsame Effizienzlinie aufgezeichnet werden kann, auf denen diese Portfolios jeweils liegen. In Fall B verkompliziert sich die Situation aber insofern, dass aufgrund des Rebalancings ab dem zweiten Optimierungsschritt die auf Basis des vorigen Startportfolios berechneten optimalen Portfolios (GMVP, TP) dann das Startportfolio für den darauffolgenden Optimierungsschritt darstellen, sodass die Startportfolios für das GMVP und TP somit im Zeitablauf voneinander wegdriften (können).

Die oben festgelegte Größenordnung der maximal möglichen Umschichtung des Kryptowährungsanteils von $\pm 1\%$ des Gesamtvermögens ist dabei von Schmitz/Hoffmann (2021) exogen so gewählt, dass die Transaktionskostenrestriktion die Bildung von Kryptowährungspositionen einerseits nicht komplett unterbindet, aber gleichzeitig bei größeren Umschichtungsvolumina bindend wird. Einen Orientierungspunkt für diese Parametrisierung stellte hier die bereits im Rahmen der Erläuterungen von Kap. 4.5.5.1 erwähnte maximale Umschichtung der Kryptowährungsposition im Fall B des Long-Only-Modells ohne Transaktionskosten von ca. $\pm 4\text{-}5\%$ dar.¹⁸²⁸ Dass die eingegangenen Kryptowährungspositionen und deren Umschichtungen in dieser Arbeit selbst ohne eine Begrenzung noch durchaus gering ausfallen, zeigen die optimalen Portfolios mit Liquiditätsrestriktion von Trimborn/Li/Härdle (2020), die – wengleich auch in einem abweichenden Optimierungsrahmen – z.T. noch deutlich größere Umschichtungen zulassen.¹⁸²⁹ Die hier vorgegebene, deutliche Unterschreitung solcher Größenordnungen ist im aktuellen Kontext jedoch bewusst streng gewählt, weil der hier beigemischte EWCI auch kleinere, weniger

gleichen Effekts auch ein sog. Box-Constrained-Portfolio formuliert werden kann, bei dem individuelle Ober- und Untergrenzen für die Portfoliogewichte in der Optimierung berücksichtigt werden können. Vgl. hierzu Kap. 4.5.4.2.3 (inkl. Fn. 1767); Schmitz/Hoffmann (2021), S. 68f.; Würtz et al. (2015), S. 203.

¹⁸²⁷ Vgl. Kap. 4.5.1.2.1; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 26f., 68.

¹⁸²⁸ Vgl. Kap. 4.5.5.1; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 69.

¹⁸²⁹ Vgl. Kap. 4.5.2 - 4.5.4, 4.5.5.1; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 69; Trimborn/Li/Härdle (2020), S. 288, 292.

gehandelte Kryptowährungen abbildet und aufgrund der ebenso implementierten Gleichgewichtung aller Einzeltitel mögliche Liquiditätsprobleme schneller schlagend werden (s. Kap. 4.3.2.2.3).¹⁸³⁰ Bei einem historischen Minimum von 30 verbliebenen Titeln im Kryptowährungsindex EWCI (s. Kap. 4.3.2.2.3) bedeutet dies, dass etwa bei einem beispielhaften (Privatanleger-) Kapital von 100.000 EUR generell nur neue (alte) Kryptowährungspositionen im Wert von 1.000 EUR erworben (verkauft) werden dürften, was somit einem Wert von nur 33,33 EUR je Einzeltitel entspräche und selbst für die kleinen Einzeltitel im Index durchschnittlich gut realisierbare Größenordnungen darstellt.¹⁸³¹ Gleichzeitig entsteht auch die bemerkenswerte Konstellation, dass größere Kryptowährungsgewichte ($\omega_{\text{Krypt}} > 1\%$) zwar durchaus sukzessiv, aber nie in einem einzigen Rebalancing-Vorgang auf- oder abgebaut werden können, wobei diese impliziten Nachwirkungen auf die Allokation(en) der Folgeperiode(n) nicht nur glättend auf die Portfoliogewichte einwirken, sondern auch ökonomisch durch die schwere Vorhersagbarkeit der vollständigen Liquidierbarkeit begründbar sind.¹⁸³²

4.5.5.3 Ergebnisauswertung der Portfolioanalyse

Aufbauend auf diese zuvor präsentierten Adaptionen erfolgt bei Schmitz/Hoffmann (2021) dann eine Neuberechnung der zuvor bereits dargestellten Long-Only-Portfolios (GMVP, TP) mit und ohne Kryptowährungen – allerdings eben nun unter Berücksichtigung von asymmetrischen (nicht-pekuniären) Transaktionskosten.¹⁸³³ Deren konkrete Allokationsergebnisse werden erneut separiert für die bereits zuvor eingeführten Fälle A und B vorgestellt.

Ergebnisse Fall A:

Wenn der gesamte Datensatz als Beobachtungsperiode in die Berechnungen der optimalen Long-Only-Portfolios mit asymmetrischen (nicht-pekuniären) Transaktionskosten einfließt (Fall A), resultieren die identischen Portfoliogewichte wie in den Long-Only-Portfolios desselben Falls ohne Transaktionskosten (s. Kap. 4.5.4.3), woraus sich folglich

¹⁸³⁰ Vgl. Kap. 4.3.2.2.3; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 69; Trimborn/Li/Härdle (2020), S. 291-293.

¹⁸³¹ Vgl. Kap. 4.3.2.2.3; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 69.

¹⁸³² Vgl. Glas/Poddig (2018), S. 108; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 69. Da z.B. auch beim LIBRO-Ansatz, der die vollständige Liquidierbarkeit der Kryptowährungsposition zu jedem Zeitpunkt erreichen möchte, zum Optimierungszeitpunkt nicht bekannt ist, welche Titel bei der nächsten Optimierung inaktiv sein werden und somit eventuell gar nicht mehr abgestoßen werden können, handelt es sich auch bei diesem letztlich höchstens um eine Heuristik. Vgl. hierzu El Bahrawy et al. (2017), S. 3; Glas/Poddig (2018), S. 108; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 69; Trimborn/Li/Härdle (2020), S. 287-289.

¹⁸³³ Vgl. für dieses Kapitel (sofern nicht anderweitig zitiert) Schmitz/Hoffmann (2021), S. 69-73, 96.

auch identische Ergebnisinterpretationen ableiten lassen.¹⁸³⁴ Dies gilt auch bei einer alternativen Verwendung des MWC100 Indizes.¹⁸³⁵ Dass diese Portfolios überhaupt identisch ausfallen, liegt hier daran, dass die Kryptowährungsgewichte in den Optima bereits vor Transaktionskosten so gering ausfielen, dass die Transaktionskostenrestriktion dort nicht bindend wurde.

Wissenschaftlich interessanter als die Portfoliogewichte ist in diesem Fall A der Effekt der zusätzlichen Transaktionskostenrestriktion auf die Effizienzlinien (s. Abb. 45): Neben den beiden bisher bekannten Effizienzlinien vor Transaktionskosten (sog. Brutto-Effizienzlinien, blau) wird nun auch noch eine Effizienzlinie nach Transaktionskosten (sog. Netto-Effizienzlinie, grün) eingezeichnet.¹⁸³⁶ Da Transaktionskosten nur auf den Handel mit Kryptowährungen angenommen werden und ohne Kryptowährungen alles gleich bleibt wie zuvor, bezieht sich diese zusätzliche Effizienzlinie (ebenso wie alle zugehörigen inhaltlichen Ausführungen) somit überwiegend auf den Fall mit einer Berücksichtigung von Kryptowährungen im Investment Opportunity Set.¹⁸³⁷ Während im GMVP noch alle drei Effizienzlinien genau aufeinanderliegen, da sich dieses Portfolio in allen drei Fällen identisch zusammensetzt, ist mit steigendem akzeptierten Portfoliorisiko dann (erneut) ein Auseinanderdriften der Effizienzlinien zu erkennen. Im TP äußert sich dies bereits darin, dass die immer noch übereinanderliegenden Brutto- und Nettoeffizienzlinien mit Kryptowährungen nun oberhalb der Effizienzlinie ohne Kryptowährungen liegt. Mit zunehmendem akzeptiertem Portfoliorisiko driften dann auch noch die Brutto- und Nettoeffizienzlinien mit Kryptowährungen auseinander und enden jeweils in verschiedenen Maximum-Ertrags-Portfolios.¹⁸³⁸

¹⁸³⁴ Vgl. Kap. 4.5.4.3; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 69.

¹⁸³⁵ Vgl. Appendix A.2.3; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 69. Aus Redundanzgründen wurde deshalb auf eine erneute Ergebnisdarstellung im Appendix A.2.3 verzichtet.

¹⁸³⁶ Vgl. Borri (2019), S. 10f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 69f. (inkl. Fn. 30). Erstgenannter Quelle wird auch das hier verwendete Begriffssystem entnommen.

¹⁸³⁷ Vgl. Kap. 4.5.4.3; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 66f., 69f.

¹⁸³⁸ Vgl. Poddig/Brinkmann/Seiler (2009), S. 109f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 70.

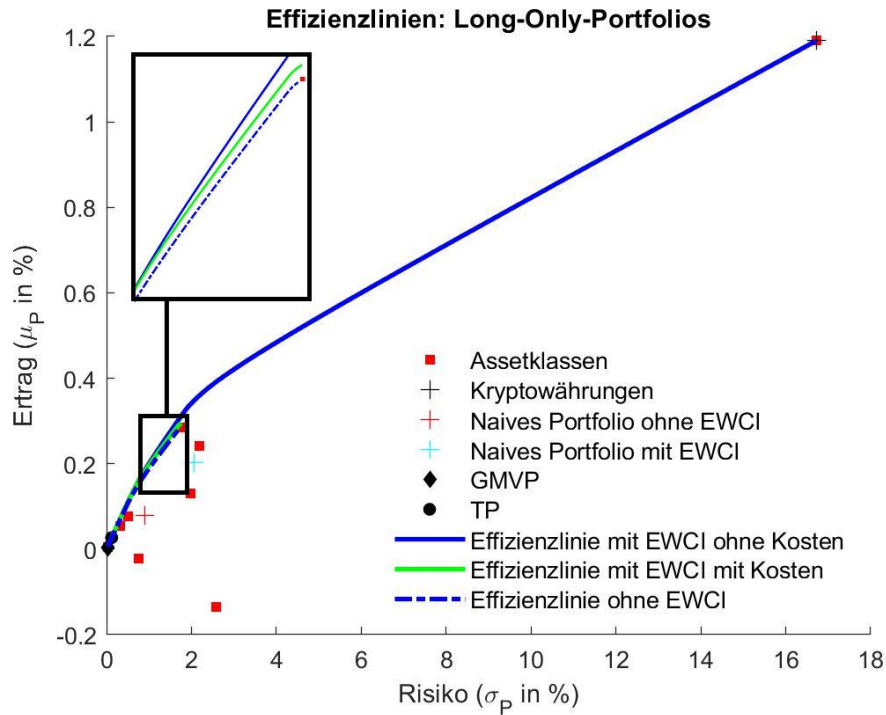


Abb. 45: Effizienzlinsen mit und ohne Kryptowährungen (EWCI) sowie mit und ohne Berücksichtigung von (nicht-pekuniären) Transaktionskosten im Fall A.¹⁸³⁹

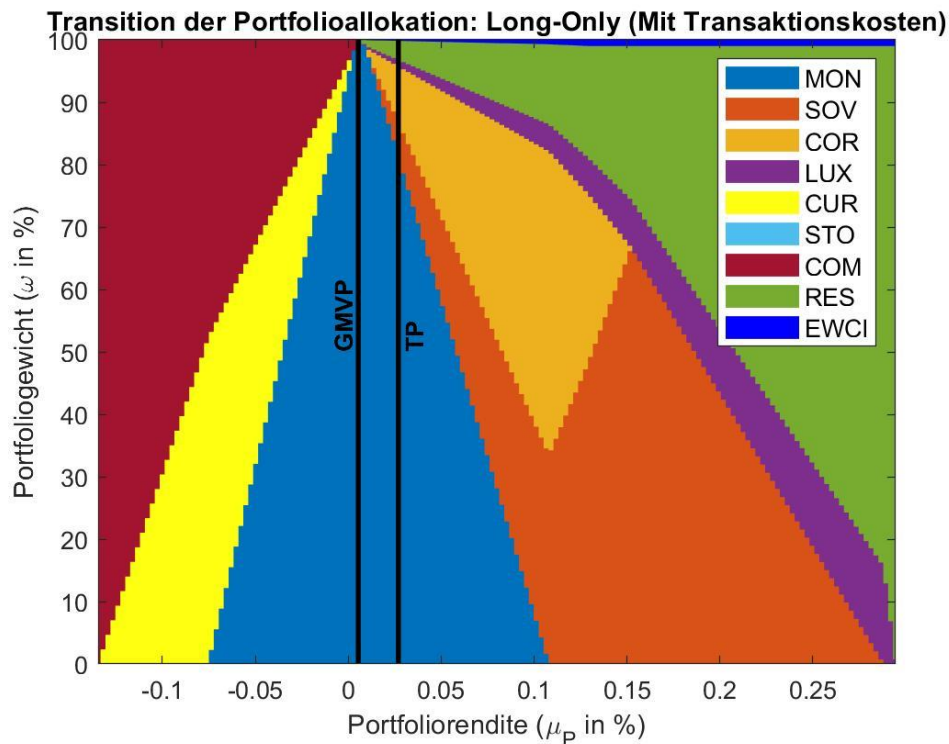


Abb. 46: Effizienzgebirge für die Portfoliooptimierung mit Kryptowährungen (EWCI) unter Berücksichtigung nicht-pekuniärer Transaktionskosten¹⁸⁴⁰

¹⁸³⁹ Eigene Berechnungen in methodischer Anlehnung an Borri (2019), S. 11, bereits (englisch) veröffentlicht bei Schmitz/Hoffmann (2021), S. 70.

¹⁸⁴⁰ Eigene Berechnungen bereits (englisch) veröffentlicht bei Schmitz/Hoffmann (2021), S. 70.

Während die Bruttoeffizienzlinie mit Kryptowährungen oberhalb der Nettoeffizienzlinie mit Kryptowährungen liegt und in einem Maximum-Ertrags-Portfolio endet, das aufgrund ihrer extremen erwarteten Rendite zu 100 % aus Kryptowährungen (als Asset mit der hier höchsten Renditeerwartung) besteht (s. Kap. 4.5.4.3), kann die Nettoeffizienzlinie diesen Punkt aufgrund der Transaktionskosten-Nebenbedingung nicht erreichen (s. Abb. 45, 46).¹⁸⁴¹ Da eine Beimischung von Kryptowährungen auch trotz Transaktionskosten immerhin noch bis zu einem Gewicht von 1 % möglich ist, reicht es immer noch, um mit der neu berechneten (Netto-) Effizienzlinie oberhalb der Brutto- und Nettoeffizienzlinien des Falls ohne Kryptowährungen im Investment Opportunity Set der Investoren zu liegen. Diese in summa beobachtete Abwärtsdrehung der Nettoeffizienzlinie mit Kryptowährungen gegenüber der zugehörigen Bruttoeffizienzlinie wird dabei nicht nur für den EWCI oder auch den alternativ verwendeten MWCI100 (für ausführliche Ergebnisse s. Appendix A.2.3 (Abb. 77, 78)), sondern ähnlich auch bei Borri (2019) beobachtet, dort allerdings unter Annahme eines leicht abweichenden Analyserahmens.¹⁸⁴²

Ergebnisse Fall B:

Eine Wiederholung der Analyse für die bekannten, kleineren Subsamples (Fall B) soll nun weiteren Aufschluss geben, wie sich die Einführung nicht-pekuniärer Transaktionskosten als Liquiditätsrestriktion auch auf einer stärker granularen Ebene in der Portfolioallokation niederschlägt. Dabei ergeben sich erwartungsgemäß erneut ähnliche Ergebnisse wie im Long-Only-Modell ohne eine solche Restriktion (s. Abb. 47).¹⁸⁴³

Im GMVP kommt es erneut zu keinerlei Änderungen gegenüber den optimalen Long-Only-Portfolios vor Transaktionskosten, da die Transaktionskostenrestriktion in keinem Fenster bindend wird. Dagegen sind im TP durch die begrenzte Umschichtbarkeit der Kryptowährungsposition, im Detail vereinzelte Änderungen in den Portfoliogewichten erkennbar, was sich in einem trägeren Auf- und Abbau von größeren Kryptowährungspositionen widerspiegelt. In der Folge ist im TP, für welches bereits im Long-Only-Fall

¹⁸⁴¹ Vgl. Kap. 4.5.4.3; Poddig/Brinkmann/Seiler (2009), S. 109f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 70.

¹⁸⁴² Vgl. Appendix A.2.3; Borri (2019), S. 10f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 70, 96. Im Appendix A.2.3 ist ergänzend die zugehörige graphische Darstellung der Effizienzlinien (Abb. 77) sowie des zugehörigen Effizienzgebirges (Abb. 78) bei einer Verwendung des MWCI100 hinterlegt.

¹⁸⁴³ Vgl. Kap. 4.5.4.3; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 70-72. Eine ähnliche Beobachtung leiten in ihrer Studie auch Petukhina et al. (2020) ab – dort allerdings unter Verwendung einer reinen Liquiditätsrestriktion. Vgl. hierzu Petukhina et al. (2020), S. 20f., 36f.

ohne Liquiditätsüberlegungen die größten Kryptowährungsgewichte identifizierbar waren, ein geringeres maximales Kryptowährungsgewicht von 6,419 % (Fenster 35) ablesbar (vorher: 8,214 %).¹⁸⁴⁴ Gleichzeitig resultiert dort auch noch ein geringeres durchschnittliches Kryptowährungsgewicht von 1,328 % (zuvor: 1,502 %).¹⁸⁴⁵ Des Weiteren fällt auch noch auf, dass Gewichte mit $\omega_{\text{Krypt}} > 0,01$ (bzw. $\omega_{\text{Krypt}} > 0,001$) im GMVP weiterhin überhaupt nicht sowie im TP nun in 18 (bzw. 37) der 54 analysierten Fenster beobachtbar sind.¹⁸⁴⁶

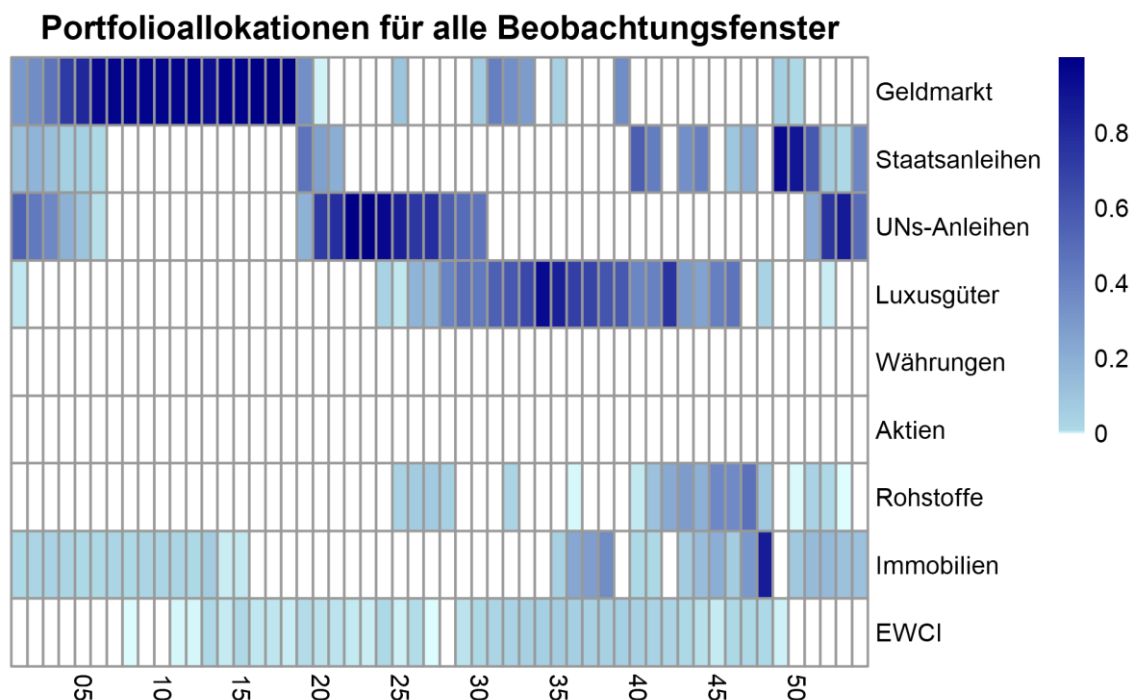


Abb. 47: Heatmap der optimalen Portfoliogewichtungen für das TP im Fall B mit Berücksichtigung von Kryptowährungen und (nicht-pekuniären) Transaktionskosten.¹⁸⁴⁷

¹⁸⁴⁴ Vgl. Appendix A.2.3; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 71f. Die hier und nachfolgend im Fließtext genannten deskriptiven Statistiken der Portfoliogewichte im Zeitablauf sind auch noch einmal ausführlich im Appendix A.2.3 (Tab. 32) hinterlegt.

¹⁸⁴⁵ Vgl. Appendix A.2.3; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 72.

¹⁸⁴⁶ Vgl. Appendix A.2.3; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 72. Diese leichte Erhöhung im TP um jeweils ein Fenster resultiert hier u.a. auch daraus, dass die Transaktionskostenrestriktion nicht nur den extremen Aufbau, sondern eben auch den extremen Abbau einer Kryptowährungsposition verhindert. Vgl. hierzu Schmitz/Hoffmann (2021), S. 69, 72.

¹⁸⁴⁷ Eigene Berechnungen in konzeptioneller Anlehnung an Trimborn/Li/Härdle (2020), S. 299f., bereits (englisch) veröffentlicht bei Schmitz/Hoffmann (2021), S. 71. Die optimalen Portfoliogewichte für das GMVP stimmen mit dem Fall ohne Transaktionskosten aus Kap. 4.5.4.3 überein, sodass hier aus Redundanzgründen auf eine erneute Wiedergabe dieser Ergebnisse verzichtet wird. Vgl. hierzu Kap. 4.5.4.3; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 72.

Ähnliche Beobachtungen für das GMVP und TP resultieren im Fall B insgesamt auch bei einer analogen Verwendung des alternativen Kryptowährungsindexes MWCI100 (für ausführliche Ergebnisse: s. Appendix A.2.3 (Abb. 79; Tab. 33)).¹⁸⁴⁸

Somit kann hier – ähnlich wie bei Petukhina et al. (2020) – beobachtet werden, dass durch die Einführung der Liquiditätsbeschränkung zwar die Kryptowährungsgewichte tendenziell reduziert werden (nämlich immer dann, wenn die Beschränkung auch bindend wird), aber Kryptowährungen auch weiterhin nicht vollständig aus den optimalen Portfolios verdrängt werden.¹⁸⁴⁹

4.5.6 Zwischenfazit: Literaturbezogene Ergebniseinordnung

In der vorausgegangenen In-Sample-Analyse, die sich im Kern auf das Projekt Schmitz/Hoffmann (2021) stützte, wurde der Diversifikationsbeitrag von Kryptowährungen auf der Basis dafür durchgeführter Portfoliooptimierungsrechnungen aus zwei verschiedenen Ebenen analysiert: erstens als einmalige Portfoliooptimierung unter Berücksichtigung des gesamten erhobenen Datensatzes (Fall A) und zweitens in einer Subsample-Analyse (Fall B), in der ein 12-Monats-Beobachtungsfenster jeweils in Monatschritten durch den Datensatz geschoben wurde und für jedes einzelne Fenster neue optimale Portfolios bestimmt wurden.¹⁸⁵⁰ Dabei konnte das Vorliegen eines spürbaren Diversifikationsbeitrages von Kryptowährungen nur dann unterstellt werden, wenn diese auch mit einem entsprechend spürbaren Gewicht in die optimale Portfolioallokation der Investoren aufzunehmen waren.¹⁸⁵¹

Mit Ausnahme des naiven Portfolios, wo die Gewichte allerdings auch nicht optimiert, sondern exogen gewählt wurden, zeigten ansonsten alle in dieser Arbeit analysierten op-

¹⁸⁴⁸ Vgl. Appendix A.2.3; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 71-73. Die neu implementierte Nebenbedingung wird auch beim MWCI100 erneut ausschließlich im TP des Falls B bindend. In diesem Szenario fallen die Gewichte (Durchschnitt: 3,787 %; Maximum: 12,929 %) zumindest im Extrem tendenziell niedriger aus als ohne Liquiditätsrestriktionen. Allerdings liegt die Anzahl derjenigen Gewichte mit $\omega_{\text{Krypt}} > 0,01$ (bzw. $\omega_{\text{Krypt}} > 0,001$) für das TP dann bei nun 33 (bzw. 38), sodass eine Beimischung des MWCI100 in das TP mit einem spürbaren Gewicht jenseits von 1 % auch im aktuellen Szenario mit nicht-pekuniären Transaktionskosten weiterhin den Mehrheitsfall darstellt. Eine ausführliche Darstellung dieser vorgenannten deskriptiven Statistiken (Tab. 33) sowie eine ausführliche Heatmap der Portfoliogewichte im Zeitablauf (Abb. 79) findet sich zudem ergänzend in Appendix A.2.3. Vgl. hierzu Kap. 4.5.4.3, Appendix A.2.3; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 65 (inkl. Fn. 25, 26), 71-73.

¹⁸⁴⁹ Vgl. Petukhina et al. (2020), S. 36f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 72.

¹⁸⁵⁰ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 73f.

¹⁸⁵¹ Vgl. Kap. 4.5.1.2.2.1, 4.5.2.1; Kan/Zhou (2012), S. 147-149; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 73.

timalen Portfolios konsistent, dass Kryptowährungen (wenn überhaupt) häufig nur phasenweise in einem optimalen Portfolio zu berücksichtigen wären und eine solche Beimischung – trotz individuell ggf. variierendem Vorzeichen – dann zumeist nur in sehr reduziertem Maße, d.h. mit Gewichten von nahe 0 %, optimal wäre und deren Signifikanz somit oftmals anzuzweifeln war.¹⁸⁵² Konsistent hierzu war eine erhöhte Relevanz von Kryptowährungen in den optimalen Portfolios modellübergreifend nur selten für den gesamten Beobachtungszeitraum (Fall A), sondern eher für ausgewählte Subsamples (des kleinteiligeren Falls B) beobachtbar, die sich dann üblicherweise in wiederkehrenden Zeitclustern formierten und oftmals mit markanten Marktbewegungen (wie z.B. dem Kryptowährungsboom 2017) zusammenfielen.¹⁸⁵³ Insgesamt beinhalteten neben den naiven Portfolios lediglich die Long-Only-Portfolios noch vereinzelte, größere Kryptowährungsgewichte, wengleich die Größenordnung bei letzterem auch noch durch die Einführung zusätzlicher Liquiditätsüberlegungen wieder absank.¹⁸⁵⁴ Mit Ausnahme der naiven Portfolios war eine Relevanz von Kryptowährungen, gemessen durch größere Portfoliogewichte, wenn überhaupt, eher dem TP zuzuordnen.¹⁸⁵⁵ Noch größere Kryptowährungsgewichte wären aufgrund des hohen Risikobeitrags von Kryptowährungen ökonomisch allerdings nur unter der Annahme risikofreudiger Investoren und der Interpretation des Kryptowährungsinvestments als Wette auf ein spekulatives bzw. sogar lotterieähnliches Event optimal, da Kryptowährungsinvestoren in diesem Falle alleine schon einen positiven Nutzen aus der theoretischen Aussicht auf selten eintretende, extreme Spekulationsgewinne ziehen würden und dafür auch die üblichen erwarteten Verluste solcher Investments zu akzeptieren bereit wären (höhere Risikotragfähigkeit).¹⁸⁵⁶ Für klassische (risikoaverse) Privatanleger mit einer geringeren Risikotragfähigkeit eignen sich Kryptowährungen aufgrund ihres hohen Risikos generell eher nicht, was auch die geringen Gewichte in den zuvor ausgewiesenen Portfolios vollumfänglich erklärt.¹⁸⁵⁷

Die bewusst eingestreute Variation der Repräsentationsform der Assetklasse Kryptowährungen durch Verwendung von verschiedenen Einzeltiteln oder methodisch variierender Kryptowährungsindizes offenbarte, dass sich die Einschätzung des Diversifikationsbeitrages – etwa durch die (Einzel-) Titelselektion oder auch durch die zufällig besonders

¹⁸⁵² Vgl. Kap. 4.5.2 - 4.5.5; Eisl/Gasser/Weinmayer (2015), S. 8; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 60, 73.

¹⁸⁵³ Vgl. Kap. 4.5.2 - 4.5.5; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 73.

¹⁸⁵⁴ Vgl. Kap. 4.5.2 - 4.5.5; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 35-42, 47-53, 55-58, 60-65, 69-73.

¹⁸⁵⁵ Vgl. Kap. 4.5.2 - 4.5.5, Appendix A.2.3; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 73.

¹⁸⁵⁶ Vgl. Kap. 4.4.3; Glas/Poddig (2018), S. 108, 114; Popova (2019), S. 10; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 73; Tversky/Kahneman (1992), S. 298.

¹⁸⁵⁷ Vgl. Kap. 4.5.2 - 4.5.5, Appendix A.2.3; Glas/Poddig (2018), S. 118; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 73.

hohe Gewichtung weniger überperformender Einzeltitel (wie z.B. des Bitcoins¹⁸⁵⁸) in marktkapitalisierungsgewichteten Indizes – im Detail durchaus verändern kann, wenngleich trotz aller kleinerer Detailunterschiede (hinsichtlich Häufung und Zeitpunkt signifikanter Portfoliogewichte, betroffenem Portfolio sowie Stärke des Diversifikationsbeitrages) zumindest die Kernaussagen der Ergebnisse weiterhin erhalten bleiben – nämlich insbesondere (i) die nur phasenweise Relevanz von Kryptowährungen in allen Portfoliovarianten, (ii) das Auftreten vergleichbarer Zeitcluster und (iii) das Auftreten insgesamt geringer bis moderater Kryptowährungsgewichte.¹⁸⁵⁹ Trotz der Hinzunahme verschiedener Repräsentationsalternativen erwies sich die im EWCI implementierte, einfache Durchschnittsbetrachtung des definierten Kryptowährungsuniversums als insgesamt angemessen.¹⁸⁶⁰

Insgesamt, so offenbart ein Vergleich der Ergebnisse mit der relevanten Literatur, fällt die hier identifizierte Größenordnung der Portfoliogewichte so wie auch der Diversifikationsbeitrag von Kryptowährungen bei der Verwendung des EWCI (teilweise) geringer aus als in einer Vielzahl vorausgegangener Studien¹⁸⁶¹ mit diversen Analyserahmen.¹⁸⁶² Dies lässt sich exemplarisch folgendermaßen aufzeigen: Bei Eisl/Gasser/Weinmayer (2015) liegen etwa die durchschnittlichen Kryptowährungsgewichte (dort: Bitcoin) für das Minimum-Risiko-Portfolio (dort: Minimum-CVaR) im unrestringierten Modell bei 6,65 % und im Long-Only-Modell (ohne Transaktionskosten) bei 2,09 %.¹⁸⁶³ Trimborn/Li/Härdle (2020) erkennen für das GMVP aus Aktien und Kryptowährungen sogar vereinzelt optimale Kryptowährungsgewichte von bis zu 16,00 %, schränken aber selbst ein, dass diese Gewichte mit der Hinzunahme weiterer Assetklassen (wie z.B. Rentenpapiere und Rohstoffe) in ihrer Studie auch noch absinken.¹⁸⁶⁴ Für das TP hingegen

¹⁸⁵⁸ Dies zeigt sich auch daran, dass die Sharpe Ratio des Bitcoins für den gesamten Beobachtungszeitraum bei 0,13915 liegt, während der Durchschnitt über alle betrachteten Kryptowährungen bei 0,08973 liegt. Außerdem besitzt der Bitcoin eine deutlich geringere Volatilität als das Gros der anderen betrachteten Kryptowährungen (s. Appendix A.2.3 (Tab. 21-23)). Vgl. hierzu Eigene Berechnungen; Appendix A.2.3; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 46.

¹⁸⁵⁹ Vgl. Kap. 4.5.3 - 4.5.5; Glas (2019), S. 101f.; Glas/Poddig (2018), S. 108; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 35-42, 47-53, 55-58, 60-65, 69-74.

¹⁸⁶⁰ Vgl. Kap. 4.3.2.1.3, 4.5.3-4.5.5; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 73f.

¹⁸⁶¹ Erwähnenswert wären hier u.a. die Studien von Eisl/Gasser/Weinmayer (2015), S. 12f.; Kajtazi/Moro (2019), S. 153; Trimborn/Li/Härdle (2020), S. 292f.; Wu/Pandey (2014), S. 49.

¹⁸⁶² Vgl. Eisl/Gasser/Weinmayer (2015), S. 12f.; Kajtazi/Moro (2019), S. 153; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 73f.; Trimborn/Li/Härdle (2020), S. 292f.; Wu/Pandey (2014), S. 49.

¹⁸⁶³ Vgl. Eisl/Gasser/Weinmayer (2015), S. 12.

¹⁸⁶⁴ Vgl. Trimborn/Li/Härdle (2020), S. 293.

weisen Wu/Pandey (2014) in ihrem Long-Only-Modell sogar ein optimales Kryptowährungsgewicht (dort: Bitcoin) von 100,00 % aus.¹⁸⁶⁵

Die sich in der hier vorliegenden Arbeit abzeichnende, nur bedingt vorliegende Relevanz von Kryptowährungen für die Portfolioallokation der deutschen Privatinvestoren zeigt sich für alle unrestringierten Portfolios zusätzlich auch bei den durchgeführten Spanning-Tests, gemäß welcher die oftmals berechneten, geringen Portfoliogewichte statistisch nicht einmal signifikant von null divergierten und dann sogar auf einen fehlenden Diversifikationsbeitrag hindeuteten, was wiederum durchaus in einem Kontrast zu den Beobachtungen der Spanning-Tests in den Arbeiten von Brière/Oosterlinck/Szafarz (2015) und Anyfantaki/Arvanitis/Topaloglou (2018) steht.¹⁸⁶⁶ Stattdessen ordnen sich die Ergebnisse der vorausgegangenen In-Sample-Analyse passenderweise in einen separaten Literaturstrang, u.a. um Chowdhury (2016), Lee Kuo Chuen/Guo/Wang (2018), Glas/Poddig (2018), Dorfleitner/Lung (2018) und Petukhina et al. (2020), ein, die den Diversifikationsbeitrag von Kryptowährungen wesentlich differenzierter sowie im Detail vereinzelt auch deutlich kritischer einschätzen.¹⁸⁶⁷ Im Vergleich zu diesen vorgenannten Studien konnte hier allerdings ein wesentlich detaillierterer und differenzierter Blick auf die Forschungsfrage geworfen werden, weil insgesamt die Wirkungen veränderter Optimierungskalküle (s. Kap. 4.5.4), variierender Berücksichtigungsformen von Kryptowährungen (s. Kap. 4.5.3), der Bildung detaillierterer Subsamples sowie der Einführung einer Liquiditätsbeschränkung (s. Kap. 4.5.5) auf die Optimierungsergebnisse allesamt anhand eines identischen Datensatzes überprüft werden konnten, während bestehende Studien in der Literatur¹⁸⁶⁸ solche Erweiterungen oftmals nur deutlich selektiver vornehmen konnten.¹⁸⁶⁹

¹⁸⁶⁵ Vgl. Wu/Pandey (2014), S. 49.

¹⁸⁶⁶ Vgl. Kap. 4.5.2.2, 4.5.3; Anyfantaki/Arvanitis/Topaloglou (2018), S. 13, 25; Brière/Oosterlinck/Szafarz (2015), S. 369; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 35-42, 47-53, 55-58, 73f.

¹⁸⁶⁷ Vgl. Kap. 4.5.2 - 4.5.5; Chowdhury (2016), S. 67f.; Dorfleitner/Lung (2018), S. 483-487, 491; Glas/Poddig (2018), S. 118-122, 124f., 127; Lee Kuo Chuen/Guo/Wang (2018), S. 24f.; Petukhina et al. (2020), S. 33-35, 39-41; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 74.

¹⁸⁶⁸ Vgl. als exemplarische Studien in diesem Kontext u.a. Borri (2019), S. 10f.; Dorfleitner/Lung (2018), S. 480-487; Eisl/Gasser/Weinmayer (2015), S. 6-8, 10-17; Glas/Poddig (2018), S. 112-126; Trimborn/Li/Härdle (2020), S. 285-302.

¹⁸⁶⁹ Vgl. Kap. 4.5.3 - 4.5.5; Borri (2019), S. 10f.; Dorfleitner/Lung (2018), S. 480-487; Eisl/Gasser/Weinmayer (2015), S. 6-8, 10-17; Glas/Poddig (2018), S. 112-126; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 74; Trimborn/Li/Härdle (2020), S. 285-302.

Im Aggregat lassen sich aus der In-Sample-Analyse und dem oben erfolgten Ergebnisvergleich mit anderen Studien nun folgende Ergebnistreiber für den Diversifikationsbeitrag von Kryptowährungen identifizieren: (i) den betrachteten Zeitraum (inkl. der dort vorherrschenden konjunkturellen Situation), (ii) die Zusammensetzung des Benchmark-Portfolios, (iii) die Risikoeinstellung der Investoren und den daraus resultierende Optimierungsrahmen, (iv) die zusätzliche Berücksichtigung von Leerverkaufs- und/oder Liquiditätsbeschränkungen sowie (v) die Abbildungsform des Kryptowährungsmarktes (Einzeltitel, Indizes) und – damit verbunden – die individuelle Titelauswahl bzw. Gewichtung.¹⁸⁷⁰ Abschließend muss bei der Interpretation der Ergebnisse noch relativiert werden, dass dieser oftmals ohnehin geringe Diversifikationsbeitrag von Kryptowährungen noch geringer ausfiele, wenn die (langfristige) Inaktivität von Kryptowährungen und damit verbundene Vermögensverluste von Investoren vollständig abbildbar gewesen wären, weil hierdurch die erwartete Rendite tendenziell sinken, das Risiko tendenziell steigen und die Performance somit ebenso tendenziell sinken würde, sodass somit auch die Attraktivität für eine Aufnahme in die optimalen Portfolios weiter sinken würde.¹⁸⁷¹

4.6 Out-of-Sample-Analyse

4.6.1 Analysekonzeption der Out-of-Sample-Analyse

In der vorausgegangenen In-Sample-Analyse wurde der Diversifikationsbeitrag von Kryptowährungen, z.B. anhand der jeweiligen optimalen Portfoliogewichte, immer auf dasjenige zurückliegende Analysefenster bezogen, dem auch die empirischen Renditedaten entstammten (ex post Betrachtung).¹⁸⁷² Das Ziel dieser Betrachtung lag zunächst abstrakt in der Analyse, ob Kryptowährungen zumindest theoretisch in bestimmten Perioden einen (signifikanten) Diversifikationsbeitrag zu leisten vermochten.¹⁸⁷³ Allerdings hatte diese Perspektive den Nachteil, dass die dort zugrunde gelegten Renditen aufgrund der Unsicherheit über künftige Umweltzustände immer nur ex post bekannt werden und die

¹⁸⁷⁰ Vgl. Kap. 4.5.2 - 4.5.5; Borri (2019), S. 10f.; Dorfleitner/Lung (2018), S. 480-487; Eisl/Gasser/Weinmayer (2015), S. 6-8, 10-17; Glas/Poddig (2018), S. 108, 112-126; Holovatiuk (2020), S. 53; Petukhina et al. (2020), S. 1, 3, 19, 43-47; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 74; Trimborn/Li/Härdle (2020), S. 285-302.

¹⁸⁷¹ Vgl. Glas/Poddig (2018), S. 114, 118, 127; Poddig/Brinkmann/Seiler (2009), S. 637f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 74.

¹⁸⁷² Vgl. Kap. 4.5; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 74; Trimborn/Li/Härdle (2020), S. 289-293.

¹⁸⁷³ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 74.

Investoren ihre optimale Portfolioallokation daher auch immer nur nachträglich bestimmen konnten.¹⁸⁷⁴ Für den Erfolg ihrer dann zu tätigen Investition ist allerdings gleichzeitig deren künftige Performance relevant.¹⁸⁷⁵ Zur Lösung dieses Dilemmas behilft sich die Portfolio-Selection-Theorie üblicherweise der Annahme, dass Vergangenheitsdaten eine gute Heuristik zur Prognose künftiger Marktentwicklungen darstellen.¹⁸⁷⁶

Um die im Rahmen der vorigen In-Sample-Analyse gewonnenen optimalen Portfolios deshalb auch noch einmal unter pseudo-realten Bedingungen zu testen, wird im nun folgenden Analyseabschnitt auch noch eine sog. Out-of-Sample-Analyse (s. Abb. 48) ergänzt, die sich hier erneut auf die Darstellung der vorausgegangenen Analysen im Projekt Schmitz/Hoffmann (2021) stützt und insbesondere konzeptionell in besonderer Anlehnung an Eisl/Gasser/Weinmayer (2015) durchgeführt wurde.¹⁸⁷⁷

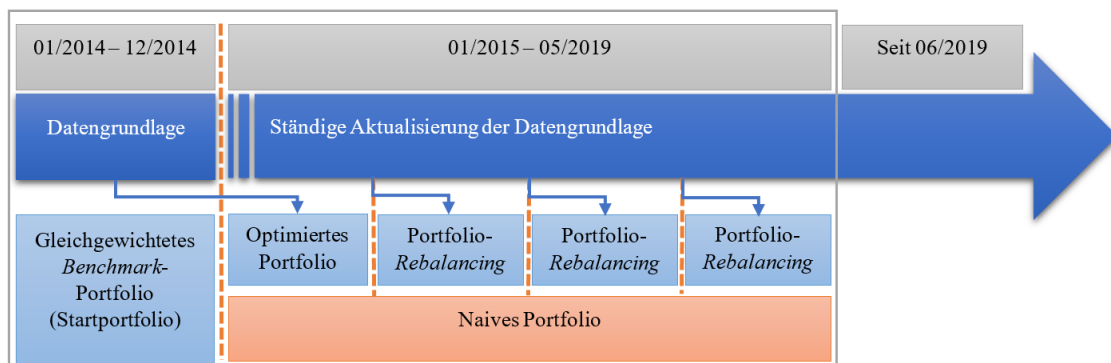


Abb. 48: Schematische Darstellung des Optimierungs- und Rebalancing-Prozesses für die gewählte Stichprobe (01/2014 - 05/2019)¹⁸⁷⁸

Im von Schmitz/Hoffmann (2021) gewählten Modellrahmen wird angenommen, dass die Investoren zunächst eine 12-monatige Beobachtungsphase durchlaufen, in der sie Informationen und eine Datengrundlage für ihre erste Optimierung sammeln.¹⁸⁷⁹ In dieser Phase halten jene – analog zur Argumentation in Kap. 4.5.1.2.1 und 4.5.5.2 – bereits ein gleichgewichtetes Portfolio (bestehend aus Benchmark-Assets), was für die spätere erste Optimierung auch als Startportfolio berücksichtigt wird – zumindest sofern der jeweils

¹⁸⁷⁴ Vgl. Hüper (2019), S. 9; Jensen (2012), S. 9; Markowitz (1952), S. 77; Steiner/Bruns/Stöckl (2017), S. 15; Stephan (1998), S. 121.

¹⁸⁷⁵ Vgl. Jensen (2012), S. 9; Steiner/Bruns/Stöckl (2017), S. 15; Stephan (1998), S. 121.

¹⁸⁷⁶ Vgl. Steiner/Bruns/Stöckl (2017), S. 15.

¹⁸⁷⁷ Vgl. Eisl/Gasser/Weinmayer (2015), S. 6-8; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 74; Trimborn/Li/Härdle (2020), S. 295.

¹⁸⁷⁸ Eigene Darstellung in konzeptioneller Anlehnung an Eisl/Gasser/Weinmayer (2015), S. 6-8 und Schmitz/Hoffmann (2021), S. 74f.

¹⁸⁷⁹ Vgl. Eisl/Gasser/Weinmayer (2015), S. 7; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 74f.

verwendete Optimierungsalgorithmus diese Informationen erfordern sollte.¹⁸⁸⁰ Da modellunabhängig das gleiche Startportfolio unterstellt wird, resultiert nach Ablauf der Beobachtungsperiode das gleiche Vermögen (aus der Liquidierung des Startportfolios), das hier vereinfachend auf $V_0 = 100,00$ EUR normiert sei und den Investoren nun für ihre erste (optimierte) Portfolioallokation zur Verfügung steht.¹⁸⁸¹ Im Anschluss an die Beobachtungsphase werden die bereits im Rahmen der In-Sample-Analyse zum jeweiligen Berechnungstichtag auf der Basis der Renditedaten der letzten 12 Monate ermittelten Portfoliogewichte (Fall B) nun für den gesamten, zum Stichtag gehörigen Monat angewandt und die Wertentwicklung der daraus entstandenen Portfolios gemessen.¹⁸⁸² Exemplarisch bedeutet dies, dass die auf der Basis der ersten 12-monatigen Beobachtungsperiode (01/2014 - 12/2014) ermittelten Portfoliogewichte folgerichtig im Januar 2015 auf das Portfolio angewendet werden (s. Abb. 46).¹⁸⁸³ Für alle weiteren Monate wird das 12-monatige Beobachtungsfenster dann entsprechend in Monatsschritten weiter durch den Datensatz geschoben und auf Basis der aktualisierten Datenlage die neuen Portfolioallokationen bestimmt und angewendet.¹⁸⁸⁴

Zur Analyse der resultierenden Portfolios werden dann einerseits Metriken für die jeweils generierten Portfoliorenditen (Säule 2 der Analysekonzeption) berechnet.¹⁸⁸⁵ Die Auswertung erfolgt bei Schmitz/Hoffmann (2021) dabei in Anlehnung an die Vorgehensweise von Holovatiuk (2020), Kajtazi/Moro (2019), Eisl/Gasser/Weinmayer (2015), Brière/Oosterlinck/Szafarz (2015) und Wu/Pandey (2014) anhand von Renditekennzahlen (hier: Minimum-, Maximum-, Median- und Mittlere Portfoliorendite), Risikokennzahlen (hier: Standardabweichung, Maximum Drawdown, Verlustwahrscheinlichkeit) sowie Performancekennzahlen (hier: Sharpe Ratio).¹⁸⁸⁶ Andererseits bietet sich auch eine Auswertung der graphischen Wertentwicklung der Ausgangsinvestition i.H.v. $V_0 = 100,00$ EUR in die konstruierten (und kontinuierlich rebalancierten) Portfolios (Säule 1 der Analysekonzeption) an, anhand welcher sich auch das Endvermögen des

¹⁸⁸⁰ Vgl. Kap. 4.5.1.2.1, 4.5.5.2; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 26f., 75.

¹⁸⁸¹ Vgl. Kap. 4.5.1.2.1; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 26f., 75.

¹⁸⁸² Vgl. Eisl/Gasser/Weinmayer (2015), S. 6-8; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 75.

¹⁸⁸³ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 75.

¹⁸⁸⁴ Vgl. Eisl/Gasser/Weinmayer (2015), S. 7; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 75.

¹⁸⁸⁵ Vgl. Kap. 4.2.2; Eisl/Gasser/Weinmayer (2015), S. 6f., 15-17; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 3f., 75.

¹⁸⁸⁶ Vgl. Brière/Oosterlinck/Szafarz (2015), S. 370; Eisl/Gasser/Weinmayer (2015), S. 12, 15; Holovatiuk (2020), S. 52; Kajtazi/Moro (2019), S. 152-154; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 75; Wu/Pandey (2014), S. 49.

Investors V_T als letzter Beobachtungswert ablesen lässt.¹⁸⁸⁷ Anhand dieser Beobachtungen kann dann letztlich evaluiert werden, wie erfolgreich auf der Basis von Vergangenheitsdaten berechnete Portfolioallokationen auch auf Folgeperioden übertragbar sind und wie sich Portfolios mit und ohne Kryptowährungen unter diesen pseudo-realen Bedingungen im Zeitablauf entwickeln.¹⁸⁸⁸

4.6.2 Ergebnisauswertung der Out-of-Sample-Analyse

4.6.2.1 Ergebnisse der Modelle ohne nicht-pekuniäre Transaktionskosten

4.6.2.1.1 Ergebnisse für die unrestringierten Portfolios (GMVP, TP)

Begonnen wird die Ergebnisauswertung der von Schmitz/Hoffmann (2021) vollzogenen Out-of-Sample-Analyse – der Chronologie der In-Sample-Analyse folgend – mit den unrestringierten Portfolios (GMVP, TP) in der einzig betrachteten Variante ohne Transaktionskosten und Liquiditätsüberlegungen.¹⁸⁸⁹ Zu Beginn der Analyse werden dabei zunächst die Portfoliorenditen für Investitionszeitraum (01/2015-05/2019) bestimmt und darauf aufbauend entsprechende Portfolio-Metriken berechnet (s. Tab. 15).

Metrik	Unrestringiertes Portfolio			
	GMVP		TP	
	Portfolio ohne EWCI	Portfolio mit EWCI	Portfolio ohne EWCI	Portfolio mit EWCI
Minimum Wochenrendite	-0,00247	-0,00247	-0,06080	-0,02108
Mittlere Wochenrendite	0,00002	0,00001	-0,00118	-0,00031
Median Wochenrendite	0,00003	0,00002	-0,00026	-0,00008
Maximum Wochenrendite	0,00111	0,00117	0,02185	0,01494
Standardabweichung	0,00038	0,00039	0,00755	0,00388
Maximum Drawdown	0,00423	0,00692	0,26903	0,11806
Verlustwahrscheinlichkeit	0,44348	0,48696	0,55652	0,52609
Endvermögen [EUR]	100,41	100,19	75,67	93,05
Vermögensverzinsung (p.a.)	0,00094	0,00044	-0,06118	-0,01616
Sharpe Ratio	0,04756	0,02160	-0,15663	-0,07879

Tab. 15: Ergebnisse der Out-of-Sample-Analyse für die unrestringierten Portfolios (keine Transaktionskosten)¹⁸⁹⁰

Bei diesen kristallisiert sich für den unrestringierten Portfoliorahmen ein unterschiedliches Bild für das GMVP und das TP heraus, sodass die Vorteilhaftigkeit einer Beimischung von Kryptowährungen auch wesentlich vom gewählten Optimierungskalkül und

¹⁸⁸⁷ Vgl. Kap. 4.2.2, 4.5.1.2.1; Petukhina et al. (2020), S. 28-30; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 3f., 26f., 75; Trimborn/Li/Härdle (2020), S. 299.

¹⁸⁸⁸ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 75; Trimborn/Li/Härdle (2020), S. 295f.

¹⁸⁸⁹ Vgl. für dieses Kapitel (sofern nicht anderweitig zitiert) Schmitz/Hoffmann (2021), S. 75-81.

¹⁸⁹⁰ Eigene Berechnungen, bereits (englisch) veröffentlicht bei Schmitz/Hoffmann (2021), S. 78.

somit erneut auch von der Risikoneigung der Investoren (GMVP oder TP) abzuhängen scheint:¹⁸⁹¹

Bei der Wahl des GMVPs führt eine Beimischung von Kryptowährungen zu einer Reduktion der mittleren Wochenrendite des Portfolios und gleichzeitig zu einem höheren Portfoliorisiko. Letzteres drückt sich nicht nur in einer höheren Standardabweichung, sondern gleichzeitig auch noch (leicht) extremere Minima, Maxima und Maximum Drawdowns der wöchentlichen Portfoliorenditen aus. Folgerichtig verbleibt dann eine verschlechterte Portfolio-Performance (erkennbar an einer niedrigeren Sharpe Ratio).¹⁸⁹²

Konsistenterweise, so zeigt Abb. 49, würde eine Musterinvestition von $V_0 = 100,00$ EUR in das Portfolio mit Kryptowährungen zu einem niedrigeren Vermögensendwert V_T und somit auch zu einer niedrigeren Vermögensverzinsung per annum im Anlagezeitraum (01/2015-05/2019) führen als ein Portfolio ohne Kryptowährungen.

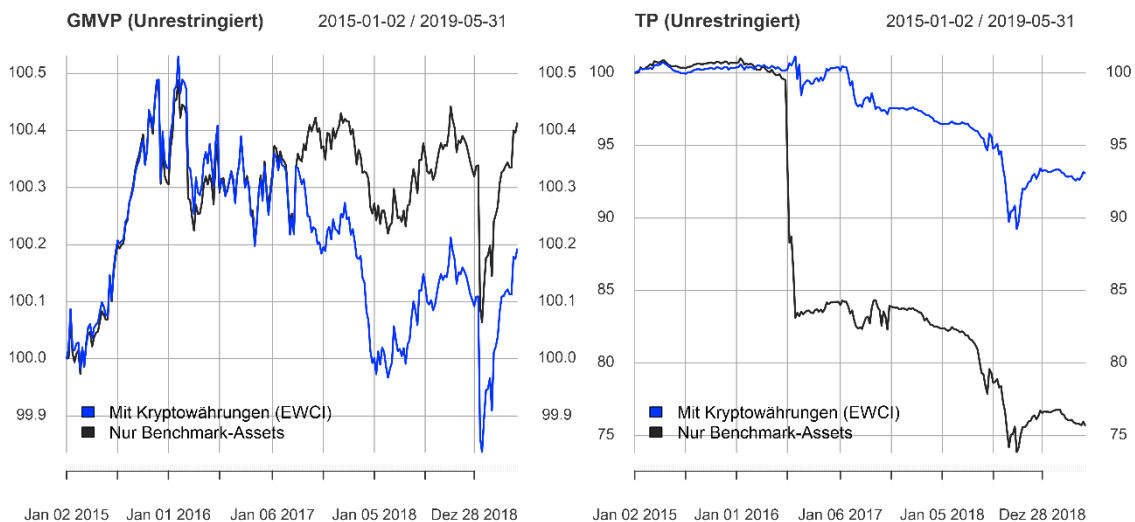


Abb. 49: Wertentwicklung der für jedes Optimierungskalkül berechneten 100-EUR-Musterportfolios (mit und ohne Kryptowährungen) im Zeitablauf (in EUR)¹⁸⁹³

Bei der Wahl des TP fällt ex post die Besonderheit auf, dass beide Anlagealternativen zwar generell zu einer unvorteilhaften Vermögensentwicklung der Investoren geführt haben, aber eine Berücksichtigung von Kryptowährungen immerhin sowohl eine weniger negative mittlere Wochenrendite des Portfolios als auch ein weniger extremes Portfoliorisiko (erkennbar an den o.g. Risikomaßen) als im Szenario ohne Kryptowährungen aufweisen, sodass hierbei konsistenterweise auch die Portfolio-Performance (Sharpe Ratio)

¹⁸⁹¹ Vgl. Kap. 4.5.6; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 35, 75-81.

¹⁸⁹² Vgl. Kap. 4.5.1.2.1; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 76, 78, 81.

¹⁸⁹³ Eigene Berechnungen in methodischer Anlehnung an Petukhina et al. (2020), S. 30, bereits (in ähnlicher Form und englisch) veröffentlicht bei Schmitz/Hoffmann (2021), S. 77.

weniger negativ ausfällt. Der Vermögensendwert V_T der Musterinvestition von $V_0 = 100,00$ EUR liegt in beiden Szenarien unterhalb der Ausgangsinvestition ($V_T < V_0$), wenngleich jener Wert bei einer Berücksichtigung von Kryptowährungen in der Asset-Allokation immer noch deutlich höher ausfällt als im Alternativszenario. Die Vermögensverzinsung per annum ist während des Anlagezeitraums somit im Szenario mit Kryptowährungen folgerichtig auch negativ, aber immerhin deutlich weniger negativ als im Alternativszenario ohne Kryptowährungen.

Bei der Verwendung des MWCII100 als beigemischten Kryptowährungsindex sind tendenziell vergleichbare Effekte auf die verglichenen Portfoliometriken und das Endvermögen zu beobachten wie im zuvor geschilderten Szenario einer Beimischung des EWCI (für ausführliche Ergebnisse: s. Appendix A.2.4 (Abb. 80; Tab. 34)).¹⁸⁹⁴

Wichtig für die Interpretation der vorausgegangenen Ergebnisse ist, dass das stärkere Auseinanderdriften der Vermögensentwicklung der Investitionen mit und ohne Kryptowährungen, wie sie hier für das TP zu beobachten ist, primär auf die Wirkung von Extremgewichten (z.B. Hebeleffekte durch ein hohes Maß an Leerverkäufen) zurückführbar ist, die bereits in Kap. 4.5.4.1 als zentraler Nachteil des unrestringierten Mittelwert-Varianz-Ansatzes aufgezeigt werden konnten.¹⁸⁹⁵ Eine solche Konstellation kann sich insbesondere dann nachteilig auf die Wertentwicklung eines Portfolios auswirken, wenn die auf der Basis von Vergangenheitsdaten ermittelten Extremgewichte gleichzeitig auf unvorteilhaft entwickelnde Kurse der in diesem Portfolio befindlichen Assets treffen und dann – wie im vorliegenden Fall – hohe Verluste verursachen.¹⁸⁹⁶ Die in solchen Situationen entstehenden Renditeausreißer sind hier allerdings nur in wenigen Beobachtungswochen erkennbar, sodass die große Differenz der Vermögensendwerte beider Varianten kein strukturelles Phänomen darstellt, sondern hier durch derartige Ausnahmesituationen verursacht wurde.¹⁸⁹⁷ Nichtsdestotrotz zeigt sich hier dennoch die nicht immer ganz problemlose Prognostizierbarkeit des künftigen Erfolgs von Investments auf der Basis von

¹⁸⁹⁴ Vgl. Appendix A.2.4; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 76f., 80f. Aufgrund der großen Ähnlichkeit der Ergebnisse beider Kryptowährungsindizes wird an dieser Stelle auf eine detaillierte Auswertung des Szenarios mit MWCII100 verzichtet und stattdessen auf die ausführliche Ergebnistabelle der deskriptiven Statistiken der Portfoliorenditen (Tab. 34) sowie die graphische Darstellung der Portfoliowertentwicklung (Abb. 80) in Appendix A.2.4 verwiesen.

¹⁸⁹⁵ Vgl. Kap. 4.5.4.1; Härdle et al. (2018), S. 53; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 76f., 80.

¹⁸⁹⁶ Vgl. Härdle et al. (2018), S. 53; Jorion (1985), S. 261; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 76f., 80.

¹⁸⁹⁷ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 76f., 80.

Vergangenheitsdaten, wie sie in der Portfolio-Selection-Theory unterstellt ist.¹⁸⁹⁸ Da diese Ausreißer auch ohne die Beimischung von Kryptowährungen zu beobachten sind, wären Argumente wie z.B. die von Krückeberg/Scholz (2019) beobachtete phasenweise Instabilität des Kryptowährungsmarktes hier jedoch von untergeordneter Relevanz.¹⁸⁹⁹

4.6.2.1.2 Ergebnisse für alternative Optimierungskalküle (Naive Portfolios, Long-Only-Portfolios)

Neben den Portfolios, die aus dem (unrestringierten) Grundmodell berechnet wurden, wird die Out-of-Sample-Analyse von Schmitz/Hoffmann (2021) auch noch für alle weiteren Optimierungsmodelle der In-Sample-Analyse vollzogen, d.h. sowohl für das naive Portfolio als auch für die Long-Only-Portfolios (GMVP, TP).¹⁹⁰⁰ Diese Portfolios sollten, wie in Kap. 4.5.4.1 dargelegt, die Probleme unrestringierter Portfolios beheben, sodass nachfolgend nun zu untersuchen ist, welche Wirkung eine Beimischung von Kryptowährungen bei der Anwendung solch alternativer Optimierungskalküle in der Out-of-Sample-Analyse entfaltet.¹⁹⁰¹

Im Gegensatz zu den vorigen Ergebnissen der unrestringierten Portfolios zeigen die Ergebnisse der hier fokussierten Portfolios (s. Tab. 16) nun die klare Tendenz, dass eine Beimischung von Kryptowährungen in das Benchmark-Portfolio positive Effekte auf die Portfolioperformance und die Vermögensentwicklung von Investoren auslöst.¹⁹⁰² Portfolioübergreifend ergibt sich dabei ein positiver Effekt auf die mittlere Wochenrendite des Portfolios. Eine 100-EUR-Musterinvestition in dieses (kontinuierlich rebalancierte) Portfolio würde am Ende des Planungshorizontes zudem jeweils einen höheren Vermögensendwert aufweisen (s. Abb. 50), sodass auch die Vermögensverzinsung per annum generell höher ausfällt (s. Tab. 16). Durch die weniger extremen Portfoliogewichte sind in diesem Falle auch keine so extremen Sprünge in der Vermögensentwicklung wie im TP des unrestringierten Portfolios erkennbar (s. Abb. 50).¹⁹⁰³ Gleichzeitig erhöht sich aber auch das Portfoliorisiko spürbar, was sich hier in einer vergleichweisen Erhöhung

¹⁸⁹⁸ Vgl. Härdle et al. (2018), S. 53; Jorion (1985), S. 261; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 76f., 80; Steiner/Bruns/Stöckl (2017), S. 15.

¹⁸⁹⁹ Vgl. Krückeberg/Scholz (2019), S. 25; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 76f., 80.

¹⁹⁰⁰ Vgl. für dieses Kapitel (sofern nicht anderweitig zitiert) Schmitz/Hoffmann (2021), S. 75-81.

¹⁹⁰¹ Vgl. Kap. 4.5.4.1; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 58f., 75-81.

¹⁹⁰² Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 76, 78f., 81. Dieses Ergebnis ist zudem in seinem Kern konsistent mit den Beobachtungen von Eisl/Gasser/Weinmayer (2015). Vgl. hierzu Eisl/Gasser/Weinmayer (2015), S. 1, 14-16; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 76, 78f., 81.

¹⁹⁰³ Vgl. Kap. 4.6.2.1.1; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 77, 80.

der Standardabweichung, aber auch in extremen Minima, Maxima sowie Maximum Drawdowns der Portfoliorenditen manifestiert (s. Tab. 16). Ein uneinheitlicheres Bild gibt in der aktuellen Arbeit lediglich der Effekt auf die Verlustwahrscheinlichkeit des Portfolios bei den unterschiedenen Optimierungskalkülen (naives Portfolio, Long-Only-Portfolios) ab. Während sich in den naiven Portfolios und dem TP eine Senkung der Verlustwahrscheinlichkeit abzeichnet, ist im GMVP eine Erhöhung erkennbar. Auf der Performance-Ebene zeigen teils nahezu identische (GMVP), teils sogar deutliche gestiegene Sharpe Ratios (naives Portfolio, TP), dass das angestiegene Risiko der Investoren durch die gestiegene zu erwartende Rendite mindestens kompensiert, in letzteren Fällen sogar überkompensiert wird.¹⁹⁰⁴

Metrik	Naive Portfolios			
	Portfolio ohne EWCI	Portfolio mit EWCI		
Minimum Wochenrendite	-0,03508	-0,04838		
Mittlere Wochenrendite	0,00075	0,00335		
Median Wochenrendite	0,00150	0,00280		
Maximum Wochenrendite	0,02512	0,13249		
Standardabweichung	0,00935	0,02192		
Maximum Drawdown	0,15166	0,19758		
Verlustwahrscheinlichkeit	0,44348	0,43043		
Endvermögen [EUR]	117,55	204,72		
Vermögensverzinsung (p.a.)	0,03730	0,17611		
Sharpe Ratio	0,07992	0,15295		
Metrik	Long-Only-Portfolios im Grundmodell			
	GMVP		TP	
Metrik	Portfolio ohne EWCI	Portfolio mit EWCI	Portfolio ohne EWCI	Portfolio mit EWCI
	Minimum Wochenrendite	-0,00228	-0,00231	-0,04325
Mittlere Wochenrendite	0,00002	0,00002	0,00038	0,00073
Median Wochenrendite	0,00002	0,00002	0,00027	0,00025
Maximum Wochenrendite	0,00113	0,00121	0,03614	0,07342
Standardabweichung	0,00041	0,00042	0,00943	0,01176
Maximum Drawdown	0,00446	0,00452	0,19582	0,21045
Verlustwahrscheinlichkeit	0,43913	0,45217	0,45217	0,44783
Endvermögen [EUR]	100,51	100,54	107,93	116,48
Vermögensverzinsung (p.a.)	0,00116	0,00122	0,01743	0,03514
Sharpe Ratio	0,05415	0,05616	0,03991	0,06225

Tab. 16: Ergebnisse der Out-of-Sample-Analyse für die naiv diversifizierte Portfolios sowie die Long-Only-Portfolios vor (nicht-pekuniären) Transaktionskosten (Bruttobetrachtung)¹⁹⁰⁵

Diese Effekte einer Beimischung von Kryptowährungen, die übrigens auch Trimborn/Li/Härdle (2020) und Petukhina et al. (2020) in ihren Analysen ähnlich herausarbeiten, bleiben in der Tendenz auch dann weitgehend vergleichbar, wenn anstelle des

¹⁹⁰⁴ Vgl. Brière/Oosterlinck/Szafarz (2015), S. 370; Petukhina et al. (2020), S. 5; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 76.

¹⁹⁰⁵ Eigene Berechnungen, bereits (englisch) veröffentlicht bei Schmitz/Hoffmann (2021), S. 78f.

EWCI etwa der MWCI100 alternativ Anwendung findet (für ausführliche Ergebnisse: s. Appendix A.2.4 (Abb. 80; Tab. 34)).¹⁹⁰⁶

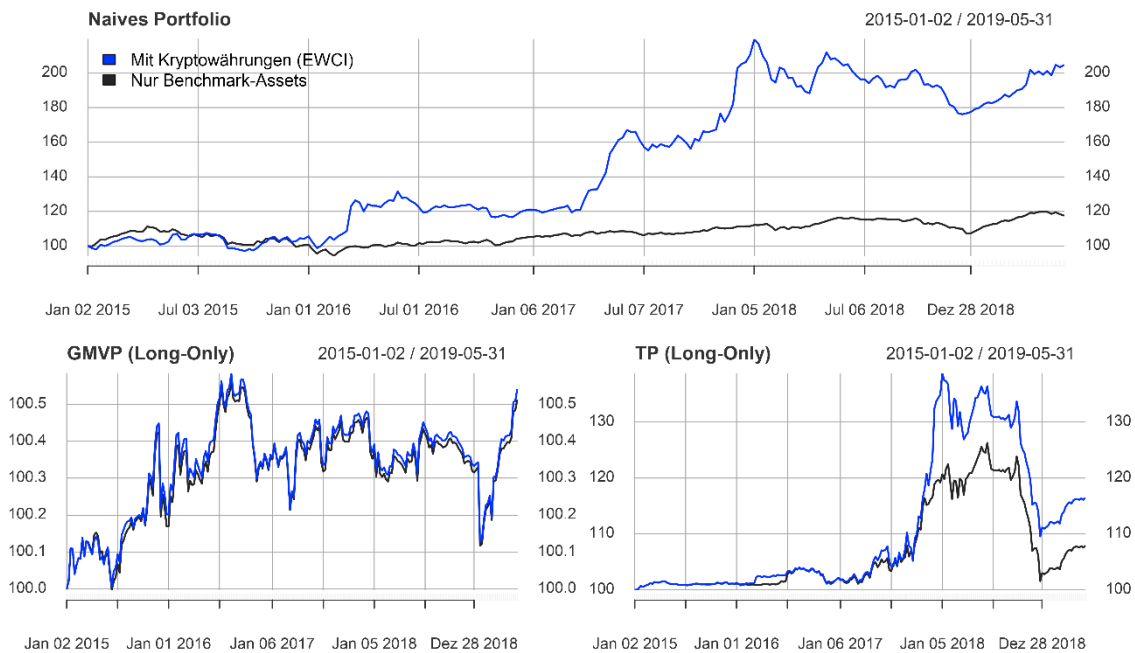


Abb. 50: Wertentwicklung der für jedes Optimierungskalkül berechneten 100-EUR-Musterportfolios (mit und ohne Kryptowährungen) im Zeitablauf (in EUR)¹⁹⁰⁷

4.6.2.2 Ergebnisse für das Long-Only-Modell mit nicht-pekuniären Transaktionskosten

Als letzter Untersuchungsschritt der hier vorgestellten Out-of-Sample-Analyse wird von Schmitz/Hoffmann (2021) auch noch einmal die Entwicklung der Long-Only-Portfolios (GMVP, TP) unter Berücksichtigung nicht-pekuniärer Transaktionskosten (aus Liquiditätsüberlegungen) betrachtet.¹⁹⁰⁸ Da diese Portfolios große Ähnlichkeiten zu den Long-Only-Portfolios ohne Transaktionskosten aufwiesen, sind hier somit auch vergleichbare Effekte einer Beimischung von Kryptowährungen zu erwarten.¹⁹⁰⁹

Bei der Analyse der deskriptiven Statistiken zu den deskriptiven Renditen der jeweiligen Portfolios (s. Tab. 17) ist dabei lediglich das TP zu fokussieren, da das GMVP – sowohl

¹⁹⁰⁶ Vgl. Appendix A.2.4; Petukhina et al. (2020), S. 5; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 76f., 79-81; Trimborn/Li/Härdle (2020), S. 297f. In Appendix A.2.4 ist (passend zur Vorgehensweise für den EWCI) eine Ergebnistabelle (Tab. 34) mit deskriptiven Statistiken sowie eine Grafik mit den jeweiligen Portfolioentwicklungen im Zeitablauf (Abb. 80) hinterlegt.

¹⁹⁰⁷ Eigene Berechnungen in methodischer Anlehnung an Petukhina et al. (2020), S. 30, bereits (in ähnlicher Form und englisch) veröffentlicht bei Schmitz/Hoffmann (2021), S. 77.

¹⁹⁰⁸ Vgl. für dieses Kapitel (sofern nicht anderweitig zitiert) Schmitz/Hoffmann (2021), S. 75-81.

¹⁹⁰⁹ Kap. 4.5.4.3, 4.6.2.1.2; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 69-73, 75-81.

mit als auch ohne Kryptowährungen – mit seiner jeweiligen Allokation ohne die Berücksichtigung der nicht-pekuniären Transaktionskosten übereinstimmt und somit die Ergebnisse aus Kap. 4.6.2.1.2 gültig bleiben, während einzig für das TP die Transaktionskostenrestriktion bindend wurde.¹⁹¹⁰ Bei letzterem fällt auf, dass die Beimischung von Kryptowährungen in das Portfolio immer noch einen positiven Effekt auf die mittlere Portfoliorendite auslöst. Dieser fällt im Detail sogar noch knapp größer aus als zuvor in der Bruttobetrachtung.¹⁹¹¹ Gleichzeitig erhöht sich erneut auch das Portfoliorisiko, liegt dabei aber leicht unterhalb der Allokation vor Transaktionskosten.¹⁹¹²

	Long-Only-Portfolios mit nicht-pekuniären Transaktionskosten		
	TP		
Metrik	Portfolio ohne EWCI	Portfolio mit EWCI (brutto)	Portfolio mit EWCI (netto)
Minimum Wochenrendite	-0,04325	-0,04316	-0,04316
Mittlere Wochenrendite	0,00038	0,00073	0,00075
Median Wochenrendite	0,00027	0,00025	0,00029
Maximum Wochenrendite	0,03614	0,07342	0,07342
Standardabweichung	0,00943	0,01176	0,01100
Maximum Drawdown	0,19582	0,21045	0,20121
Verlustwahrscheinlichkeit	0,45217	0,44783	0,44348
Endvermögen [EUR]	107,93	116,48	117,07
Vermögensverzinsung (p.a.)	0,01743	0,03514	0,03633
Sharpe Ratio	0,03991	0,06225	0,06777

Tab. 17: Ergebnisse der Out-of-Sample-Analyse für das TP im Long-Only-Fall (mit und ohne Kryptowährungen sowie mit und ohne Berücksichtigung von nicht-pekuniären Transaktionskosten)¹⁹¹³

Die kumulierte Vermögensentwicklung im Zeitablauf (s. Abb. 51) zeigt zudem, dass bei der transaktionskostenrestringierten Strategie wegen der vorgenannten Effekte auch noch ein leicht höheres Endvermögen (117,07 EUR) erzielbar ist als vor Transaktionskosten (116,48 EUR).¹⁹¹⁴ Auch die Sharpe Ratio erhöht sich und liegt nun ebenso leicht oberhalb ihres Wertes vor Transaktionskosten.¹⁹¹⁵ Während eine Berücksichtigung von Kryptowährungen in der Asset-Allokation somit analog zum Fall ohne Transaktionskosten (s. Kap. 4.6.2.1.2) vorteilhaft auf die Performance des Portfolios wirkt und dabei ähnliche Effekte wie in der Out-of-Sample-Analyse von Trimborn/Li/Härdle (2020) auslöst, zei-

¹⁹¹⁰ Vgl. Kap. 4.5.4.3, 4.5.5.3, 4.6.2.1.2; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 72, 77, 79-81.

¹⁹¹¹ Vgl. Kap. 4.6.2.1.2; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 79, 81.

¹⁹¹² Vgl. Kap. 4.6.2.1.2; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 79, 81.

¹⁹¹³ Eigene Berechnungen, bereits (englisch) veröffentlicht bei Schmitz/Hoffmann (2021), S. 79. Aufgrund der Übereinstimmungen des GMVP in der Brutto- und Nettobetrachtung (s. Kap. 4.5.4.3, 4.5.5.3) wird hier auf eine Wiederholung der Ergebnisse für das GMVP verzichtet und stattdessen auf die Ergebnisse in Kap. 4.6.2.1.2 verwiesen. Vgl. hierzu Kap. 4.5.4.3, 4.5.5.3; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 72, 79, 81.

¹⁹¹⁴ Vgl. Kap. 4.6.2.1.2; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 77, 79.

¹⁹¹⁵ Vgl. Kap. 4.6.2.1.2; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 79.

gen sich Unterschiede zu deren Ergebnissen beim Vergleich der Brutto- und Netto-Betrachtung (mit/ohne Beimischungsbeschränkung von Kryptowährungen):¹⁹¹⁶ Denn die Restriktion wirkt bei den genannten Autoren tendenziell eher negativ auf die Performance des Portfolios, während hier ein (leicht) positiver Effekt ablesbar ist (s. Tab. 17), was im Lichte der abweichenden Analysefenster, der abweichenden Repräsentation des Kryptowährungsmarktes sowie der abweichenden Optimierungsmodelle auch nicht zwingend verwundern muss.¹⁹¹⁷

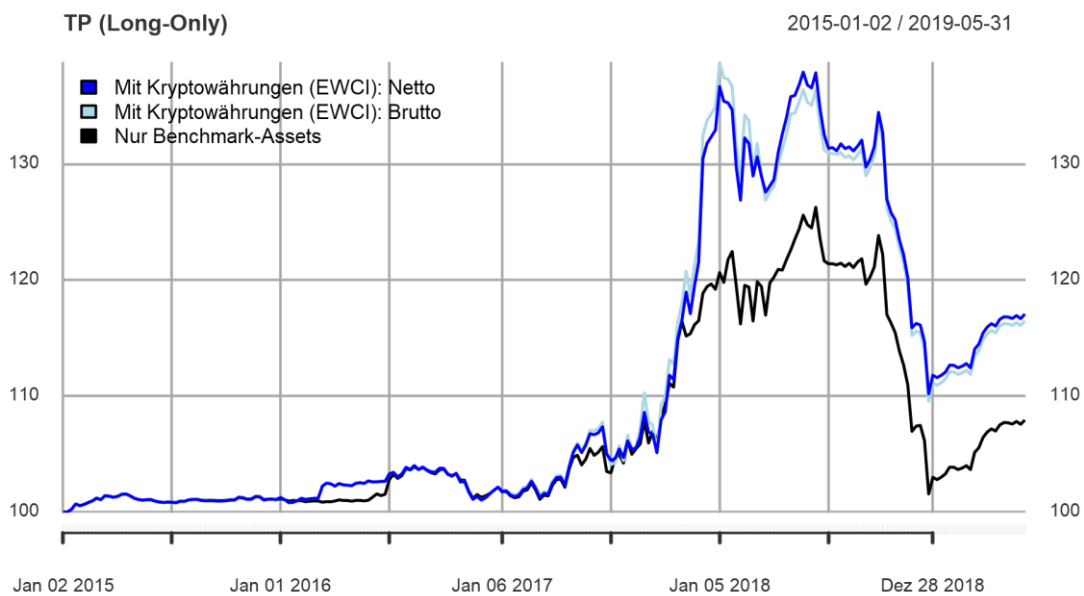


Abb. 51: Wertentwicklung des 100 EUR-Musterportfolios (TP) im Long-Only-Fall (mit und ohne Kryptowährungen sowie mit und ohne nicht-pekuniäre Transaktionskosten) im Zeitablauf (in EUR)¹⁹¹⁸

Die vorgenannten Effekte einer Beimischung von Kryptowährungen auf die deskriptiven Portfoliostatistiken bestätigen sich in ihrer Tendenz teilweise auch bei einer Beimischung des alternativen Kryptowährungsindexes MWCI100 anstelle des EWCI (für ausführliche Ergebnisse: s. Appendix A.2.4 (Abb. 80; Tab. 34)).¹⁹¹⁹

¹⁹¹⁶ Vgl. Appendix A.2.4; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 76, 79; Trimborn/Li/Härdle (2020), S. 283, 285-289, 297f.

¹⁹¹⁷ Vgl. Kap. 4.6.2.1.2; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 76 (inkl. Fn. 31), 79; Trimborn/Li/Härdle (2020), S. 283, 285-289, 297f.

¹⁹¹⁸ Eigene Berechnungen in methodischer Anlehnung an Petukhina et al. (2020), S. 30, bereits (in ähnlicher Form und englisch) veröffentlicht bei Schmitz/Hoffmann (2021), S. 77.

¹⁹¹⁹ Vgl. Appendix A.2.4; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 76f., 80f. In Appendix A.2.4 ist (passend zur Vorgehensweise für den EWCI) eine Ergebnistabelle mit deskriptiven Statistiken (Tab. 34) sowie eine Grafik mit den jeweiligen Portfolioentwicklungen im Zeitablauf (Abb. 80) hinterlegt.

4.6.3 Zwischenfazit

Die zuvor auf der Basis des Projektes Schmitz/Hoffmann (2021) vorgestellte Out-of-Sample-Analyse demonstriert aus verschiedenen Analyseperspektiven, dass die Strategien mit einer Beimischung von Kryptowährungen in das Benchmark-Portfolio bezogen auf den zugrundeliegenden Anlagezeitraum bis auf wenige Ausnahmen auch aus der Vermögenssicht der Investoren zu rechtfertigen wäre – und das sogar dann, wenn die optimalen Portfoliogewichte erst ex post bestimmbar sind und daher nur auf den jeweiligen Folgemonat angewandt werden könnten.¹⁹²⁰ Festgemacht werden konnte dies insbesondere an tendenziell gleichbleibenden bzw. ansteigenden Sharpe Ratios, sodass die Portfolioperformance durch die Beimischung von Kryptowährungen sich zumeist nicht nur nicht verschlechterte, sondern im Optimalfall sogar verbessert werden konnte, weil zusätzlich eingegangene Risiken hier durch zusätzlich erwirtschaftete Renditen (über-)kompensiert wurden.¹⁹²¹ Auch wenn bei der Interpretation dieser Ergebnisse zu beachten ist, dass Kryptowährungen hier (gemäß der Kap. 4.5.2 bis 4.5.5) bei deren Berücksichtigung im Investment Opportunity Set der Investoren trotzdem nur sequentiell sowie auch nur selten mit größeren Gewichten dem optimalen Portfolio beizumischen waren und die Out-of-Sample-Analyse somit nur Aufschluss über die Effekte einer äußerst dezenten Beimischung von Kryptowährungen gibt, reihen sich die vorgenannten Beobachtungen dennoch in einen Literaturstrang um Eisl/Gasser/Weinmayer (2015), Petukhina et al. (2020) und Trimborn/Li/Härdle (2020) mit ähnlichen Beobachtungen ein – und das, obwohl diese leicht abweichende Analyserahmen verwendet und auch tendenziell größere Kryptowährungspositionen beigemischt haben.¹⁹²² Die dem teilweise entgegenstehende Beobachtung aus der Arbeit von Brière/Oosterlinck/Szafarz (2015), dass eine Beimischung von Kryptowährungen zwar weiterhin vorteilhaft ist und darüber hinaus sogar nun eine Risikoreduktion im Portfolio bewirkt, war zuvor hingegen nur selten, wie etwa teilweise im unrestringierten Modellrahmen, beobachtbar.¹⁹²³

Eine naheliegende Interpretation der vorausgegangenen Ergebnisse wäre in Anlehnung an Glas/Poddig (2018) nun, dass nur solche Investoren von den zusätzlich möglichen

¹⁹²⁰ Vgl. Kap. 4.6.1 - 4.6.2; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 75-82.

¹⁹²¹ Vgl. Kap. 4.6.2; Petukhina et al. (2020), S. 5; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 76, 82.

¹⁹²² Vgl. Kap. 4.5.2 - 4.5.5, 4.6.2; Eisl/Gasser/Weinmayer (2015), S. 4-6, 12-16; Petukhina et al. (2020), S. 5, 34f.; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 73f., 82; Trimborn/Li/Härdle (2020), S. 292f., 297f. Zudem zeigen sich ähnliche Beobachtungen auch in einem methodisch ähnlichen, aber In-Sample-bezogenen Ansatz von Holovatiuk (2020). Vgl. hierzu Holovatiuk (2020), S. 49, 52.

¹⁹²³ Vgl. Kap. 4.6.2.1.1; Brière/Oosterlinck/Szafarz (2015), S. 370; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 75-82.

Renditen einer Beimischung von Kryptowährungen profitieren können, die gleichzeitig tendenziell größere Risiken zu tragen bereit sind.¹⁹²⁴ Hierbei müssen die unterstellten deutschen Privatinvestoren individuell bedenken, dass eine Investition in Kryptowährungen nicht nur aufgrund ihrer mangelnden Wertbasis, ihrer hohen spekulationsbedingten Volatilität (beide: s. Kap. 3.1.2.2.1.2 - 3.1.2.2.1.3), ihrer (auch liquiditätsbedingt) hohen Angriffsfläche gegenüber Marktmanipulationen (s. Kap. 3.2.2.1.2, 3.2.2.4) und dem daraus erwachsenen hohen Beitrag zum Portfoliorisiko, sondern auch aufgrund ihres hohen Sterberisikos (s. Kap. 2.2.2), ihrer teils erheblichen Nachhaltigkeitsprobleme (s. Kap. 2.1.2.2.2.1) und ihrer vielfachen weiteren Risiken (s. Kap. 3.2.2.4) ein erhebliches Maß an Risikotragfähigkeit voraussetzt, die eben nicht alle Einzelinvestoren mitzubringen vermögen.¹⁹²⁵ Insbesondere die Auswirkungen des nicht vollumfänglich modellierbaren Sterberisikos sowie allen damit verbundenen Effekten auf die Portfoliorenditen und die Vermögensentwicklung ließen sich in den vorausgegangenen Analysen dieser Arbeit insgesamt nur begrenzt berücksichtigen.¹⁹²⁶ Sind Investoren allerdings dennoch dazu bereit, derartige Risiken auf sich zu nehmen, so konnte in dieser Out-of-Sample-Analyse (s. Kap. 4.6.2) gezeigt werden, dass die Beimischung einer geringen bis moderaten Kryptowährungsposition im Zeitablauf vorteilhaft auf die Portfolioperformance wirken konnte.¹⁹²⁷ Somit bleibt abschließend jedem Investor selbst überlassen, wie dieser im Rahmen dieser Abwägung alle herausgehobenen Potentiale und Risiken von Kryptowährungsinvestments für sich gewichtet und welche Investitionsentscheidungen dieser letztlich daraus ableitet.¹⁹²⁸

¹⁹²⁴ Vgl. Kap. 4.6.2; Glas/Poddig (2018), S. 118, 127.

¹⁹²⁵ Vgl. Kap. 2.1.2.2.2.1, 2.2.2, 3.1.2.2.1.2, 3.1.2.2.1.3, 3.2.2.1.2, 3.2.2.4; Glas/Poddig (2018), S. 114f., 118, 124, 126; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 82; Thiele/Diehl (2017), S. 4.

¹⁹²⁶ Vgl. Glas/Poddig (2018), S. 114, 118; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 82.

¹⁹²⁷ Vgl. Kap. 4.6.2; Eisl/Gasser/Weinmayer (2015), S. 4-6, 14-16; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 82; Trimborn/Li/Härdle (2020), S. 297f.

¹⁹²⁸ Vgl. Schmitz/Hoffmann (2021), S. 82.

5 Konklusion und Ausblick

Kryptowährungen sind als technische Innovation infolge des zunehmenden Misstrauens von Wirtschaftssubjekten in das traditionelle Finanzsystem direkt im Anschluss an die Subprime-Krise entstanden. Entwickelt mit der Intention, ein dezentral transferiertes, alternatives Tauschmittel zu erschaffen, welches keinerlei Vertrauen in eine zentrale Institution benötigt, dessen mengenmäßiges Wachstum über einen Algorithmus streng reguliert ist und das ernsthaft mit den (bisher) etablierten Fiat-Währungen konkurrieren soll, können Kryptowährungen aufgrund ihrer noch jungen Historie die großen Erwartungen ihrer Entwickler aktuell (noch) nicht vollumfänglich erfüllen.

Denn Kryptowährungen sind aus der juristischen Perspektive gar nicht und aus der ökonomischen Perspektive nur für wenige Nutzergruppen überhaupt als eine Geldform zu klassifizieren. Trotz einer stetigen Weiterentwicklung der Kryptoökonomie kommt diese Studie zum vergleichbaren Ergebnis mit früheren Studien, dass die traditionellen Geldfunktionen (Wertaufbewahrungsmittel, Tauschmittel, Recheneinheit) – zumindest aus einer deutschen bzw. europäischen Perspektive nur als in geringem Maße erfüllt angesehen werden können. Stattdessen zeigte sich im Rahmen der Analyse, dass Kryptowährungen trotz ihrer Intention als Zahlungsmittel aufgrund seiner extremen Wertschwankungen nahezu überwiegend als (spekulatives) Asset gehalten werden. Weil Kryptowährungen dazu auch noch die Kriterien von Sharpe (1992) erfüllen, lassen sich jene sogar eine eigenständige Assetklasse von anderen existierenden Assetklassen abgrenzen. Neben einem direkten Investment über die jeweiligen Kryptocoins konnten für Investitionen in Kryptowährungen eine Vielzahl weiterer Investmentvehikel (z.B. Fonds, Derivate) am Markt identifiziert werden. Unabhängig vom gewählten Investmentvehikel ist bei jeglicher Investition in Kryptowährungen aber durchaus Vorsicht geboten. So konnte etwa gezeigt werden, dass Kryptowährungen üblicherweise keinen intrinsischen Wert besitzen und deren Wertentwicklung primär durch die Spekulation auf künftige Kurse getrieben ist, was in Verbindung mit der regelmäßigen Blasenbildung auf dem Kryptowährungsmarkt in Verbindung gebracht werden kann. Das damit verbundene Risiko spekulationsbedingt hoher Wertschwankungen ist insbesondere für risikoaverse Investoren nachteilig. Dabei konnte anhand der Renditeverteilung gezeigt werden, dass Kryptowährungen einen glücksspielähnlichen Charakter aufweisen. Denn während im Median sogar tendenziell Verluste mit Kryptowährungsinvestments gemacht werden, wird von Kryptowährungsenthusiasten

häufig die ebenso vorliegende Chance auf (positive) Extremrenditen herausgestellt. Allerdings muss zur Vollständigkeit ergänzt werden, dass auf dem Kryptowährungsmarkt auch extreme Verluste möglich sind, die z.B. bei der (temporären oder finalen) Inaktivität einer Kryptowährung oder bei Betrugsszenarien bis hin zu einem kompletten Vermögensverlust reichen können. Neben solchen Kursrisiken wurden zudem auch noch weitere Risiken von Kryptowährungen als Tauschmittel und/oder Asset herausgearbeitet, wozu u.a. auch Liquiditätsrisiken, operationelle Risiken, regulatorische Risiken und ethische Risiken gehören.

Zur Analyse des Diversifikationsbeitrages von Kryptowährungen für die Multi-Asset-Portfolios deutscher Investoren wurde dann auf das bereits veröffentlichte Working Paper von Schmitz/Hoffmann (2021) zurückgegriffen, die die Analysefragestellung sowohl auf der Ebene einer In-Sample-Analyse als auch auf der Ebene einer Out-of-Sample-Analyse untersuchte.

Im Rahmen der zuerst durchgeführten In-Sample-Analyse sind für Kryptowährungen in Einzelfällen zwar durchaus Szenarien erkennbar, in denen die Investoren durch Beimischung von Kryptowährungen eine höhere Effizienzlinie, d.h. bei gleichem Risiko eine höhere erwartete Rendite bzw. bei gleicher erwarteter Rendite ein niedrigeres Risiko, erreichen konnten. Allerdings ist dieses Muster trotz der (durchschnittlichen) Unkorreliertheit des betrachteten gleichgewichteten Kryptowährungsindex (EWCI) mit allen anderen betrachteten Assetklassen in den hier berechneten Portfolios – mit Ausnahme des nativen Portfolios – dennoch nicht der Regelfall. Insbesondere die Optimierung über den gesamten Analysezeitraum (Fall A) ergab modellübergreifend, d.h. sowohl für den unrestringierten Modellrahmen als auch für die Long-Only-Rahmen ohne/mit nicht-pekuniäre(n) Transaktionskosten, nur in Ausnahmefällen spürbar von null abweichende Kryptowährungsgewichte in den optimalen Portfolios (GMVP und TP) und selbst dort vermeintlich geringe Portfoliogewichte. Bei der Betrachtung einjähriger Subsamples (Fall B) konnte dieses Muster zwar aufgebrochen werden und es fand auch eine regelmäßige Beimischung von Kryptowährungen in das Anlageportfolio statt, doch war diese – abgesehen vom Szenario der Long-Only-Portfolios (unter Berücksichtigung eines alternativen Kryptowährungsindex) – auch weiterhin zumeist in der Minderheit der Fälle erkennbar. Die konkreten Ergebnisse hingen dabei generell (i) vom betrachteten Zeitraum (inkl. der dort vorherrschenden konjunkturellen Situation), (ii) von der Zusammensetzung des

Benchmark-Portfolios, (iii) von der Risikoeinstellung der Investoren und dem daraus resultierenden Optimierungsrahmen, (iv) von der zusätzlichen Berücksichtigung von Leerverkaufs- und/oder Liquiditätsbeschränkungen sowie (v) von der Abbildungsform des Kryptowährungsmarktes (Einzeltitel, Indizes) und damit verbunden auch von der individuellen (Einzeltitel-) Titelauswahl und (Index-) Gewichtung ab.

Gerade die Unterscheidung verschiedener Repräsentationsformen des Kryptowährungsmarktes sowie das sukzessive Hinzuschalten weiterer Optimierungsannahmen (wie z.B. erst ein Verbot von Leerverkäufen, dann die Einführung von Liquiditätsüberlegungen) haben dabei interessante Erkenntnisse geliefert, ob und wie Adaptionen des Analyserahmens letztendlich auf die Ergebnisse gewirkt haben könnten und welche Unterschiede dabei ggf. auch zu anderen Studien in der Literatur bestehen. Zur Beschreibung potentieller Unterschiede hat sich insbesondere die Auswahl einer passenden Repräsentationsform als wichtiger Baustein zur präziseren Bewertung der Gesamtmarktperformance herausgestellt. Auftretende Abweichungen sind dabei kein Schwachpunkt der Analyse, sondern können schlichtweg dahingehend interpretiert werden, dass (i) Einzeltitel den Markt nicht repräsentativ abbilden können und (ii) marktkapitalisierungsgewichtete Indizes aufgrund des dort hoch gewichteten Bitcoins mit seiner überdurchschnittlichen Performance die Entwicklung des Kryptowährungsmarktes ggf. überschätzen, was sich etwa bei den Long-Only-Portfolios in teilweise höheren Portfoliogewichten der Kryptowährungsposition bemerkbar machte. Der gleichgewichtete und damit stärker durchschnittsorientierte EWCI wurde dort hingegen tendenziell vorsichtiger beigemischt.

Trotz kleinerer Detailunterschiede resultierte aus der In-Sample-Analyse dennoch nahezu unisono, dass Kryptowährungen (wenn überhaupt) nur phasenweise und das mit einem weitgehend geringen bis moderaten Portfoliogewicht beizumischen waren und sich Phasen mit größeren Gewichtungen meist in Zeitclustern (mit teils auffälliger Korrelation zur konjunkturellen Situation) ansammelten.

Als die im Rahmen der In-Sample-Analyse auf Basis des zurückliegenden Beobachtungsfensters berechneten optimalen Portfoliogewichte dann im Rahmen der zusätzlich durchgeführten Out-of-Sample-Analyse auf den jeweils folgenden Analysemonat bei der Portfoliokonstruktion angewendet wurden, zeigte sich, dass die Beimischung von Kryptowährungen überwiegend zu einem höheren Endvermögen führte als ein Portfolio ohne Kryptowährungen. Damit verbunden war auch, dass das Portfolio mit Kryptowährungen eine höhere erwartete Rendite und eine höhere Performance aufwies, wobei gleichzeitig auch ein höheres Portfoliorisiko in Kauf genommen werden musste. Dieses Ergebnis ist

dabei (abgesehen von kleineren Anomalien in den unrestringierten Portfolios) modellübergreifend sowohl für das GMVP als auch für das TP erkennbar und tritt auch bei einem naiv diversifizierten Portfolio identisch auf.

Bei der Interpretation aller Ergebnisse der In-Sample-Analyse und der Out-of-Sample-Analyse war final zu beachten, dass etwaige Vermögensverluste, wie sie durch die langfristige Inaktivität einer Kryptowährung entstehen, nicht in der Indexentwicklung gegriffen werden konnten und somit den überwiegend nur schwachen Diversifikationsbeitrag von Kryptowährungen noch weiter verschlechtert hätten, da die erwartete Rendite der Kryptowährungsposition folglich tendenziell überschätzt, das Risiko tendenziell unterschätzt und die Performance somit tendenziell überschätzt wird.

Insgesamt kann für deutsche Privatinvestoren aber keine einheitliche Empfehlung abgegeben werden, ob eine Beimischung von Kryptowährungen für diese sinnvoll erscheint oder nicht. Diese Entscheidung hängt letztendlich insbesondere von der Risikotragfähigkeit der Investoren ab, da Kryptowährungen als sehr spekulative Investments mit hohen Gewinn- und Verlustpotentialen tendenziell eher für risikofreudigere Investoren geeignet sind. Neben diesen im Rahmen der vorigen Berechnungen besonders fokussierten Marktpreisrisiken sind insbesondere auch noch weitere Risiken (z.B. ethische, liquiditätsbezogene und operationelle Risiken) von besonderer Relevanz für die Entscheidung. In diesem Zuge sollten die Investoren auch die Kompatibilität von Kryptowährungsinvestments mit ihren definierten Anlagezielen überprüfen, da eine Beimischung von Kryptowährungen etwa bei einer stärkeren Fokussierung von Nachhaltigkeitszielen aufgrund ihres teils schlechten ökologischen Fußabdrucks durchaus konfliktär wirken kann. Auch die Wettbewerbssituation zu potenziell künftigen Konkurrenten wie den aktuell in der Entwicklung befindlichen CBDCs (wie z.B. einem digitalen Euro) sollte bei dieser besonderen Abwägung Berücksichtigung finden.

Allerdings unterliegt die vorausgegangene Untersuchung auch einer Reihe von Limitationen, die bei der Ergebnisbewertung ebenso zu berücksichtigen sind:

In diesem Kontext wäre neben der konsequent durchgehaltenen regionalen Fokussierung auf Deutschland insbesondere auch die Zusammenstellung des Datensatzes erwähnenswert. Denn die in dieser Arbeit verwendeten Daten wurden abschnittsübergreifend für ein Zeitfenster vom 01.01.2014 bis zum 01.06.2019 erhoben und konnten neuere Entwicklungen, wie sie sich etwa im Rahmen der Corona-Pandemie ergeben haben dürften, nicht

mehr aufgreifen. Der Datensatz zur Analyse des Diversifikationsbeitrages von Kryptowährungen umfasst dabei neun verschiedene Assetklassen, von denen angenommen wurde, dass diese sinnvoll über die gewählten passiven (Benchmark-) Indizes abgebildet werden konnten. Die hierfür selbst konstruierten Kryptowährungsindizes stützten sich dabei auf ein Kryptowährungsuniversum, das einem (Gesamt-) Marktausschnitt vom 01.01.2014 entspricht, während nach diesem Stichtag entstandene Titel mit kürzerer Datenhistorie ausgeblendet wurden. Daneben wurden im Rahmen der Portfoliooptimierung die Annahmen getroffen, dass (i) der gewählte Mittelwert-Varianz-Ansatz trotz nicht-normalverteilter Renditen dennoch anwendbar bleibt und (ii) das bei einer Berücksichtigung von Liquiditätsüberlegungen eingeführte Transaktionskostenbudget mögliche Portfolioumschichtungen auf den Bereich ± 1 % begrenzt.

Für die künftige Kryptowährungsforschung ergibt sich aus der vorausgegangenen Arbeit somit eine Vielzahl interessanter Anknüpfungspunkte: Diese liegen nicht nur in der Adressierung der vorgenannten Limitationen (z.B. in Form einer Adaption des Portfoliooptimierungsrahmens zur Berücksichtigung der konkreten individuellen Renditeverteilungen aller Assetklassen oder auch in der Weiterentwicklung des hier verwendeten gleichgewichteten Kryptowährungsindexes), sondern auch in einer Vertiefung der vorigen Beobachtungen (wie z.B. des Zusammenhangs zwischen der Repräsentationsform des Kryptowährungsmarktes und den aus dieser Annahme resultierenden Wirkungen auf den Diversifikationsbeitrag von Kryptowährungen). Auch die jüngsten Entwicklungen während der Corona-Pandemie sind dabei beachtenswert.

In diesem Zuge wird in Zukunft sowohl für die Forschung als auch für die Asset-Management-Praxis dann auch interessant zu beobachten sein, ob die zuletzt während der Corona-Krise (temporär) beobachtete Preisexplosion des Bitcoins nachhaltiger Natur war oder ob Kryptowährungen nicht doch eher – frei nach Warren Buffet – „zu einem schlechten Ende kommen“¹⁹²⁹ werden.

¹⁹²⁹ Übersetzung des Verfassers des Originalzitats von Warren Buffet, zitiert in De (2018). Das Originalzitat von Warren Buffett lautet: „In terms of cryptocurrencies, generally, I can say with almost certainty that they will come to a bad ending“ (Warren Buffet, zitiert in: De (2018)).

A. Appendix

A.1 Appendix zur geldtheoretischen Analyse

Ergänzung zu Kapitel 3.1.2.2.1.2:

Datenherkunft des Datensatzes für die Volatilitätsanalyse:

Name	Code	Beobachtungszeitraum	Quelle/Herkunft
Kryptowährungen			
Bitcoin	BTC	01.01.2014 - 01.06.2019	Coinmarketcap
Ethereum	ETH	01.09.2015 - 01.06.2019	Coinmarketcap
Ripple	XRP	01.01.2014 - 01.06.2019	Coinmarketcap
Bitcoin Cash	BCH	01.08.2017 - 01.06.2019	Coinmarketcap
Litecoin	LTC	01.01.2014 - 01.06.2019	Coinmarketcap
IOTA	MIOTA	01.07.2017 - 01.06.2019	Coinmarketcap
Monero	XMR	01.06.2014 - 01.06.2019	Coinmarketcap
Deutsche E-Mark	DEM	01.01.2014 - 01.06.2019	Coinmarketcap
Fiat-Währung			
Euro	EUR	01.01.2014 - 01.06.2019	Thomson Reuters Datastream

Tab. 18: Darstellung erhobener Daten zur Gegenüberstellung der Volatilitäten von Kryptowährungen und der Volatilität des Euros¹⁹³⁰

¹⁹³⁰ Eigene Darstellung.

Volatilitätsvergleich der USD-Wechselkurse von ausgewählten Kryptowährungen und dem Euro (als gesetzliches Zahlungsmittel) anhand von Boxplots:

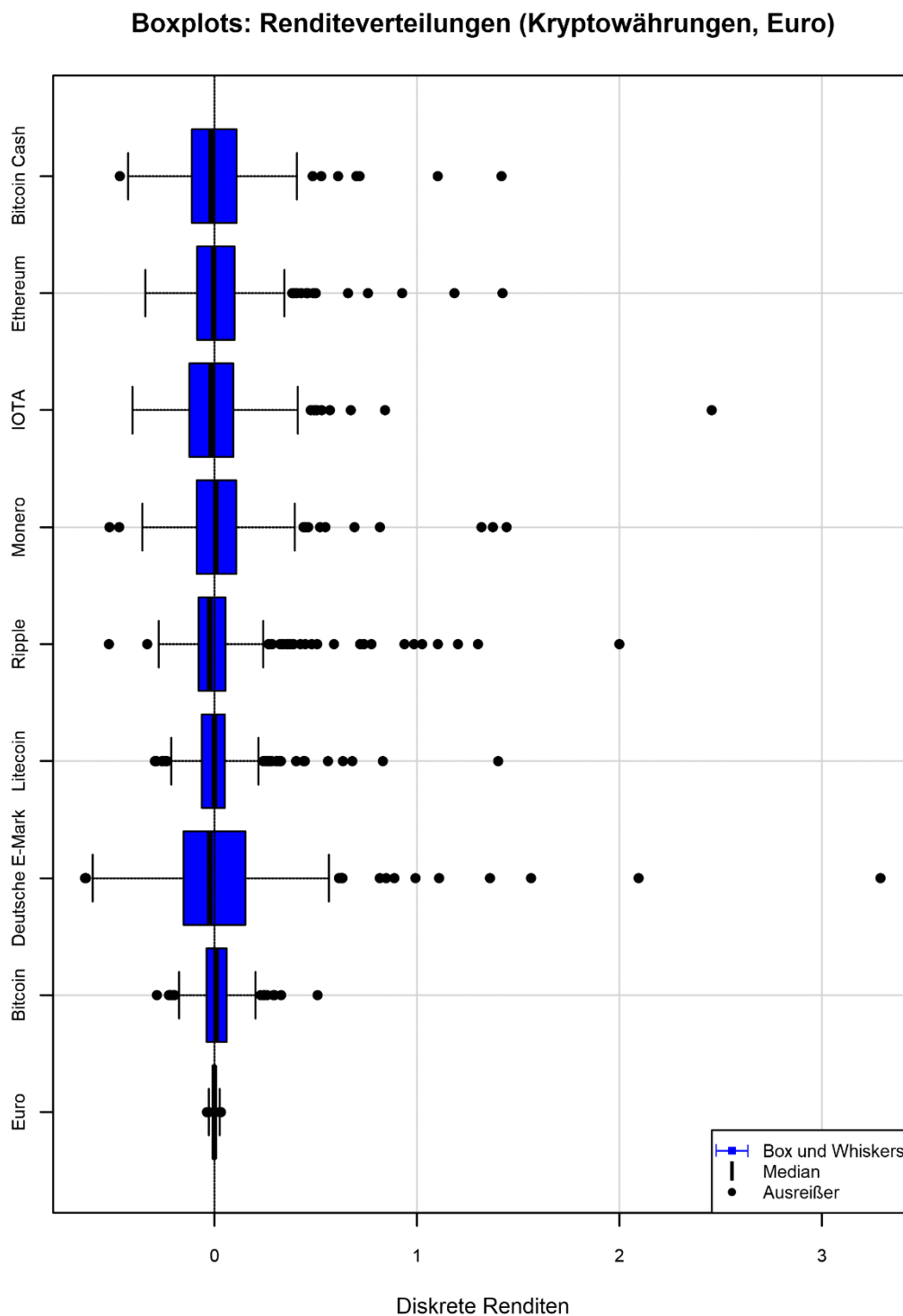


Abb. 52: Darstellung der Verteilungen der als diskrete Rendite interpretierten Wechselkursänderungen (Schlusskurse) ausgewählter Kryptowährungen und des Euros anhand der Darstellungsform der Boxplots¹⁹³¹

¹⁹³¹ Eigene Berechnungen in methodischer Anlehnung u.a. an Corbet et al. (2018b), S. 30. sowie anhand der bereitgestellten Daten von Coinmarketcap und Thomson Reuters Datastream.

A.2 Appendix zur empirischen Portfolioanalyse

A.2.1 Ergänzungen zur Datenherkunft

Ergänzung zu Kap. 4.3.2.2.2:

Indexgewichtungsschema des EWCI im Zeitablauf:

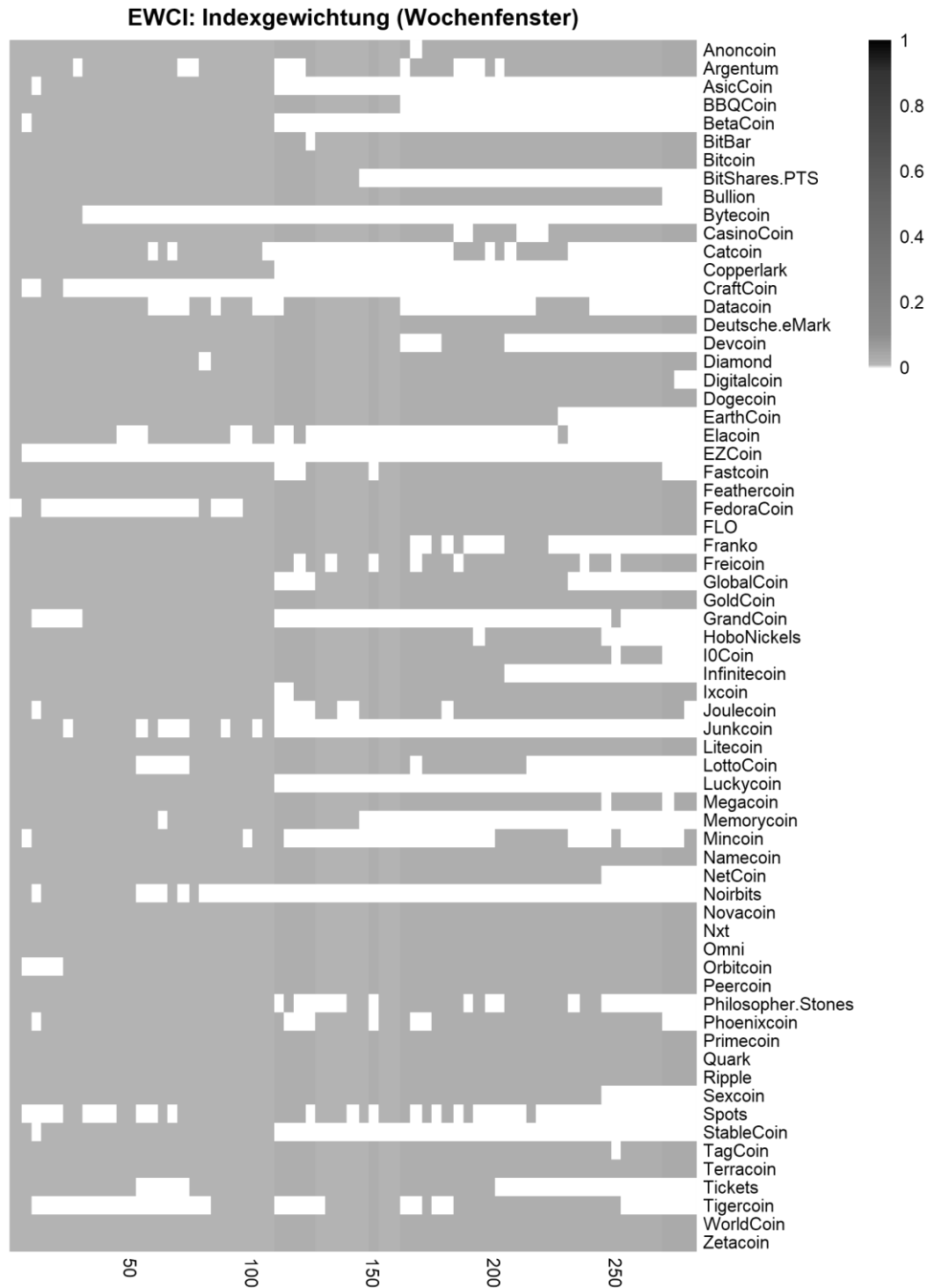


Abb. 53: Aufschlüsselung des für den EWCI gewählten gleichgewichteten Indexgewichtungsschemas für alle Wochen im Beobachtungszeitraum¹⁹³²

¹⁹³² Eigene Berechnungen, bereits (implizit) verwendet bei Schmitz/Hoffmann (2021).

A.2.2 Ergänzungen zu den deskriptiven Statistiken

Ergänzung zu Kap. 4.4.2:

Diskrete Renditen für den erhobenen Analysedatensatz:

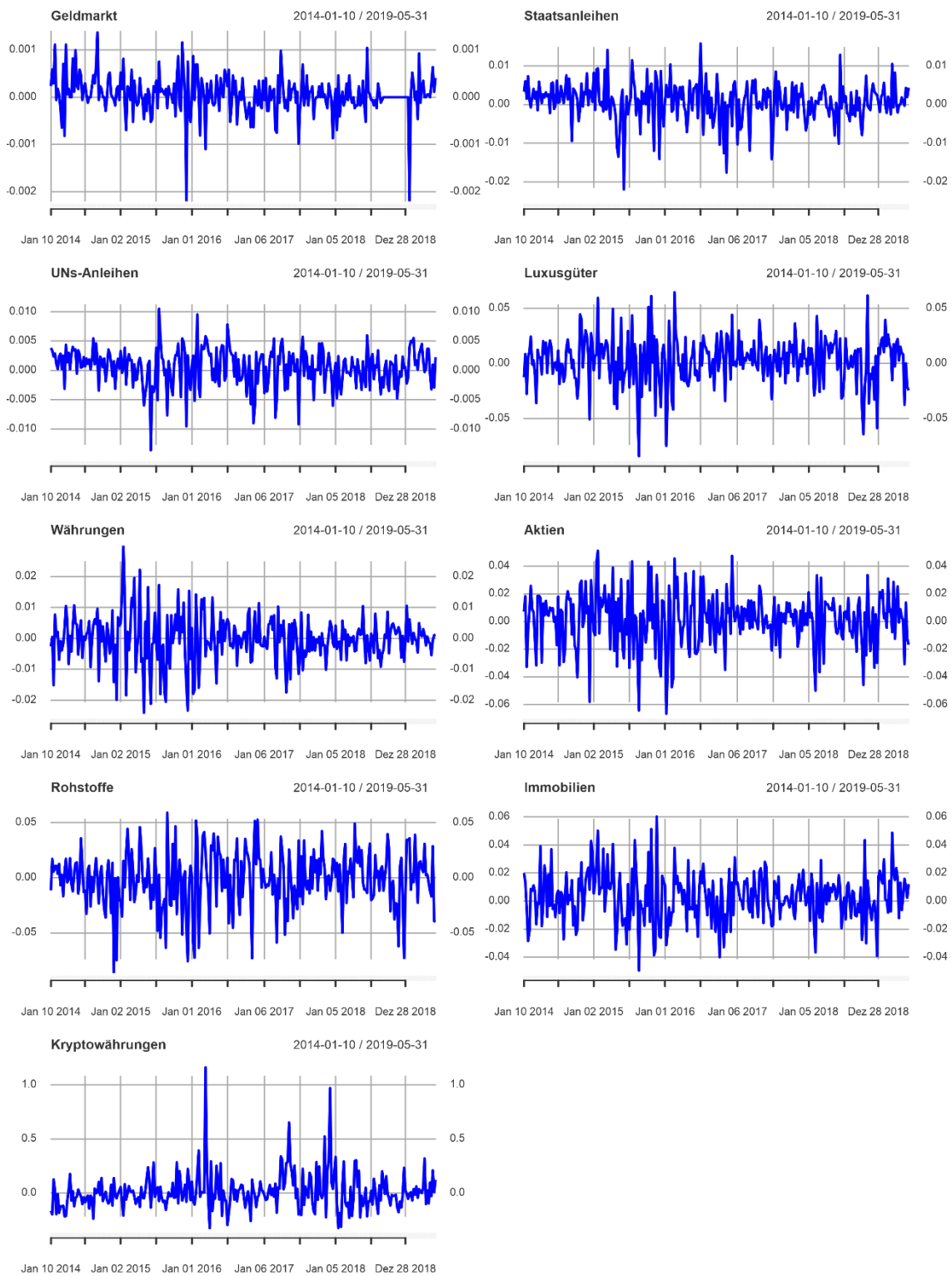


Abb. 54: Überblick über die historischen diskreten Renditen aller Assets im Analysedatensatz¹⁹³³

¹⁹³³ Eigene Berechnungen, bereits (englisch) veröffentlicht bei Schmitz/Hoffmann (2021), S. 86.

Ergänzungen zu Kapitel 4.4.3.2:

Graphische Gegenüberstellung der empirischen Verteilung der Renditen der Benchmark-Assets und der zugehörigen Normalverteilung (Ergänzungen zu Abb. 28):

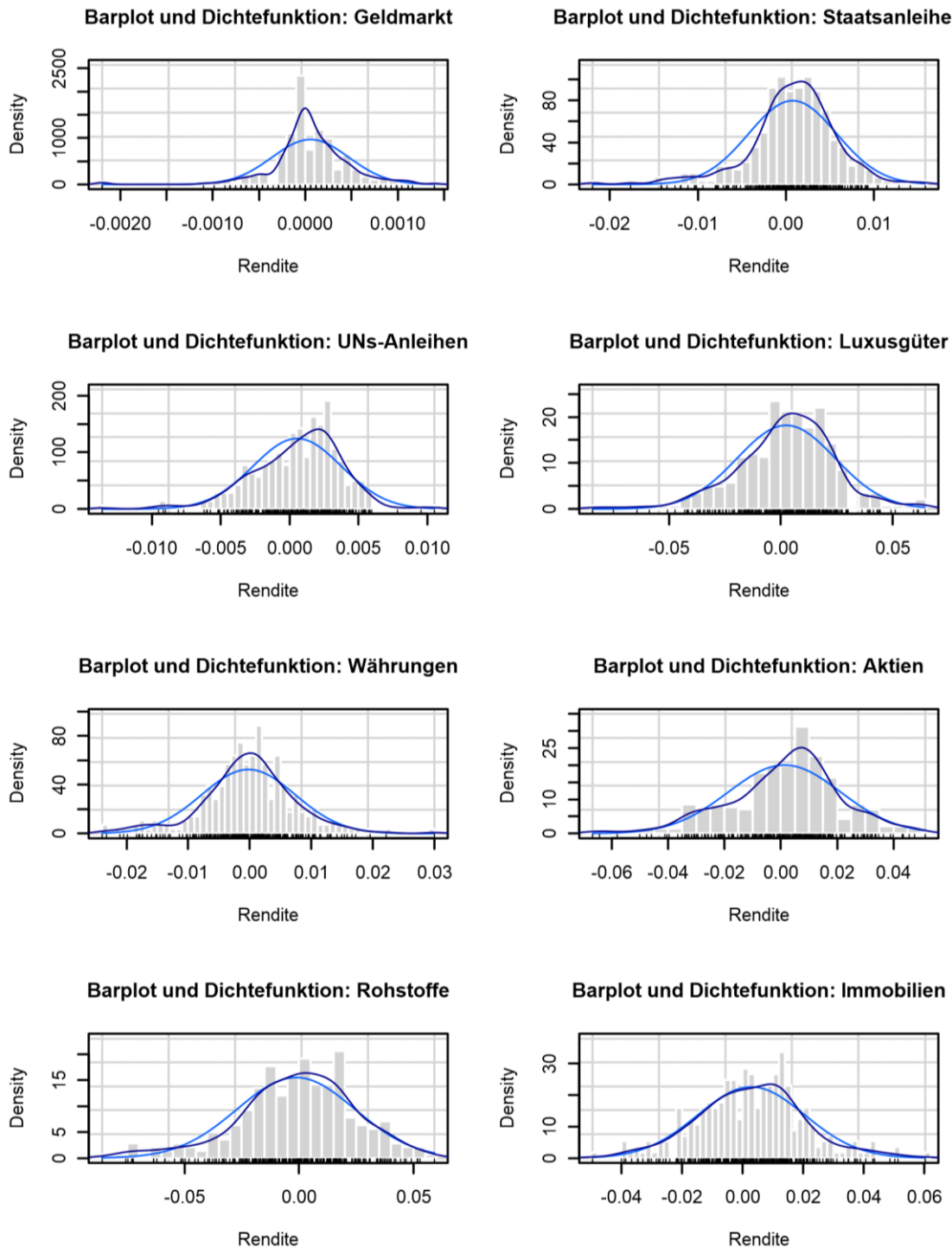


Abb. 55: Gegenüberstellung der Renditeverteilungen von ausgewählten Assetklassen (grau) mit einer Kerndichteschätzung (dunkelblau) und der Normalverteilung (hellblau)¹⁹³⁴

¹⁹³⁴ Eigene Berechnungen in methodischer Anlehnung an Osterrieder/Lorenz/Strika (2017), S. 61f., bereits (englisch) veröffentlicht bei Schmitz/Hoffmann (2021), S. 87. Die Interpretation dieser Grafiken wurde bereits in Kap. 4.4.3.2 beschrieben. Es gilt zudem weiterhin die Legende aus Abb. 28.

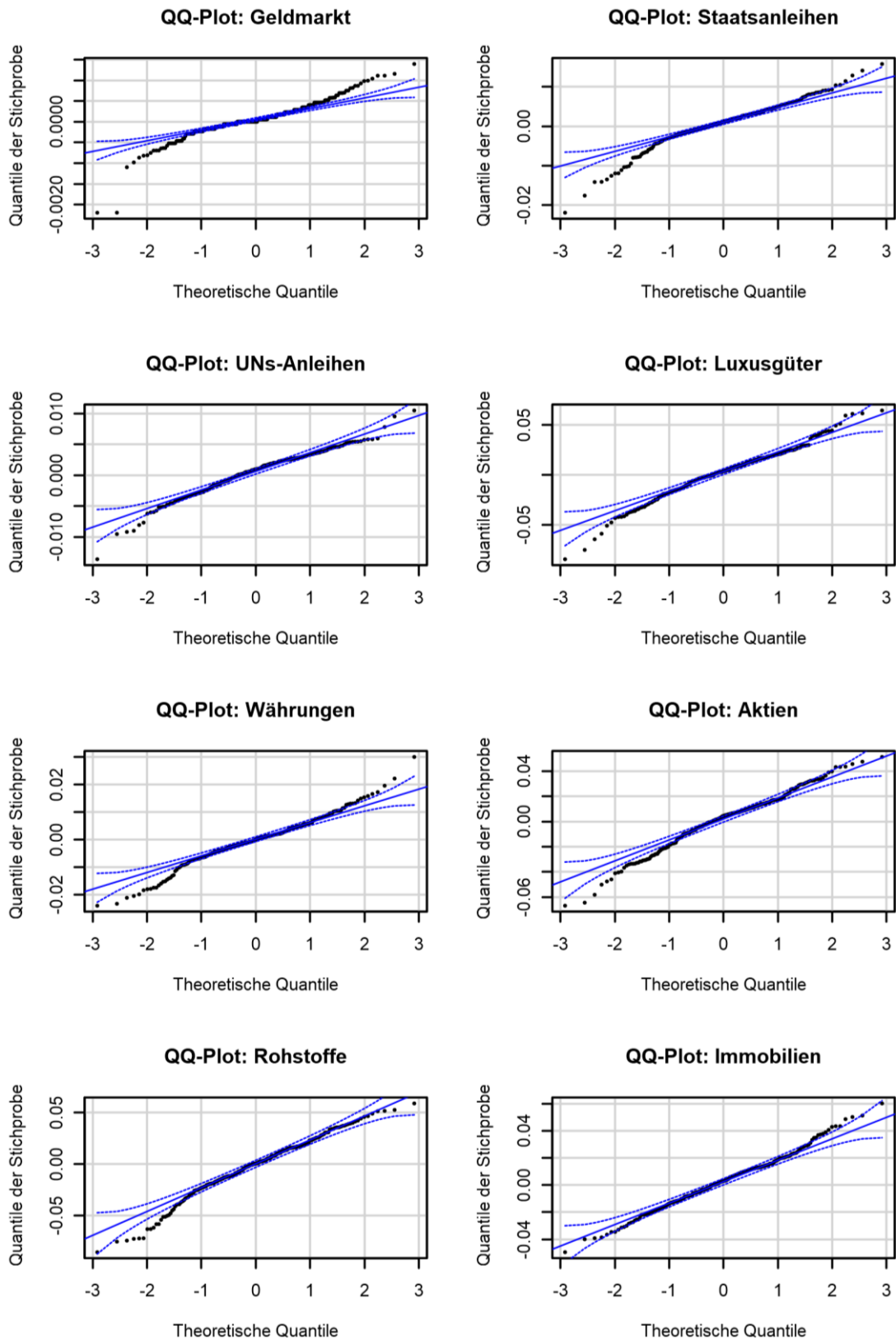


Abb. 56: QQ-Plots für die Benchmark-Assets¹⁹³⁵

¹⁹³⁵ Eigene Berechnungen in methodischer Anlehnung an Osterrieder/Lorenz/Strika (2017), S. 62, bereits (englisch) veröffentlicht bei Schmitz/Hoffmann (2021), S. 88. Die Interpretation dieser Grafik wurde in Kap. 4.4.3.2 beschrieben. Es gilt zudem weiterhin die Legende aus Abb. 28.

Ergänzungen zu Kap. 4.4.4.1:

Alternative Korrelationsberechnungen für die vorgenommene Korrelationsanalyse:

(a) Rangkorrelationskoeffizient nach Spearman (Ergänzung zu Abb. 30):

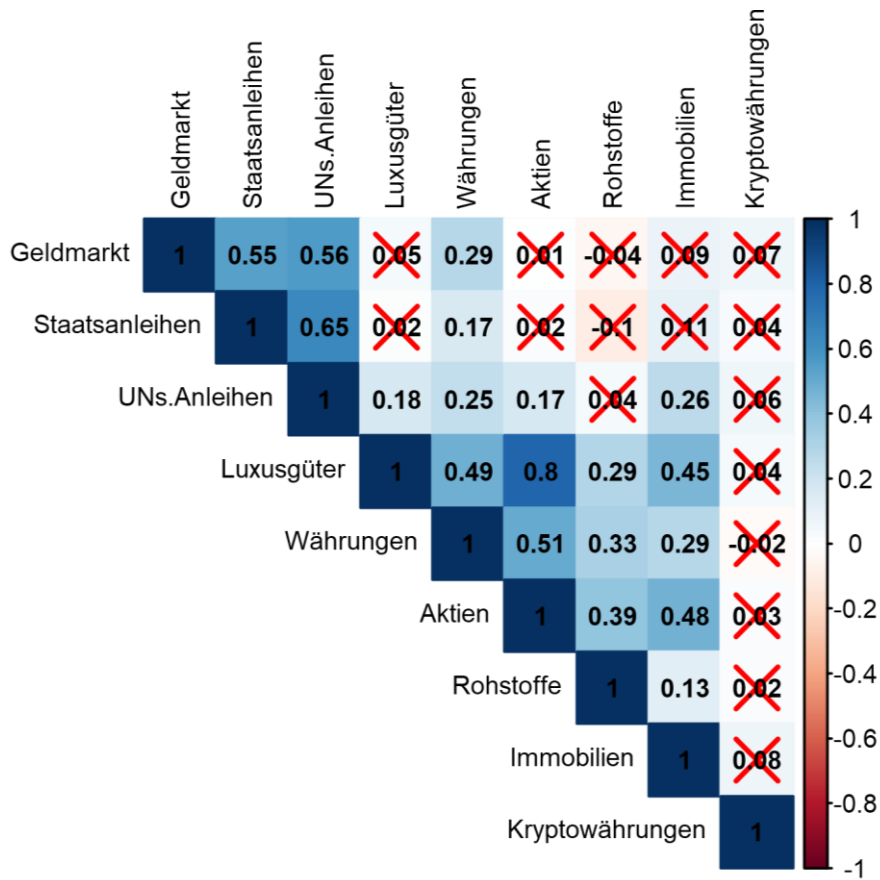


Abb. 57: Spearman-Korrelationsmatrix für den Analysedatensatz¹⁹³⁶

¹⁹³⁶ Eigene Berechnungen in methodischer Anlehnung an Wei/Simko (2017), bereits (englisch) veröffentlicht bei Schmitz/Hoffmann (2021), S. 21.

(b) Rangkorrelationskoeffizient nach Kendall (Ergänzung zu Abb. 30):

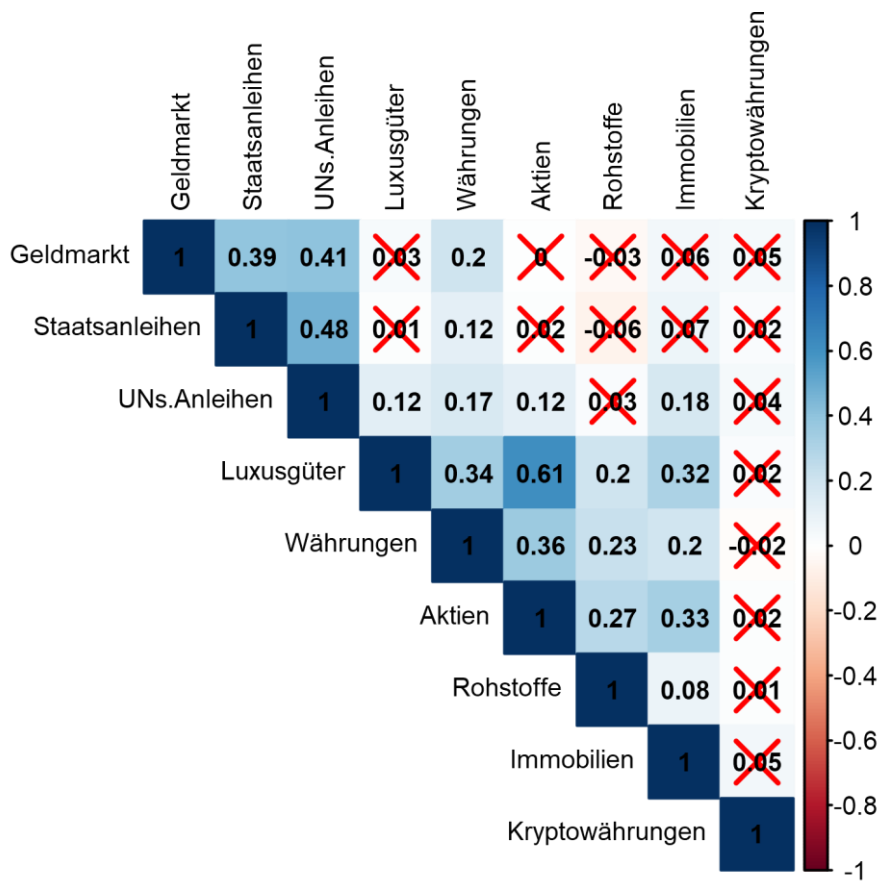


Abb. 58: Kendall-Korrelationsmatrix für den Analysedatensatz¹⁹³⁷

¹⁹³⁷ Eigene Berechnungen in methodischer Anlehnung an Wei/Simko (2017), bereits (englisch) veröffentlicht bei Schmitz/Hoffmann (2021), S. 21.

(c) 52 Wochen Rolling Correlations (Ergänzung zu Abb. 31):

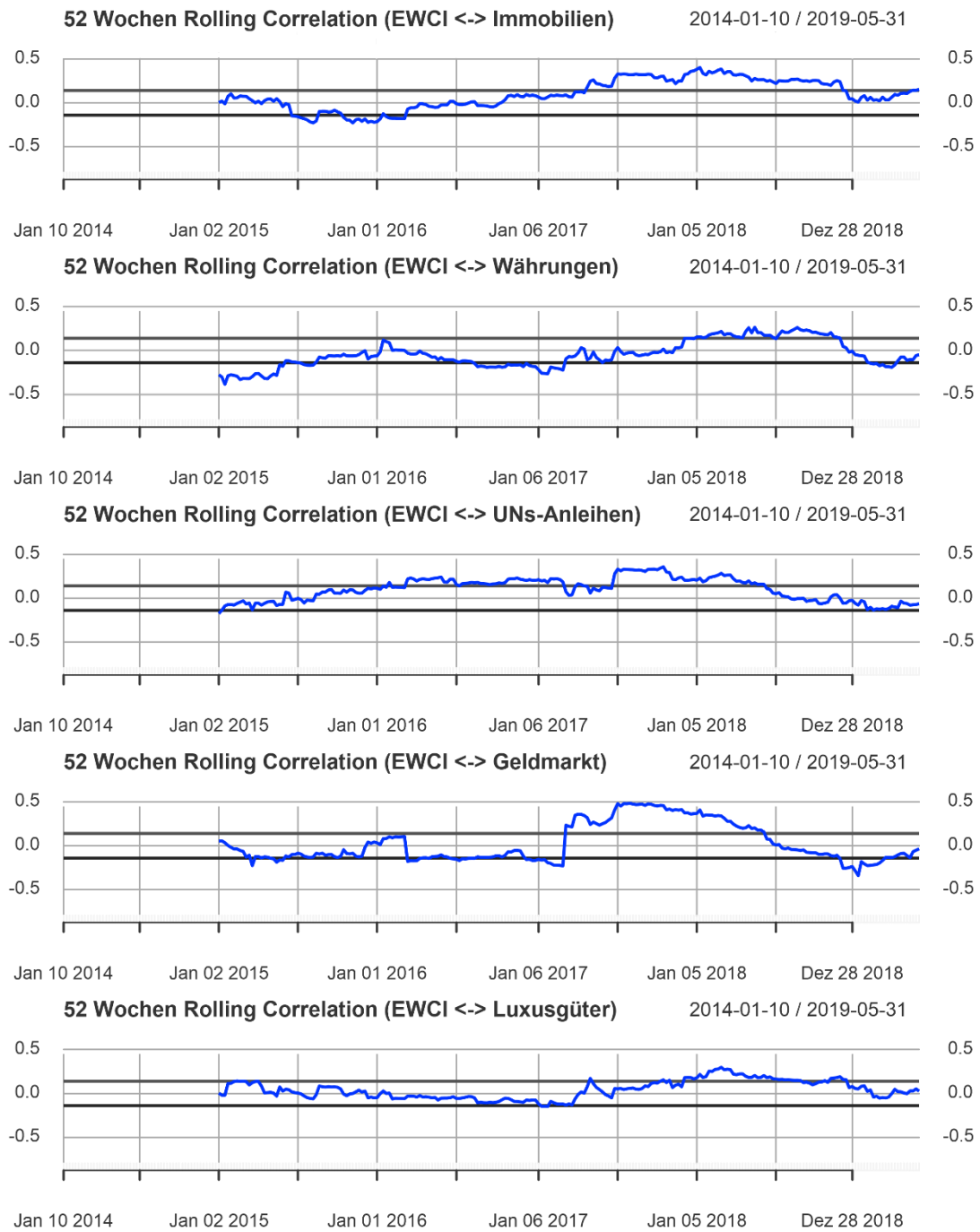


Abb. 59: 52 Wochen Rolling Correlations (Pearson-Koeffizient) zwischen Kryptowährungen und ausgewählten Assetklassen¹⁹³⁸

¹⁹³⁸ Eigene Berechnungen in methodischer Anlehnung an Burniske/White (2017), S. 17, bereits (englisch) veröffentlicht bei Schmitz/Hoffmann (2021), S. 22.

Ergänzung zu Kap. 4.4.4.2:

Konzeptionelle Gegenüberstellung von Euklidischer Distanz und DTW-Distanz:

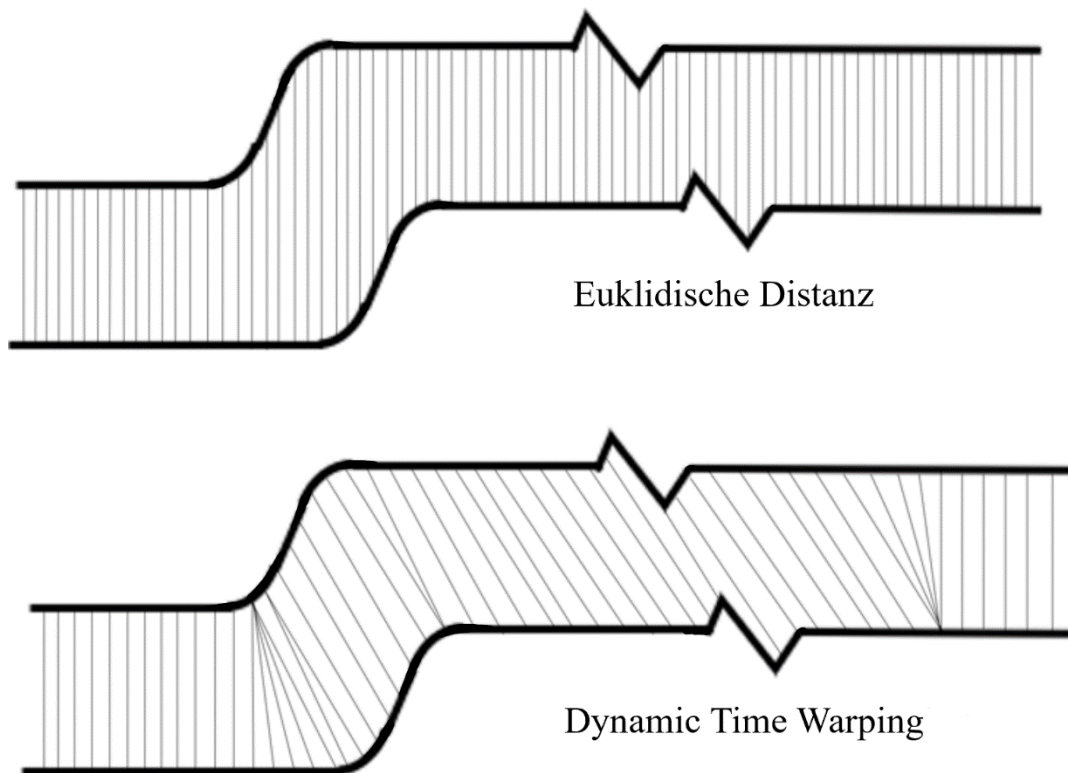


Abb. 60: Graphische Visualisierung des konzeptionellen Unterschieds zwischen Euklidischer Distanz und der DTW-Distanz¹⁹³⁹

¹⁹³⁹ Eigene Darstellung in enger Anlehnung an Ratanamahatana/Keogh (2004), S. 11.

A.2.3 Ergänzungen zur In-Sample-Analyse

Ergänzung zu Kapitel 4.5.2.1:

Zuordnung der eingezeichneten Analysefenster zu den entsprechenden Datumsangaben:

Fenster	Von	Bis (inkl.)	Fenster	Von	Bis (inkl.)
1	01/2014	12/2014	28	04/2016	03/2017
2	02/2014	01/2015	29	05/2016	04/2017
3	03/2014	02/2015	30	06/2016	05/2017
4	04/2014	03/2015	31	07/2016	06/2017
5	05/2014	04/2015	32	08/2016	07/2017
6	06/2014	05/2015	33	09/2016	08/2017
7	07/2014	06/2015	34	10/2016	09/2017
8	08/2014	07/2015	35	11/2016	10/2017
9	09/2014	08/2015	36	12/2016	11/2017
10	10/2014	09/2015	37	01/2017	12/2017
11	11/2014	10/2015	38	02/2017	01/2018
12	12/2014	11/2015	39	03/2017	02/2018
13	01/2015	12/2015	40	04/2017	03/2018
14	02/2015	01/2016	41	05/2017	04/2018
15	03/2015	02/2016	42	06/2017	05/2018
16	04/2015	03/2016	43	07/2017	06/2018
17	05/2015	04/2016	44	08/2017	07/2018
18	06/2015	05/2016	45	09/2017	08/2018
19	07/2015	06/2016	46	10/2017	09/2018
20	08/2015	07/2016	47	11/2017	10/2018
21	09/2015	08/2016	48	12/2017	11/2018
22	10/2015	09/2016	49	01/2018	12/2018
23	11/2015	10/2016	50	02/2018	01/2019
24	12/2015	11/2016	51	03/2018	02/2019
25	01/2016	12/2016	52	04/2018	03/2019
26	02/2016	01/2017	53	05/2018	04/2019
27	03/2016	02/2017	54	06/2018	05/2019

Tab. 19: Zeitliche Aufschlüsselung der jeweiligen Analysefenster aus Fall B¹⁹⁴⁰

¹⁹⁴⁰ Eigene Darstellung, bereits (implizit) verwendet bei Schmitz/Hoffmann (2021).

Ergänzungen zu Kap. 4.5.2.2.1:

Deskriptive Statistiken der berechneten optimalen Portfoliogewichte für das GMVP und das TP (unrestringierter Modellrahmen) in den Szenarien mit und ohne eine Beimischung von Kryptowährungen (Fall B):

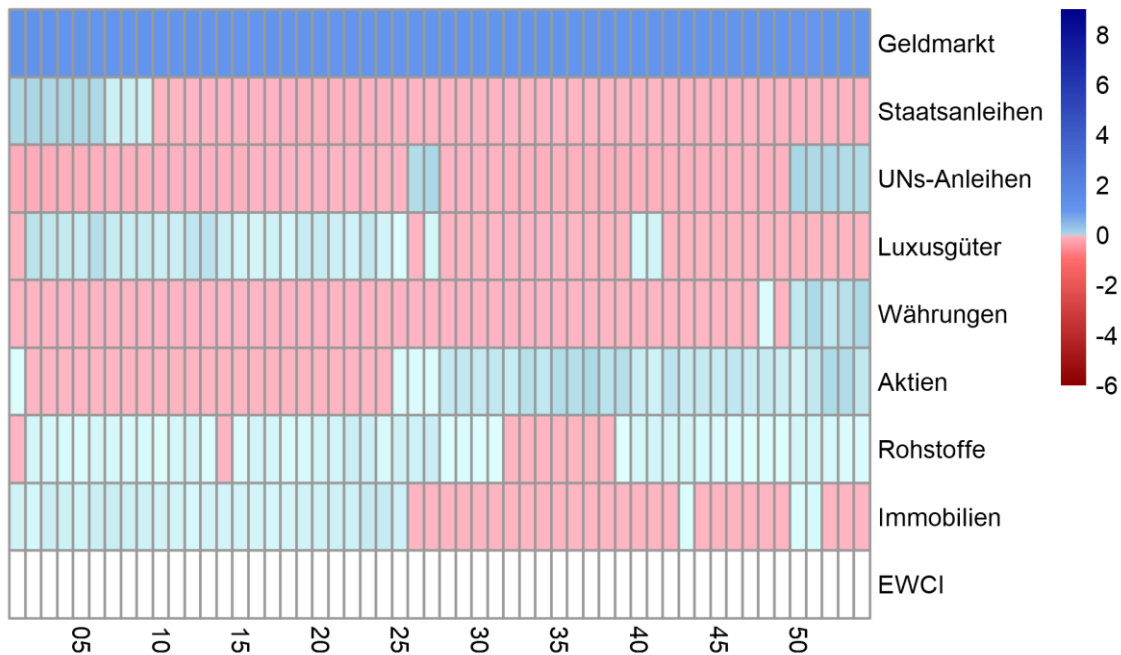
Assets	GMVP		TP	
	Portfolio ohne EWCI	Portfolio mit EWCI	Portfolio ohne EWCI	Portfolio mit EWCI
Durchschnittliche Portfoliogewichte				
Geldmarkt	1,06761	1,06824	1,13770	0,94473
Staatsanleihen	-0,01809	-0,01685	-0,06361	0,01567
Unternehmensanleihen	-0,04223	-0,04484	-0,15254	-0,02307
Luxusgüter	0,00068	0,00078	-0,07151	-0,06975
Währungen	-0,01149	-0,01102	0,12623	0,11460
Aktien	0,00171	0,00158	0,09012	0,05437
Rohstoffe	0,00132	0,00116	-0,01807	-0,02533
Immobilien	0,00048	0,00098	-0,04832	-0,01116
Kryptowährungen	0,00000	-0,00002	0,00000	-0,00008
Weitere deskriptive Statistiken zum Kryptowährungsgewicht				
Minimum	0,00000	-0,00120	0,00000	-0,01087
Maximum	0,00000	0,00084	0,00000	0,04140

Tab. 20: Deskriptive Statistiken der Portfoliogewichte (Unrestringiertes Modell, keine Transaktionskosten) für den Fall B¹⁹⁴¹

¹⁹⁴¹ Eigene Darstellung in methodischer Anlehnung an Eisl/Gasser/Weinmayer (2015), S. 12, bereits (englisch) veröffentlicht bei Schmitz/Hoffmann (2021), S. 37.

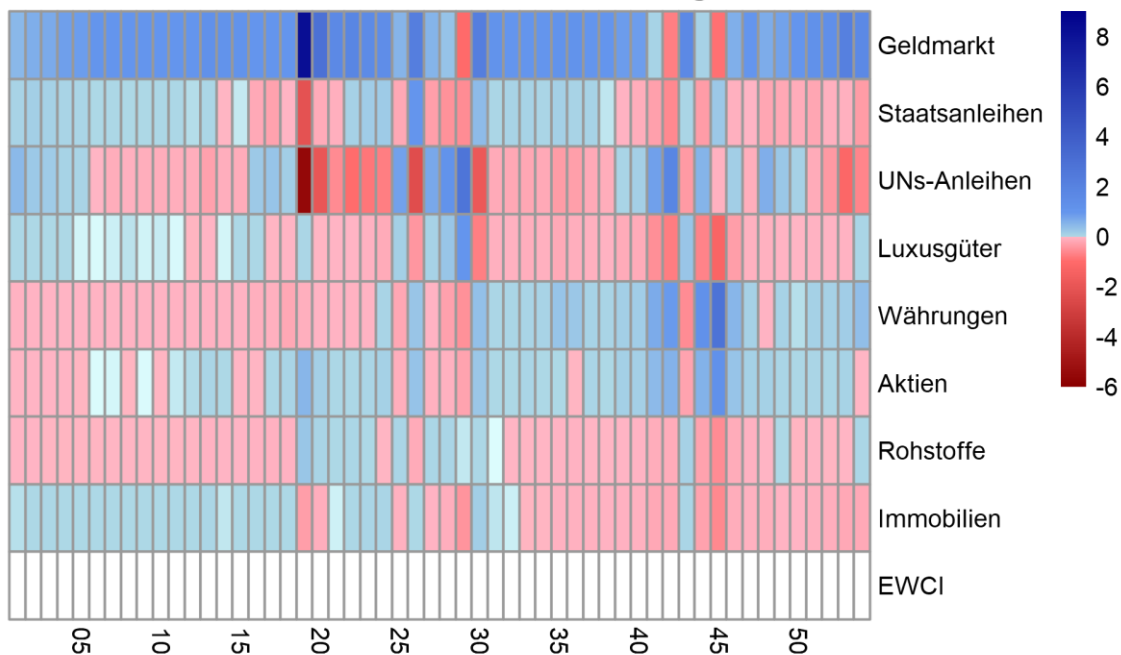
Optimale Portfoliogewichte der betrachteten Assetklassen für das GMVP und TP im Fall B ohne Beimischung von Kryptowährungen (Ergänzungen zu Abb. 34):

Portfolioallokationen für alle Beobachtungsfenster



(i) GMVP: Unrestringiert, ohne Kryptowährungen

Portfolioallokationen für alle Beobachtungsfenster



(ii) TP: Unrestringiert, ohne Kryptowährungen

Abb. 61: Heatmap der optimalen Portfoliogewichte der Benchmark-Assets (Unrestringiertes Modell, keine Transaktionskosten) für den Fall B¹⁹⁴²

¹⁹⁴² Eigene Darstellung in konzeptioneller Anlehnung an Trimborn/Li/Härdle (2020), S. 299f., bereits (englisch) veröffentlicht bei Schmitz/Hoffmann (2021), S. 37.

Ergänzungen zu Kapitel 4.5.3.1:

Diskrete Renditen der im dortigen Robustness Check als einzelne Test-Assets beigemischten Kryptowährungen:

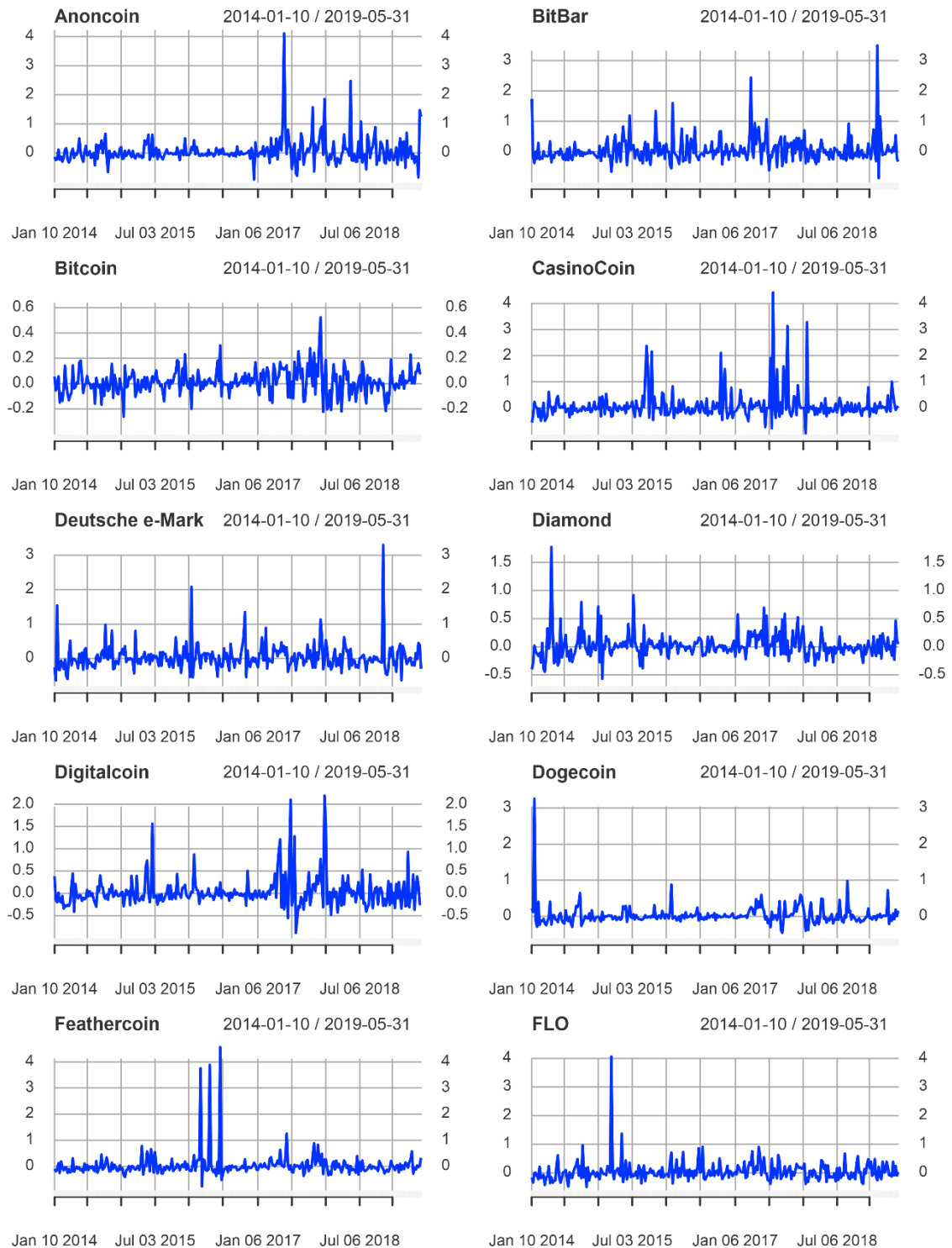


Abb. 62: Diskrete Renditen der im Robustness Check einzeln beigemischten Kryptowährungen (1/3)¹⁹⁴³

¹⁹⁴³ Eigene Berechnungen bereits (englisch) veröffentlicht bei Schmitz/Hoffmann (2021), S. 89.

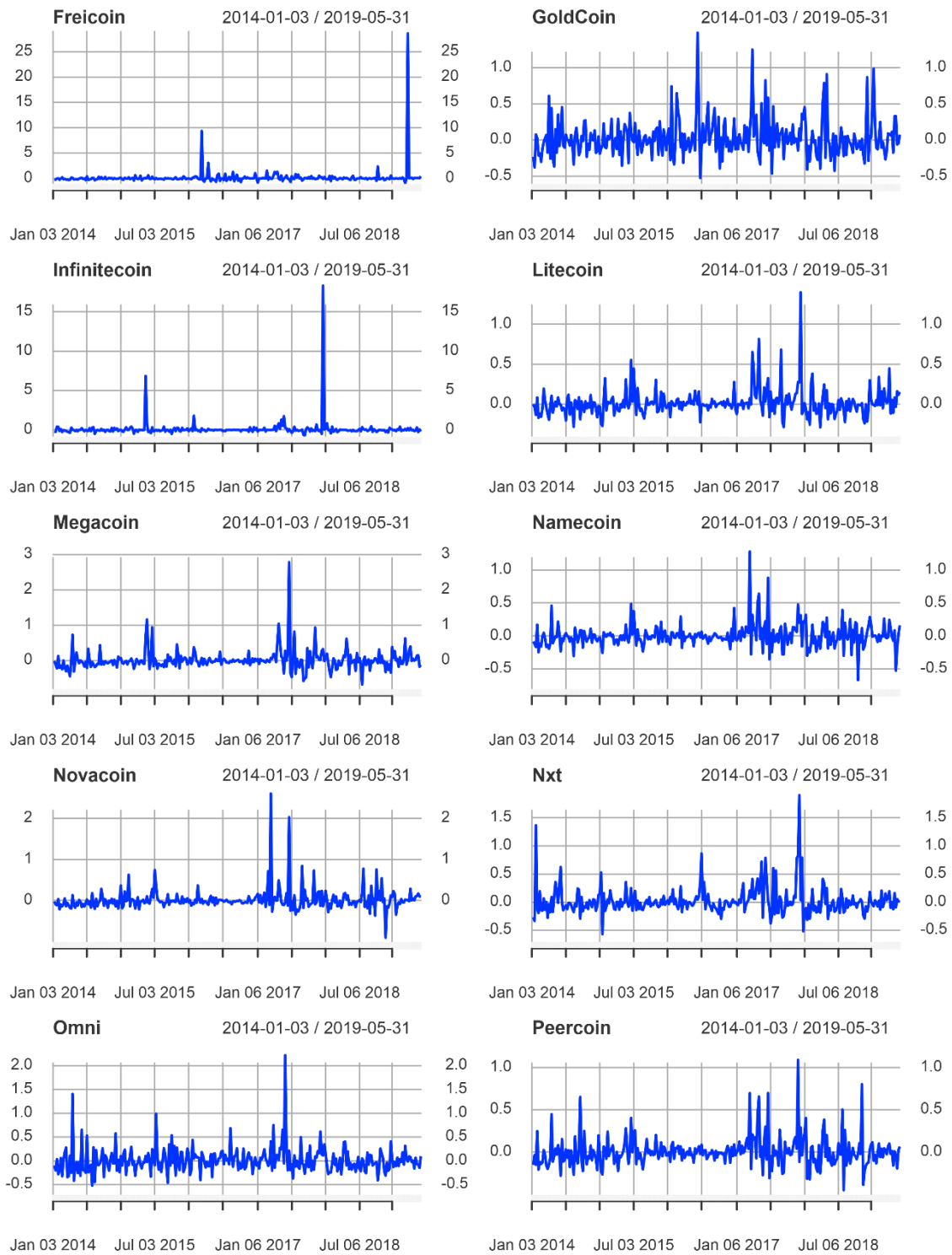


Abb. 63: Diskrete Renditen der im Robustness Check einzeln beigemischten Kryptowährungen (2/3)¹⁹⁴⁴

¹⁹⁴⁴ Eigene Berechnungen bereits (englisch) veröffentlicht bei Schmitz/Hoffmann (2021), S. 90.

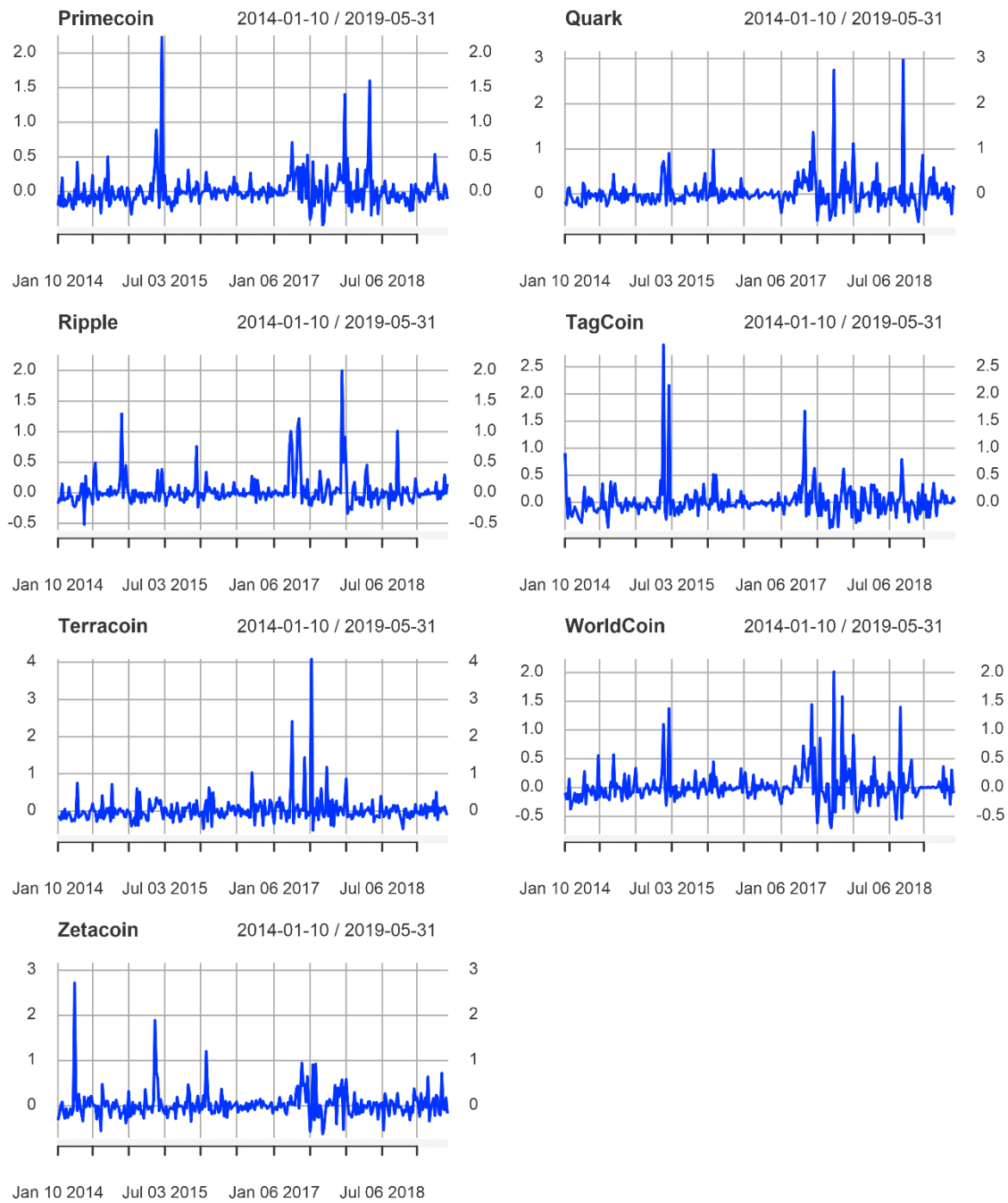


Abb. 64: Diskrete Renditen der im Robustness Check einzeln beigemischten Kryptowährungen (3/3)¹⁹⁴⁵

¹⁹⁴⁵ Eigene Berechnungen bereits (englisch) veröffentlicht bei Schmitz/Hoffmann (2021), S. 91.

Deskriptive Statistiken zu den einzeln berücksichtigten Kryptowährungen:

Kryptowährung	Minimum	Erwartungs- wert	Median	Maximum	Buy-and- Hold- Rendite (p.a.)
Anoncoin	-0,91052	0,05986	-0,03017	4,10113	-0,40747
BitBar	-0,86627	0,05510	-0,01670	3,50182	-0,29432
Bitcoin	-0,26242	0,01391	0,00548	0,52443	0,60093
CasinoCoin	-0,99907	0,08976	-0,00262	4,42188	-0,46878
Deutsche e-Mark	-0,63504	0,03552	-0,01835	3,29784	-0,52767
Diamond	-0,57144	0,02093	-0,00590	1,77662	-0,01848
Digitalcoin	-0,88628	0,02814	-0,03007	2,19583	-0,59256
Dogecoin	-0,45544	0,03115	-0,01040	3,26098	0,62505
Feathercoin	-0,76477	0,04048	-0,03072	4,56503	-0,37058
FLO	-0,49275	0,04560	-0,00712	4,06378	0,41097
Freicoins	-0,96387	0,17507	-0,00373	28,63803	-0,23195
Goldcoin	-0,52315	0,03139	-0,00400	1,48434	0,10040
Infinitecoin	-0,71741	0,09615	-0,00735	18,31611	-0,25611
Litecoin	-0,28980	0,01742	-0,00103	1,39826	0,37615
Megacoin	-0,67650	0,01321	-0,01304	2,78590	-0,57619
Namecoin	-0,66769	0,00574	-0,01494	1,27857	-0,37865
Novacoin	-0,90525	0,01674	-0,02349	2,60457	-0,39134
Nxt	-0,56775	0,02161	-0,01215	1,90169	-0,06668
Omni	-0,51834	0,01461	-0,02444	2,21858	-0,51434
Peercoin	-0,45204	0,00464	-0,01979	1,09100	-0,38337
Primecoin	-0,49177	0,01334	-0,02609	2,24614	-0,40485
Quark	-0,60958	0,02950	-0,01897	2,96940	-0,42861
Ripple	-0,51769	0,03245	-0,01706	1,99566	0,72871
Tagcoin	-0,47071	0,01940	-0,01648	2,90772	-0,43856
Terracoin	-0,51650	0,03008	-0,02768	4,08595	-0,39046
WorldCoin	-0,70397	0,01954	-0,02117	2,01277	-0,57039
Zetacoin	-0,62347	0,02563	-0,01398	2,72064	-0,40130

Tab. 21: Deskriptive Statistiken der erhobenen Renditedaten zu den betrachteten Einzelkryptowährungen (1/3)¹⁹⁴⁶

¹⁹⁴⁶ Eigene Berechnungen, bereits (englisch) veröffentlicht bei Schmitz/Hoffmann (2021), S. 44.

Kryptowährung	t-Test		Standard- abweichung	Maximum Drawdown	Verlustwahr- scheinlichkeit
	Teststatistik	p-Wert			
Anoncoin	2,25660	0,02480*	0,44549	0,99761	0,55674
BitBar	2,18525	0,02970*	0,42343	0,99765	0,53546
Bitcoin	2,33673	0,02016*	0,09995	0,80929	0,42199
CasinoCoin	2,70828	0,00718**	0,55656	0,99962	0,50709
Deutsche e-Mark	1,59180	0,11255	0,37473	0,99400	0,53191
Diamond	1,55421	0,12126	0,22618	0,97116	0,52482
Digitalcoin	1,37023	0,17171	0,34482	0,99504	0,56738
Dogecoin	1,93939	0,05346	0,26976	0,93713	0,55319
Feathercoin	1,43005	0,15381	0,47540	0,99328	0,56738
FLO	2,14203	0,03305*	0,35747	0,99179	0,51064
Freicoins	1,60452	0,10972	1,83227	0,99832	0,50709
Goldcoin	1,98890	0,04768*	0,26503	0,96687	0,51773
Infinitecoin	1,35274	0,17723	1,19359	0,96975	0,57801
Litecoin	1,74476	0,08212	0,16763	0,93322	0,51064
Megacoin	0,78077	0,43560	0,28410	0,99773	0,56383
Namecoin	0,53682	0,59182	0,17964	0,97028	0,57092
Novacoin	1,04560	0,29664	0,26889	0,97153	0,59220
Nxt	1,48149	0,13960	0,24493	0,98103	0,56383
Omni	0,91316	0,36194	0,26862	0,99076	0,54610
Peercoin	0,43534	0,66365	0,17899	0,96027	0,56738
Primecoin	0,86838	0,38593	0,25798	0,99471	0,58865
Quark	1,41028	0,15956	0,35123	0,99099	0,58865
Ripple	2,15839	0,03174*	0,25248	0,90625	0,60638
Tagcoin	1,05360	0,29297	0,30921	0,99435	0,56028
Terracoin	1,34503	0,17970	0,37551	0,99679	0,56738
WorldCoin	1,07543	0,28311	0,30507	0,99387	0,58156
Zetacoin	1,37586	0,16996	0,31281	0,98268	0,53546
Signifikanzniveaus der p-Werte: 0,05 * 0,01 ** 0,001 *** 0					

Tab. 22: Deskriptive Statistiken der erhobenen Renditedaten zu den betrachteten Einzelkryptowährungen (2/3)¹⁹⁴⁷

¹⁹⁴⁷ Eigene Berechnungen, bereits (englisch) veröffentlicht bei Schmitz/Hoffmann (2021), S. 45.

Kryptowahrung	Sharpe-Ratio	Abschlusskurs [Indexpunkte]		
Anoncoin	0,13438	5,87		
BitBar	0,13013	15,13		
Bitcoin	0,13915	1279,45		
CasinoCoin	0,16128	3,25		
Deutsche e-Mark	0,09479	1,72		
Diamond	0,09255	90,39		
Digitalcoin	0,08160	0,77		
Dogecoin	0,11549	1387,36		
Feathercoin	0,08516	8,15		
FLO	0,12756	645,50		
Freicoins	0,09555	23,94		
Goldcoin	0,11844	167,90		
Infinitecoin	0,08055	20,14		
Litecoin	0,10390	563,77		
Megacoin	0,04649	0,96		
Namecoin	0,03197	7,60		
Novacoin	0,06226	6,79		
Nxt	0,08822	68,81		
Omni	0,05438	2,00		
Peercoin	0,02592	7,29		
Primecoin	0,05171	6,02		
Quark	0,08398	4,82		
Ripple	0,12853	1939,36		
Tagcoin	0,06274	4,39		
Terracoin	0,08010	6,85		
WorldCoin	0,06404	1,03		
Zetacoin	0,08193	6,21		

Tab. 23: Deskriptive Statistiken der erhobenen Renditedaten zu den betrachteten Einzelkryptowahrungen (3/3) (erganzt um Abschlusskursdaten dieser Titel)¹⁹⁴⁸

¹⁹⁴⁸ Eigene Berechnungen, bereits (englisch) veroffentlicht bei Schmitz/Hoffmann (2021), S. 46.

Korrelationsmatrix der diskreten Renditen dieser Einzeltitel:

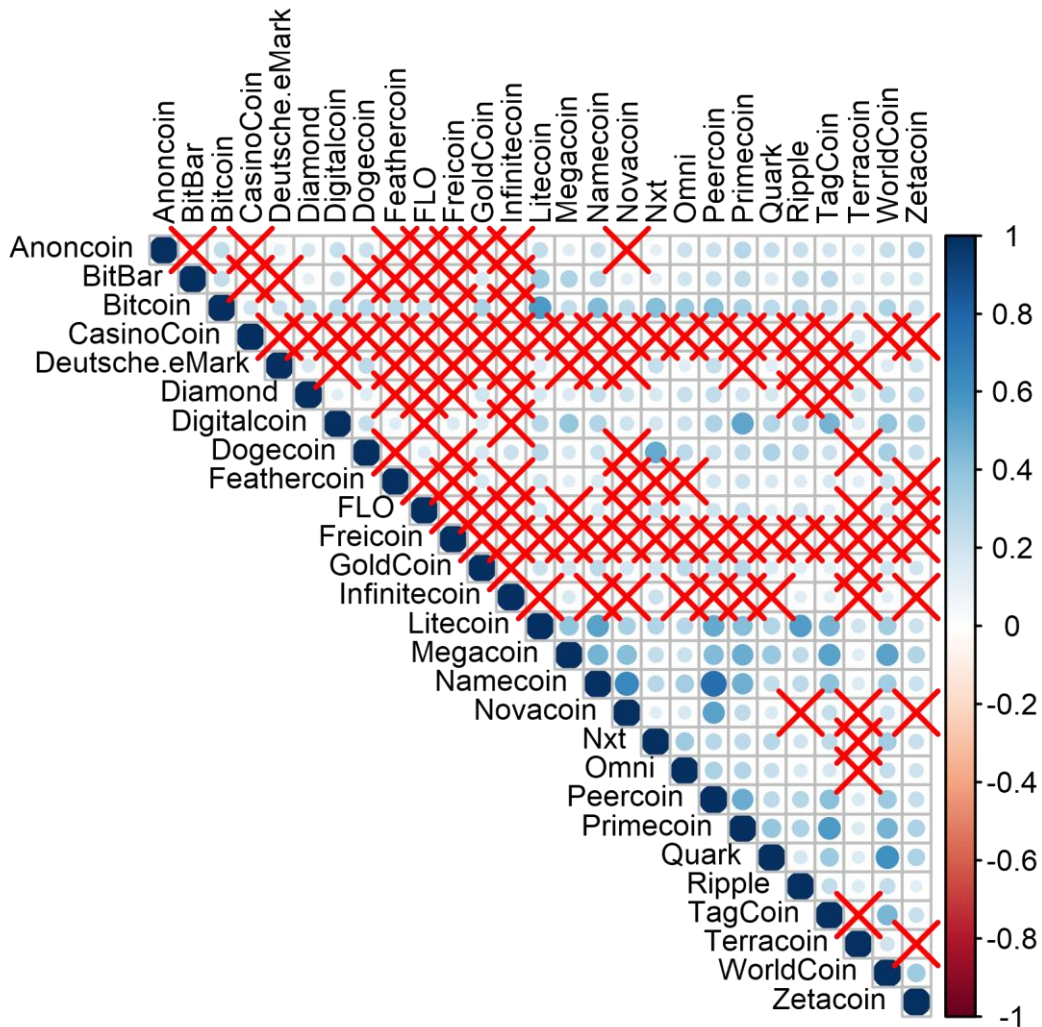


Abb. 65: Korrelationsmatrix nach Pearson für die diskreten Renditen der einzeln beigemischten Kryptowährungen¹⁹⁴⁹

¹⁹⁴⁹ Eigene Berechnungen in methodischer Anlehnung an Wei/Simko (2017), bereits (englisch) veröffentlicht bei Schmitz/Hoffmann (2021), S. 47. In dieser Abbildung werden aufgrund der Vielzahl der Korrelationsberechnungen aus Übersichtlichkeitsgründen keine konkreten Koeffizienten mehr angegeben. Zwar wird die Wirkungsrichtung der Korrelationsbeziehung erneut anhand der beigefügten Farbskala angegeben und ein statistisch nicht signifikant von null abweichender Koeffizient erneut mit einem roten Kreuz gekennzeichnet, doch wird die eigentliche Effektstärke nun anhand der Größe eines eingezeichneten Kreises symbolisiert. Vgl. hierzu Wei/Simko (2017).

Ergebnistabelle zu den mit diesen Einzeltiteln durchgeführten Spanning-Tests (N = 1) für den Fall A (Ergänzende Berechnungen zu Abb. 37):

Test-Assets: N = 1	W	FFK	BU	F ₁	F ₂
Anoncoin:					
Teststatistik	2,08213	4,97062	8,51226	4,13673	0,02722
p-Wert	0,12664	0,08330	0,01418*	0,04293*	0,86907
BitBar					
Teststatistik	1,94092	4,62612	7,25172	3,83974	0,04166
p-Wert	0,14555	0,09896	0,02663*	0,05107‘	0,83841
Bitcoin:					
Teststatistik	1,51176	3,12704	3,35384	2,49610	0,52456
p-Wert	0,22236	0,20940	0,18695	0,11529	0,46952
CasinoCoin:					
Teststatistik	4,84153	8,47383	23,83470	9,10129	0,56505
p-Wert	0,00859**	0,01445*	0,00001***	0,00280**	0,45288
Deutsche e-Mark					
Teststatistik	1,21176	2,19539	3,98783	2,40315	0,02026
p-Wert	0,29927	0,33364	0,13616	0,12225	0,88691
Diamond:					
Teststatistik	1,31896	3,13261	3,76077	2,11976	0,51605
p-Wert	0,26911	0,20882	0,15253	0,14656	0,47314
Digitalcoin:					
Teststatistik	0,91351	1,82260	2,76619	1,71789	0,10886
p-Wert	0,40233	0,40200	0,25080	0,19107	0,74170
Dogecoin:					
Teststatistik	1,81508	3,49275	9,30640	2,13081	1,49320
p-Wert	0,16478	0,17441	0,00953**	0,14551	0,22277
Feathercoin:					
Teststatistik	2,75564	2,77852	13,84725	4,09991	1,39559
p-Wert	0,06534	0,24926	0,00098***	0,04386*	0,23849
FLO:					
Teststatistik	1,65580	4,34078	6,01380	3,01931	0,29014
p-Wert	0,19285	0,11413	0,04944*	0,08341‘	0,59057
Freicoin					
Teststatistik	2,67494	3,80065	6,06798	1,97552	3,36239
p-Wert	0,07072	0,14952	0,04812*	0,16100	0,06779
Goldcoin:					
Teststatistik	2,35829	5,32323	7,09878	4,71532	0,00124
p-Wert	0,09651	0,06984	0,02874*	0,03076*	0,97191
Infinitecoin:					
Teststatistik	2,31213	1,57722	34,81871	2,72016	1,89223
p-Wert	0,10099	0,45448	<0,00001***	0,10024	0,17007
Litecoin:					
Teststatistik	0,78434	1,59664	2,42015	1,33524	0,23315
p-Wert	0,45745	0,45008	0,29818	0,24889	0,62958
Megacoin:					
Teststatistik	0,12401	0,46796	0,50889	0,10221	0,14628
p-Wert	0,88342	0,79138	0,77535	0,74944	0,70241
Signifikanz:	F ₁ -Test: 0,1 ‘ 0,05 * 0,01 ** 0,01 *** 0 Andere: 0,05 * 0,01 ** 0,01 *** 0				

Tab. 24: Ergebnistabelle der Spanning-Tests (Fall A) bei Beimischung von einzelnen Kryptowährungen als Test-Assets (1/2)¹⁹⁵⁰

¹⁹⁵⁰ Eigene Berechnungen, bereits (englisch) veröffentlicht bei Schmitz/Hoffmann (2021), S. 92f. Der Farbcode wurde in Anlehnung an den Ampel-Farbcode in Abb. 37 verwendet.

Test-Assets: N = 1	W	FFK	BU	F ₁	F ₂
Namecoin:					
Teststatistik	0,02522	0,06360	0,06586	0,04741	0,00303
p-Wert	0,97510	0,96870	0,96760	0,82779	0,95612
Novacoin:					
Teststatistik	0,85590	1,97012	3,76387	0,70694	1,00593
p-Wert	0,42604	0,37342	0,15229	0,40120	0,31676
Nxt:					
Teststatistik	0,31579	0,76767	0,99116	0,62989	0,00170
p-Wert	0,72948	0,68124	0,60922	0,42809	0,96719
Omni:					
Teststatistik	0,63711	1,54207	1,86953	0,36791	0,90841
p-Wert	0,52960	0,46253	0,39268	0,54465	0,34138
Peercoin:					
Teststatistik	0,01728	0,03811	0,03965	0,03362	0,00095
p-Wert	0,98287	0,98112	0,98037	0,85465	0,97544
Primecoin:					
Teststatistik	0,65934	1,14240	1,94889	0,83713	0,48184
p-Wert	0,51801	0,56485	0,37740	0,36102	0,48818
Quark:					
Teststatistik	0,79605	1,62765	2,93460	1,57663	0,01543
p-Wert	0,45215	0,44316	0,23055	0,21032	0,90122
Ripple:					
Teststatistik	1,27209	2,76546	5,24497	2,18138	0,36125
p-Wert	0,28190	0,25089	0,07262	0,14084	0,54831
Tagcoin:					
Teststatistik	0,51295	1,27220	2,11138	0,97965	0,04625
p-Wert	0,59931	0,52935	0,34795	0,32316	0,82989
Terracoin:					
Teststatistik	0,82598	2,12343	3,90507	1,51634	0,13536
p-Wert	0,43890	0,34586	0,14191	0,21923	0,71322
WorldCoin:					
Teststatistik	0,64562	1,45663	2,04522	0,82063	0,47091
p-Wert	0,52514	0,48272	0,35965	0,36580	0,49315
Zetacoin:					
Teststatistik	0,46872	1,30993	1,83889	0,87667	0,06080
p-Wert	0,62631	0,51946	0,39874	0,34994	0,80543
Signifikanz:	F ₁ -Test: 0,1 ' 0,05 * 0,01 ** 0,01 *** 0 Andere: 0,05 * 0,01 ** 0,01 *** 0				

Tab. 25: Ergebnistabelle der Spanning-Tests (Fall A) bei Beimischung von einzelnen Kryptowährungen als Test-Assets (2/2)¹⁹⁵¹

¹⁹⁵¹ Eigene Berechnungen, bereits (englisch) veröffentlicht bei Schmitz/Hoffmann (2021), S. 93f. Der Farbcode wurde in Anlehnung an den Ampel-Farbcode in Abb. 37 verwendet.

Kryptowährungsgewichte der dem Benchmark-Portfolio einzeln beigemischten Einzeltitel (Fall A):

Einzeltitle	GMVP	TP
Anoncoin	0,00000	0,00114
BitBar	0,00000	0,00115
Bitcoin	-0,00012	0,00412
CasinoCoin	0,00004	0,00119
Deutsche eMark	0,00002	0,00101
Diamond	-0,00006	0,00165
Digitalcoin	-0,00001	0,00096
Dogecoin	-0,00009	0,00146
Feathercoin	-0,00005	0,00119
FLO	-0,00002	0,00126
Freicoins	0,00002	0,00017
GoldCoin	0,00002	0,00201
Infinitecoin	0,00003	0,00031
Litecoin	-0,00005	0,00175
Megacoin	-0,00003	0,00028
Namecoin	0,00001	0,00030
Novacoin	-0,00007	0,00080
Nxt	0,00000	0,00081
Omni	-0,00007	0,00058
Peercoin	0,00000	0,00025
Primecoin	-0,00005	0,00091
Quark	0,00000	0,00089
Ripple	-0,00004	0,00151
TagCoin	0,00002	0,00080
Terracoin	-0,00002	0,00083
WorldCoin	-0,00004	0,00075
Zetacoin	-0,00001	0,00075

Tab. 26: Kryptowährungsgewichte der jeweils einzeln in das Benchmark-Portfolio beigemischten Einzeltitel (Fall A)¹⁹⁵²

¹⁹⁵² Eigene Berechnungen, bereits (englisch) veröffentlicht bei Schmitz/Hoffmann (2021), S. 49. Der verwendete Farbcode ist angelehnt an den aus Kap. 4.5.2.2.2 bekannten Ampel-Farbcode und wurde hier auf Basis der Ergebnisse der F_1 - und F_2 -Test aus Tab. 25 analog abgeleitet, da diese Tests gemäß Kap. 4.5.1.2.2.2.3 eine separate Beleuchtung des TP und GMVP erlauben. Die statistische Signifikanz der hier angegebenen Portfoliogewichte wird beim TP erneut durch einen grünen bzw. gelben Hintergrund sowie beim GMVP durch einen grünen Hintergrund gekennzeichnet. Ein roter Hintergrund kennzeichnet hingegen statistisch nicht signifikante Portfoliogewichte. Vgl. Kap. 4.5.1.2.2.2.3, 4.5.2.2.2; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 40.

Ergebnisse der Spanning-Tests für die als einzelne Test-Assets (N = 1) beigemischten Einzel-Kryptowährungen (Ergänzungen zu Abb. 38):

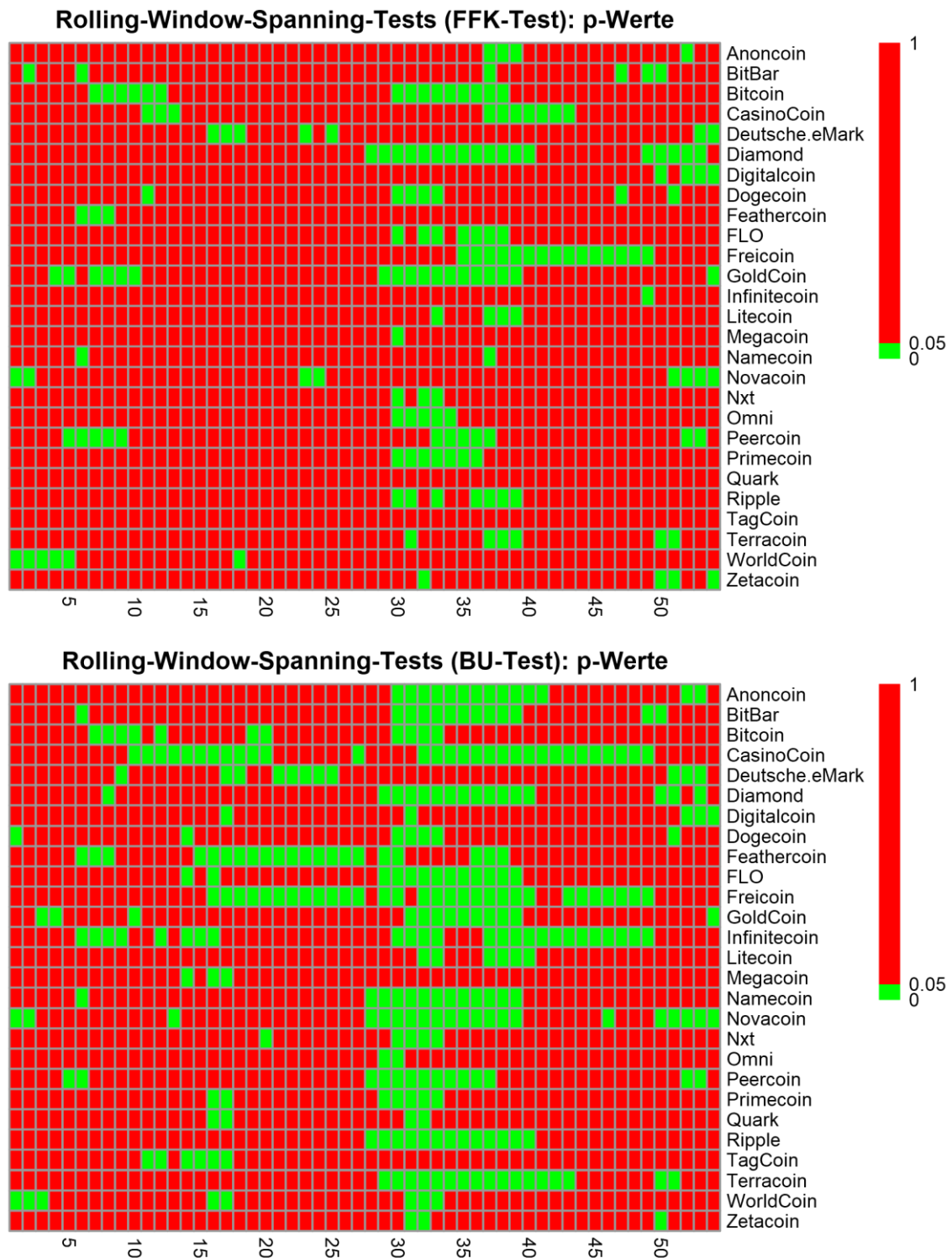


Abb. 66: Ergebnis-Heatmaps (p-Werte) der Rolling-Window-Spanning-Tests (GMM-Wald-Tests; Fall B) unter der Annahme einzeln beigemischter Einzeltitel¹⁹⁵³

¹⁹⁵³ Eigene Berechnungen, bereits (englisch) veröffentlicht bei Schmitz/Hoffmann (2021), S. 50.

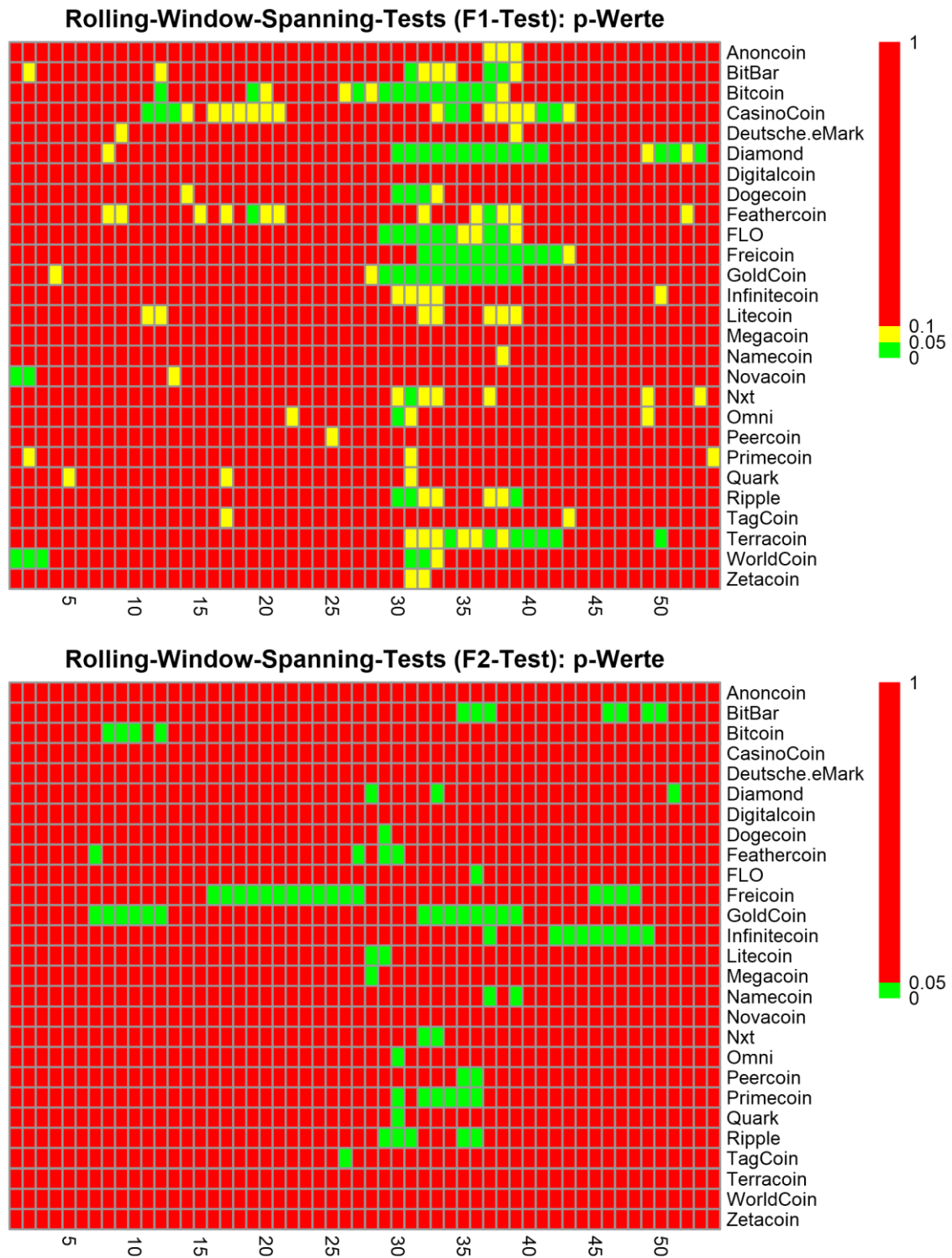
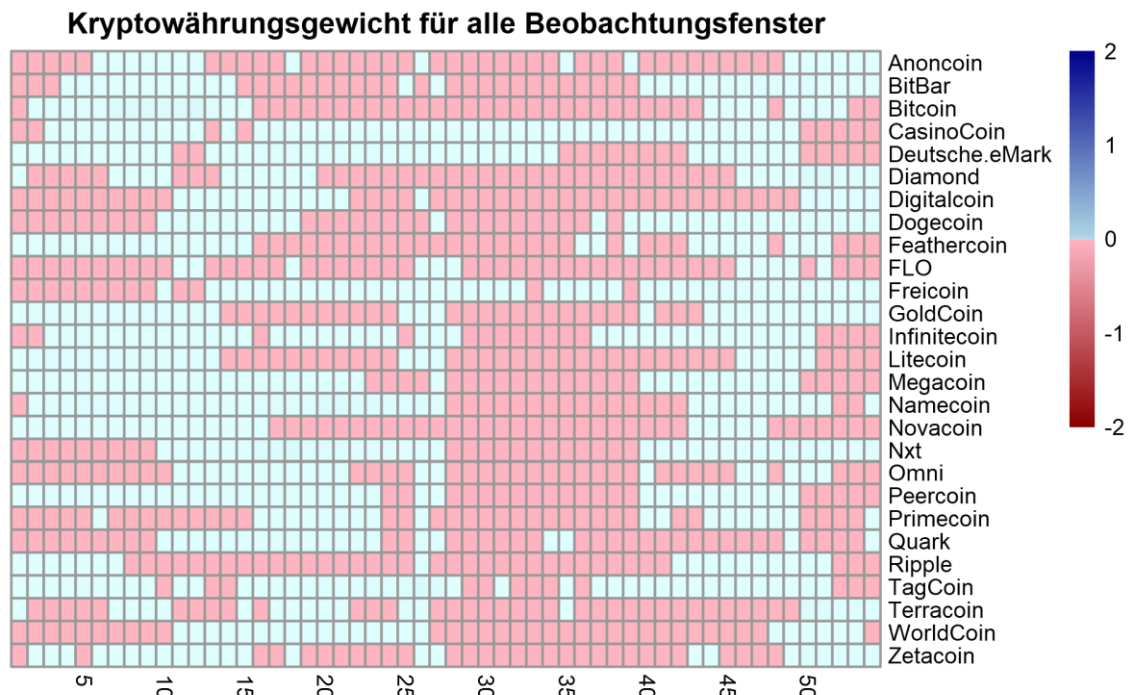


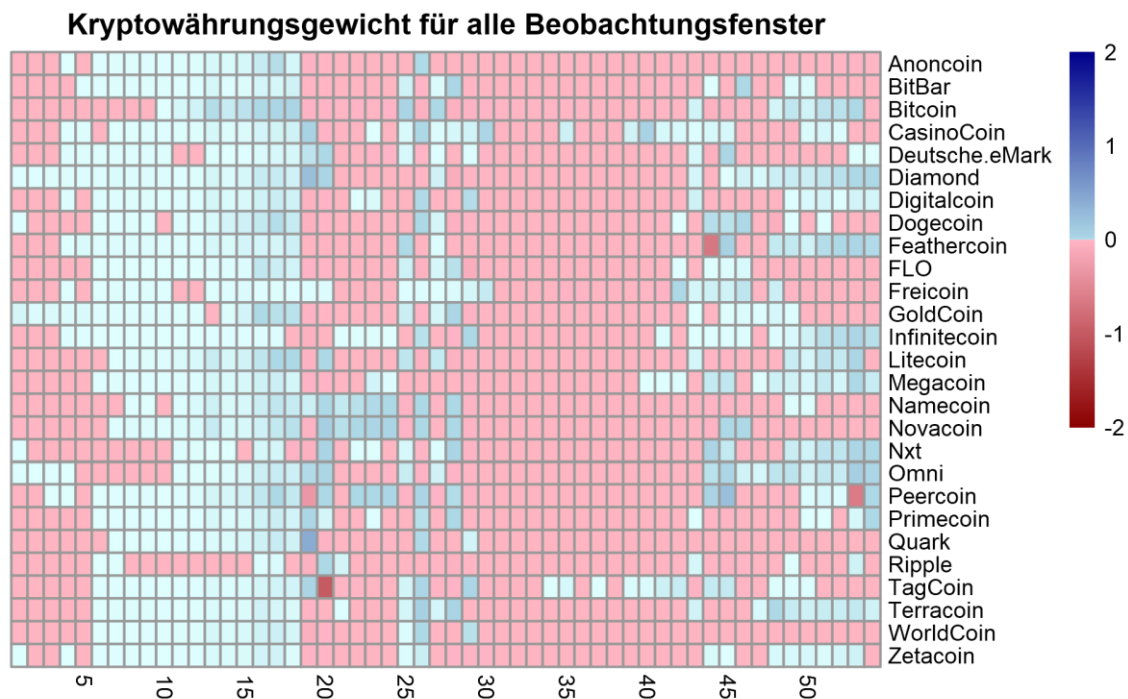
Abb. 67: Ergebnis-Heatmaps (p-Werte) der Rolling-Window-Spanning-Tests (Stepdown-Tests: Fall B) unter der Annahme einzeln beigemischter Einzeltitel¹⁹⁵⁴

¹⁹⁵⁴ Eigene Berechnungen, bereits (englisch) veröffentlicht bei Schmitz/Hoffmann (2021), S. 50.

Optimale Portfoliogewichte der Einzeltitel im Zeitablauf (Fall B) bei einer Beimischung als Test-Asset ($N = 1$) in das Benchmark-Portfolio:



(a) GMVP: Unrestringiert, mit jeweils einem einzeln beigemischten Kryptowährungstitel



(b) TP: Unrestringiert, mit jeweils einem einzeln beigemischten Kryptowährungstitel

Abb. 68: Optimale Kryptowährungsgewichte für jedes Beobachtungsfenster (Fall B) bei der Beimischung eines Einzeltitels in das Benchmark-Portfolio¹⁹⁵⁵

¹⁹⁵⁵ Eigene Berechnungen in konzeptioneller Anlehnung an Trimborn/Li/Härdle (2020), S. 299f., bereits (englisch) veröffentlicht bei Schmitz/Hoffmann (2021), S. 51. Aufgrund der jeweiligen Beimischung eines einzelnen Kryptowährungstitels ($N = 1$) in das Benchmark-Portfolio stellt jede Zeile der Heatmaps eine

Aggregation der Spanning-Test-Ergebnisse über alle Einzeltitel (Anteil der Kryptowährungen mit signifikanten Spanning-Tests an der Gesamtstichprobe $n_{\text{Krypt}} = 27$) und Vergleich der Signifikanzen mit dem EWCI (Ergänzung zu Abb. 39):

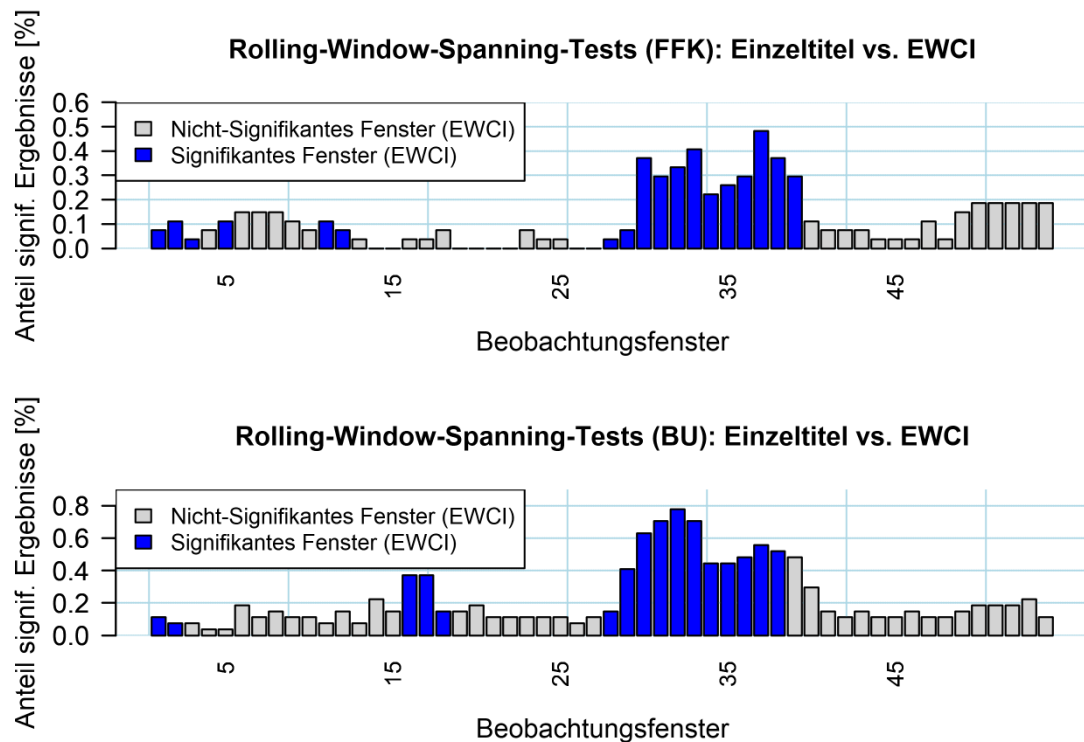


Abb. 69: Verteilung des Anteils aller Einzeltitel mit signifikanten Spanning-Tests über die betrachteten Analysefenster und Kennzeichnung vergleichbarer Fenster für den EWCI (Ergänzung)¹⁹⁵⁶

separate Analyse dar. Die jeweiligen Gewichte der Benchmark-Assets sind dabei aus Gründen der Übersichtlichkeit nicht mit angegeben, da zu jedem angegebenen Test-Asset-Gewicht in der Heatmap ansonsten noch die zugehörigen $K = 8$ Benchmark-Asset-Gewichte hinzuzufügen wären. Vgl. hierzu ähnlich Schmitz/Hoffmann (2021), S. 51.

¹⁹⁵⁶ Eigene Berechnungen, bereits (englisch) veröffentlicht bei Schmitz/Hoffmann (2021), S. 53.

Ergänzungen zu Kapitel 4.5.3.2:

Gewichtungsschema des alternativen Kryptowährungsindexes MWCI100:

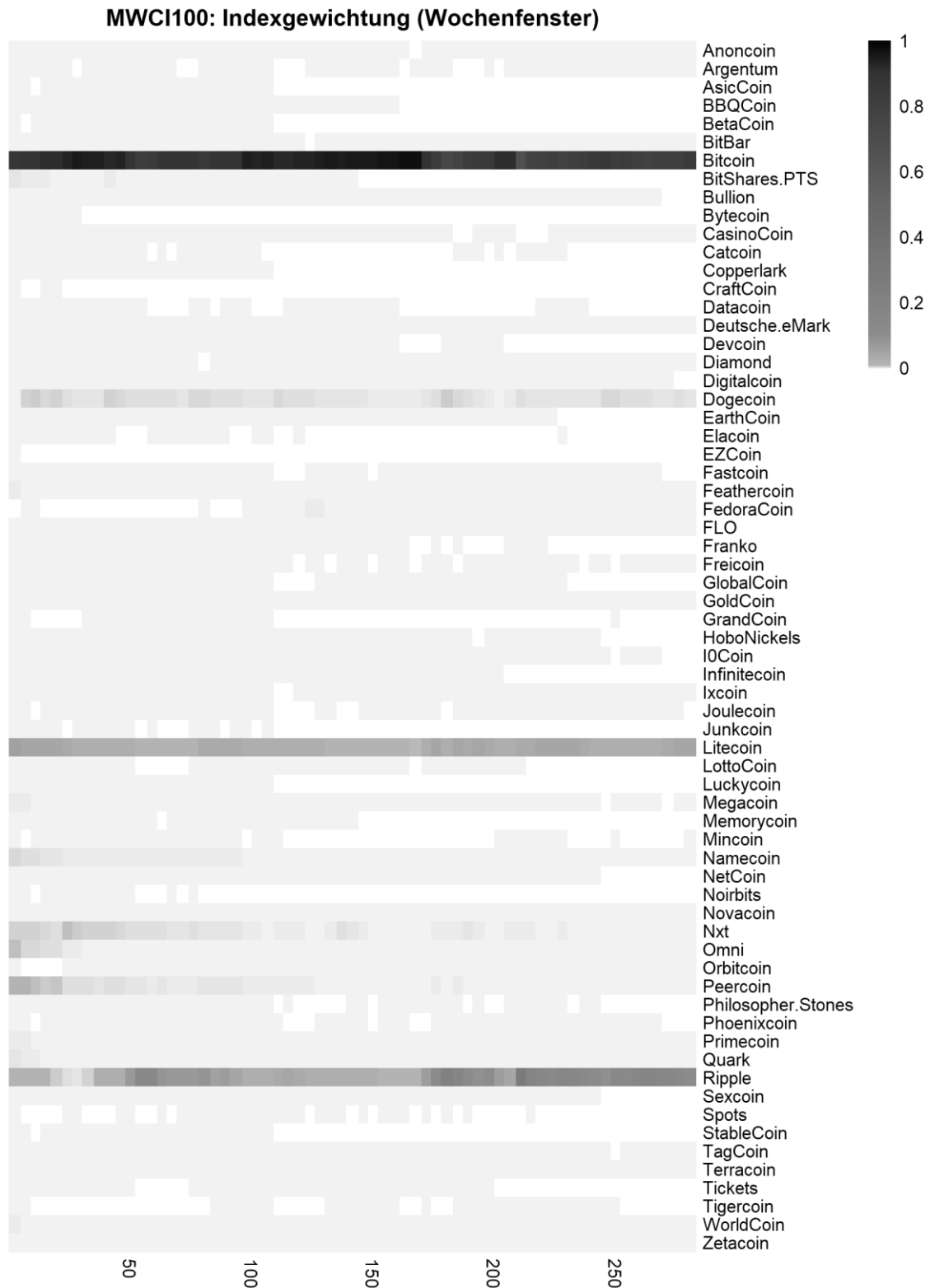


Abb. 70: MWCI100: Indexgewichte der einfließenden Kryptowährungen im Zeitablauf (Wochenfenster)¹⁹⁵⁷

¹⁹⁵⁷ Eigene Berechnungen, bereits (implizit) verwendet bei Schmitz/Hoffmann (2021).

Diskrete Renditen des zusätzlich berechneten Kryptowährungsindex MWCI100:

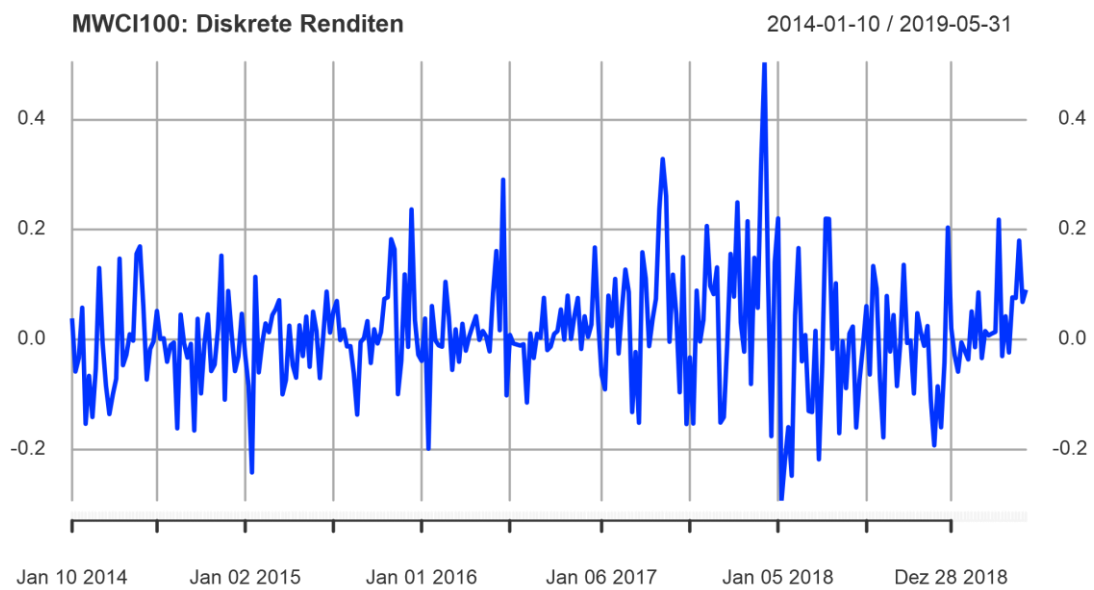


Abb. 71: Diskrete Renditen des alternativen Kryptowährungsindexes (MWCI100)¹⁹⁵⁸

¹⁹⁵⁸ Eigene Berechnungen, bereits (englisch) veröffentlicht bei Schmitz/Hoffmann (2021), S. 95.

Deskriptive Statistiken zum zusätzlich berücksichtigten, marktkapitalisierungsgewichteten Kryptowährungsindex MWCI100:

Index	Minimum	Erwartungswert	Median	Maximum	Buy-and-Hold-Rendite (p.a.)
MWCI100	-0,29173	0,01166	0,00434	0,50417	0,39805
Index	t-Test		Standardabweichung	Maximum Drawdown	Verlustwahrscheinlichkeit
	Teststatistik	p-Wert			
MWCI-Indexfamilie:					
MWCI100	1,89066	0,05970	0,10358	0,87287	0,47872
Index	Sharpe-Ratio	Abschlusskurs [Indexpunkte]			
MWCI-Indexfamilie:					
MWCI100	0,11259	614,12			
Signifikanz (p-Werte): 0,05 * 0,01 ** 0,001 *** 0					

Tab. 27: Deskriptive Statistiken der erhobenen Renditedaten zum betrachteten alternativen Kryptowährungsindex MWCI100 (ergänzt um Abschlusskursdaten dieses Titels)¹⁹⁵⁹

Ergebnistabelle zu den mit diesem Index durchgeführten Spanning-Tests (Fall A):

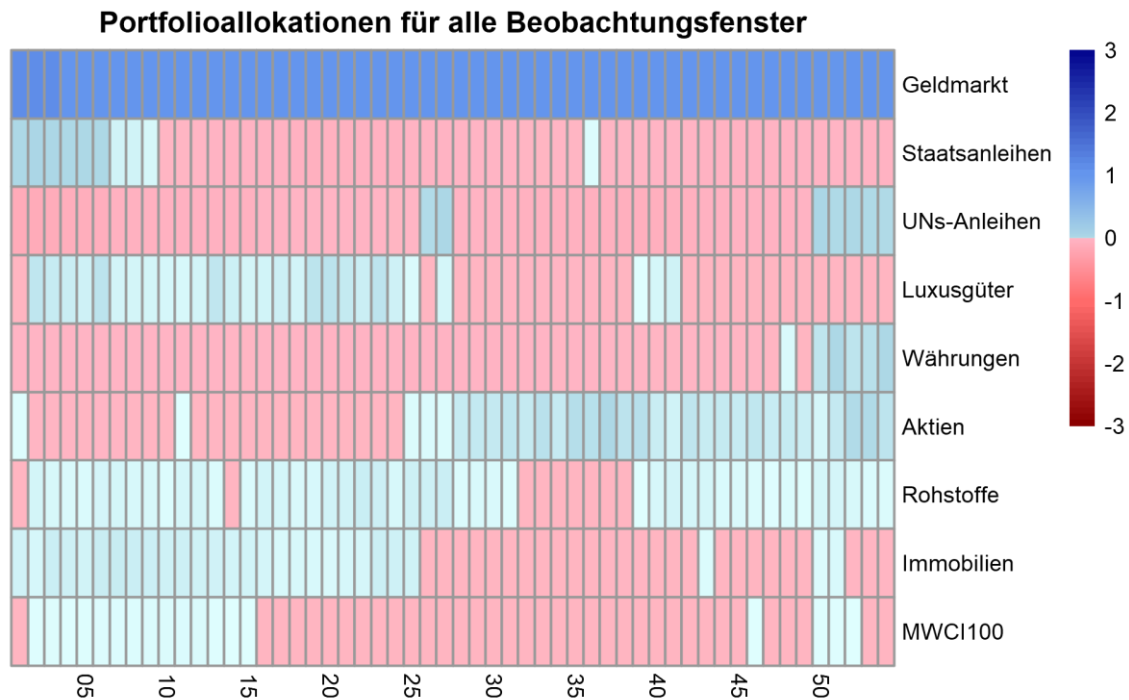
Test-Assets: N = 1	W	FFK	BU	F ₁	F ₂
MWCI100:					
Teststatistik	1,06272	2,26504	2,42558	1,31113	0,81339
p-Wert	0,34694	0,32222	0,29737	0,25319	0,36791
Signifikanz (p-Werte): 0,05 * 0,01 ** 0,001 *** 0					

Tab. 28: Ergebnistabelle der Spanning-Tests bei Beimischung des alternativen Kryptowährungsindexes MWCI100 als Test-Asset (N = 1)¹⁹⁶⁰

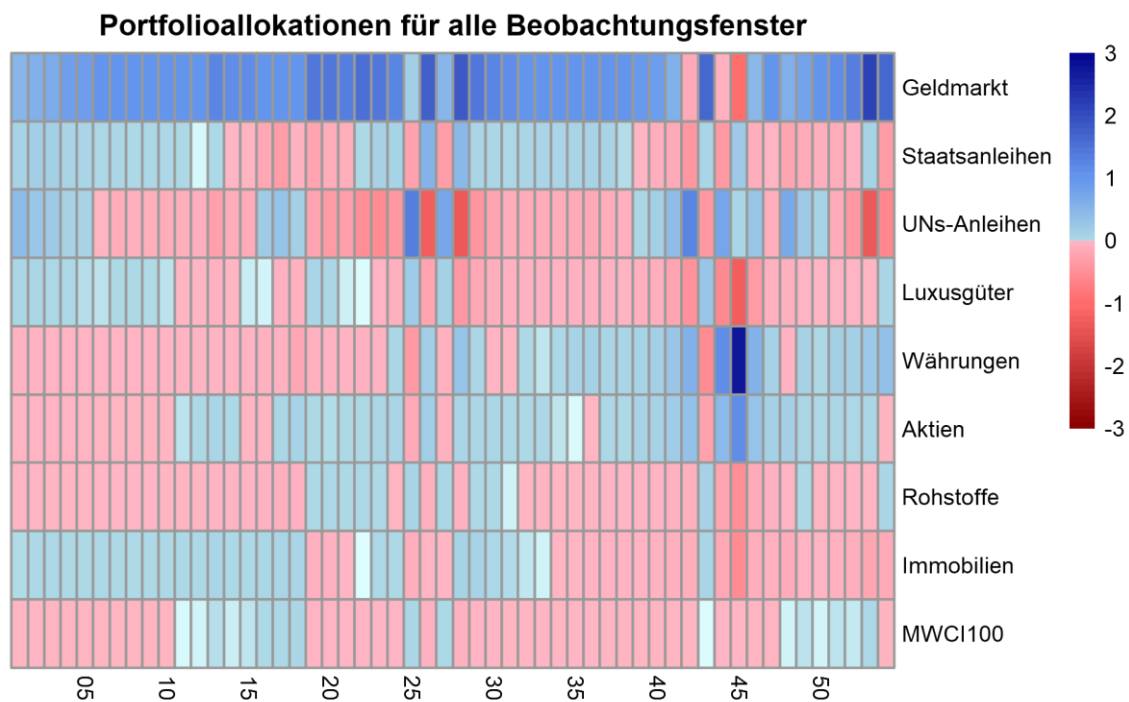
¹⁹⁵⁹ Eigene Berechnungen, bereits (englisch) veröffentlicht bei Schmitz/Hoffmann (2021), S. 55.

¹⁹⁶⁰ Eigene Berechnungen, bereits (englisch) veröffentlicht bei Schmitz/Hoffmann (2021), S. 56. Aufgrund der Verwendung eines einzelnen alternativen Kryptowährungsindexes wird auf die in dieser Arbeit häufig verwendete Darstellungsform einer p-Wert-Heatmap verzichtet. Anhand des hier analog verwendeten Ampel-Farbcodes aus Kap. 4.5.2.2 kann aber bereits abgelesen werden, wie eine solche Heatmap ausgesehen hätte, da die rote Einfärbung durchweg nicht-signifikante Ergebnisse symbolisiert. Vgl. hierzu Kap. 4.5.2.2.2; Schmitz/Hoffmann (2021), S. 40.

Optimale Portfoliogewichte im Zeitablauf (Fall B) bei einer Beimischung der Kryptowährungsposition (MWC1100) in das Benchmark-Portfolio:



(a) GMVP: Unrestringiert



(b) TP: Unrestringiert

Abb. 72: Optimale Portfoliogewichte für jedes Beobachtungsfenster (Fall B) bei der Beimischung des MWC1100 als Kryptowährungsposition in das Benchmark-Portfolio¹⁹⁶¹

¹⁹⁶¹ Eigene Berechnungen in konzeptioneller Anlehnung an Trimborn/Li/Härdle (2020), S. 299f., bereits (englisch) veröffentlicht bei Schmitz/Hoffmann (2021), S. 58.

Ergänzungen zu Kapitel 4.5.4.3:

Berechnung der optimalen Portfoliogewichte für das GMVP und das TP (Long-Only) im Fall A unter Verwendung eines alternativen Kryptowährungsindex (MWCI100):

Assets	Naives Portfolio	GMVP	TP
	Portfolio mit MWCI100	Portfolio mit MWCI100	Portfolio mit MWCI100
Portfoliogewichte			
Geldmarkt	0,11111	0,99921	0,79754
Staatsanleihen	0,11111	0,00000	0,06449
Unternehmensanleihen	0,11111	0,00000	0,09015
Luxusgüter	0,11111	0,00000	0,00898
Währungen	0,11111	0,00000	0,00000
Aktien	0,11111	0,00000	0,00000
Rohstoffe	0,11111	0,00079	0,00000
Immobilien	0,11111	0,00000	0,03390
Kryptowährungen	0,11111	0,00000	0,00494

Tab. 29: Ergebnisse der Portfolio-Optimierung (Naive Portfolios und Long-Only-Portfolios, keine Transaktionskosten, Fall A, Alternativer Kryptowährungsindex)¹⁹⁶²

¹⁹⁶² Eigene Berechnungen, bereits (englisch) veröffentlicht bei Schmitz/Hoffmann (2021), S. 60.

Verwendung eines alternativen Kryptowährungsindex (MWC1100) für die Bestimmung der Effizienzlinie im Long-Only-Modellrahmen ohne Transaktionskostenrestriktion (Fall A):

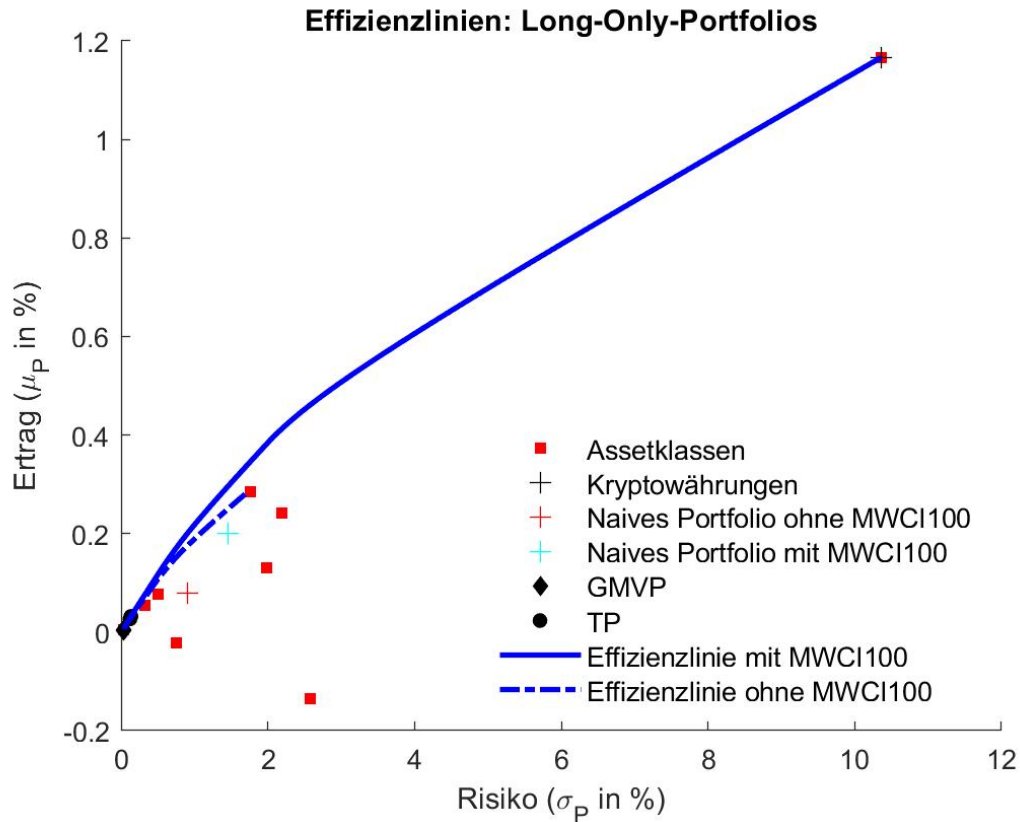


Abb. 73: Effizienzlinie für die Long-Only-Portfolios (ohne nicht-pekuniäre Transaktionskosten) und Lokalisierung der naiven Portfolios (jeweils mit und ohne Berücksichtigung von Kryptowährungen über den MWC1100)¹⁹⁶³

¹⁹⁶³ Eigene Darstellung, bereits (englisch) veröffentlicht bei Schmitz/Hoffmann (2021), S. 96.

Verwendung eines alternativen Kryptowährungsindex (MWC1100) für die Bestimmung des zugehörigen Effizienzgebirges im Long-Only-Modellrahmen ohne Transaktionskostenrestriktion (Fall A):

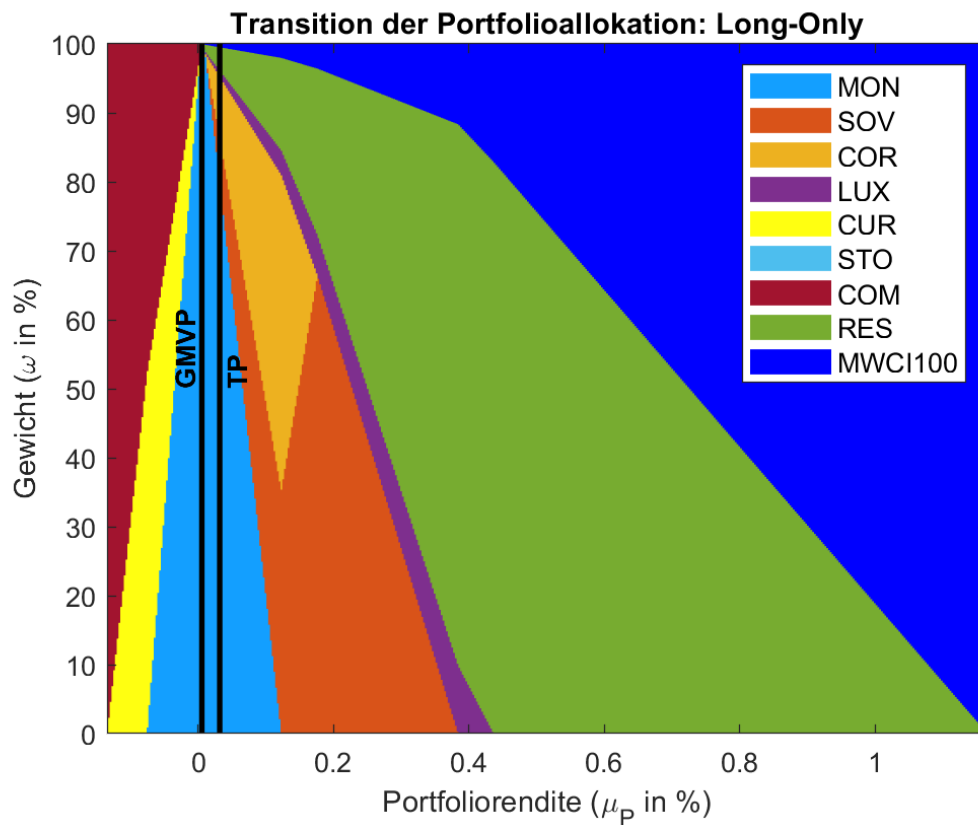


Abb. 74: Effizienzgebirge für die Long-Only-Portfoliooptimierung mit Kryptowährungen (MWC1100) ohne Berücksichtigung nicht-pekuniärer Transaktionskosten¹⁹⁶⁴

¹⁹⁶⁴ Eigene Berechnungen bereits (englisch) veröffentlicht bei Schmitz/Hoffmann (2021), S. 96.

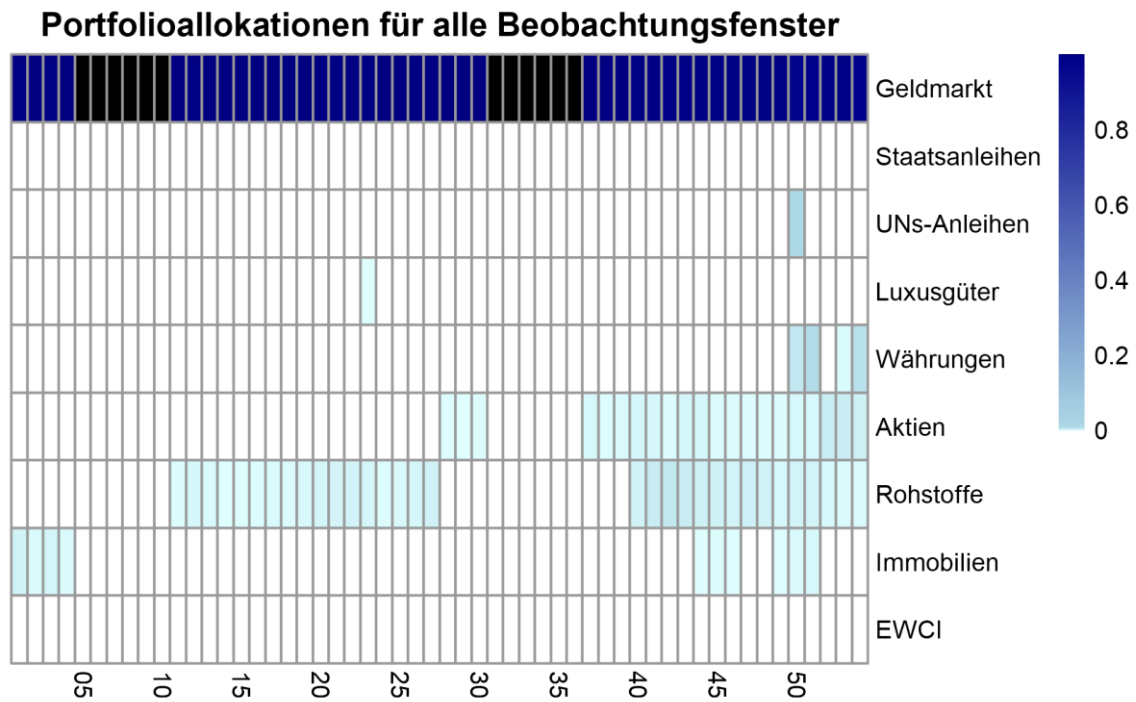
Deskriptive Statistiken der optimalen Portfoliogewichte für das GMVP und das TP (Long-Only) im Zeitablauf (Fall B) in den Szenarien mit und ohne eine Beimischung des EWCI:

Assets	Naives Portfolio			
	Portfolio ohne EWCI		Portfolio mit EWCI	
Durchschnittliche Portfoliogewichte				
Geldmarkt	0,12500		0,11111	
Staatsanleihen	0,12500		0,11111	
Unternehmensanleihen	0,12500		0,11111	
Luxusgüter	0,12500		0,11111	
Währungen	0,12500		0,11111	
Aktien	0,12500		0,11111	
Rohstoffe	0,12500		0,11111	
Immobilien	0,12500		0,11111	
Kryptowährungen	0,00000		0,11111	
Weitere deskriptive Statistiken zum Kryptowährungsgewicht				
Minimum	0,00000		0,11111	
Maximum	0,00000		0,11111	
Assets	GMVP		TP	
	Portfolio ohne EWCI	Portfolio mit EWCI	Portfolio ohne EWCI	Portfolio mit EWCI
Durchschnittliche Portfoliogewichte				
Geldmarkt	0,99725	0,99699	0,28716	0,31084
Staatsanleihen	0,00000	0,00000	0,11924	0,11607
Unternehmensanleihen	0,00022	0,00027	0,25225	0,23032
Luxusgüter	0,00000	0,00001	0,21452	0,22221
Währungen	0,00043	0,00056	0,00000	0,00000
Aktien	0,00059	0,00055	0,00000	0,00000
Rohstoffe	0,00129	0,00122	0,04172	0,04091
Immobilien	0,00021	0,00021	0,08511	0,06464
Kryptowährungen	0,00000	0,00020	0,00000	0,01502
Weitere deskriptive Statistiken zum Kryptowährungsgewicht				
Minimum	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000
Maximum	0,00000	0,00068	0,00000	0,08214

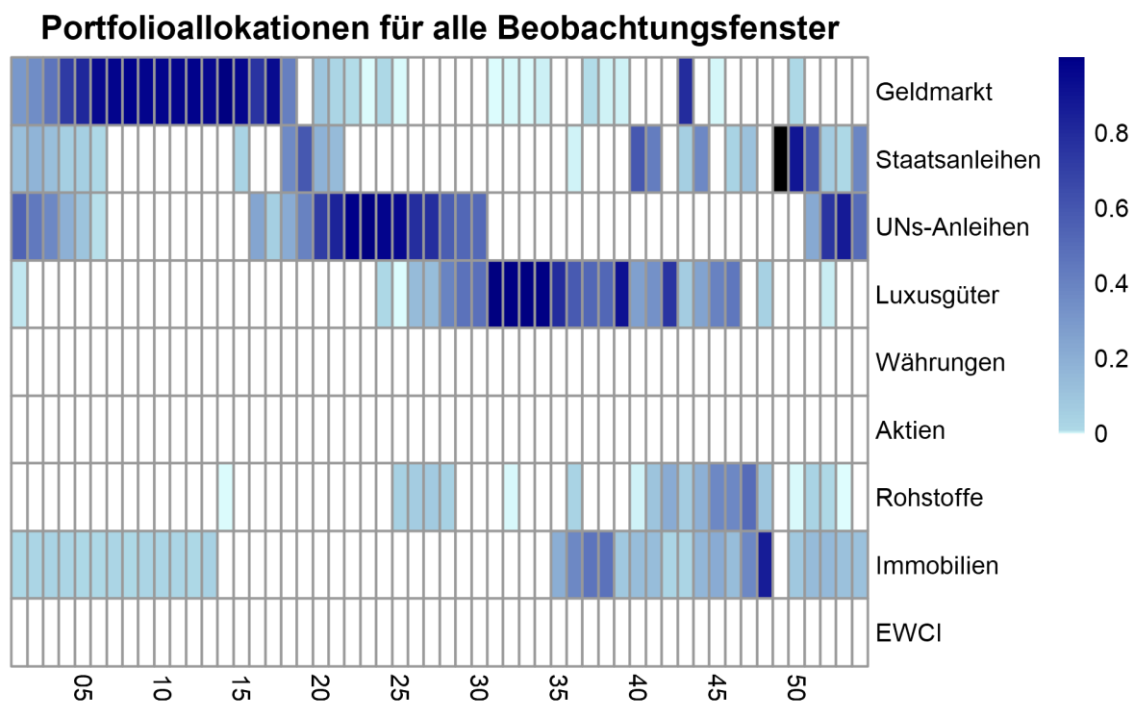
Tab. 30: Deskriptive Statistiken der Portfoliogewichte (Naive Portfolios und Long-Only-Portfolios, keine Transaktionskosten, Fall B)¹⁹⁶⁵

¹⁹⁶⁵ Eigene Berechnungen, bereits (englisch) veröffentlicht bei Schmitz/Hoffmann (2021), S. 64.

Portfoliogewichte der Long-Only-Portfolios (GMVP, TP) ohne Kryptowährungen im Zeitablauf (Fall B) (Ergänzung zu Abb. 44):



(i) GMVP: Long-Only, ohne Kryptowährungen



(ii) TP: Long-Only, ohne Kryptowährungen

Abb. 75: Heatmap für die Entwicklung der Portfoliogewichte der Long-Only-Portfolios (GMVP, TP) ohne Berücksichtigung von Kryptowährungen im Zeitablauf (Fall B)¹⁹⁶⁶

¹⁹⁶⁶ Eigene Darstellung in konzeptioneller Anlehnung an Trimborn/Li/Härdle (2020), S. 299f., bereits (englisch) veröffentlicht bei Schmitz/Hoffmann (2021), S. 63.

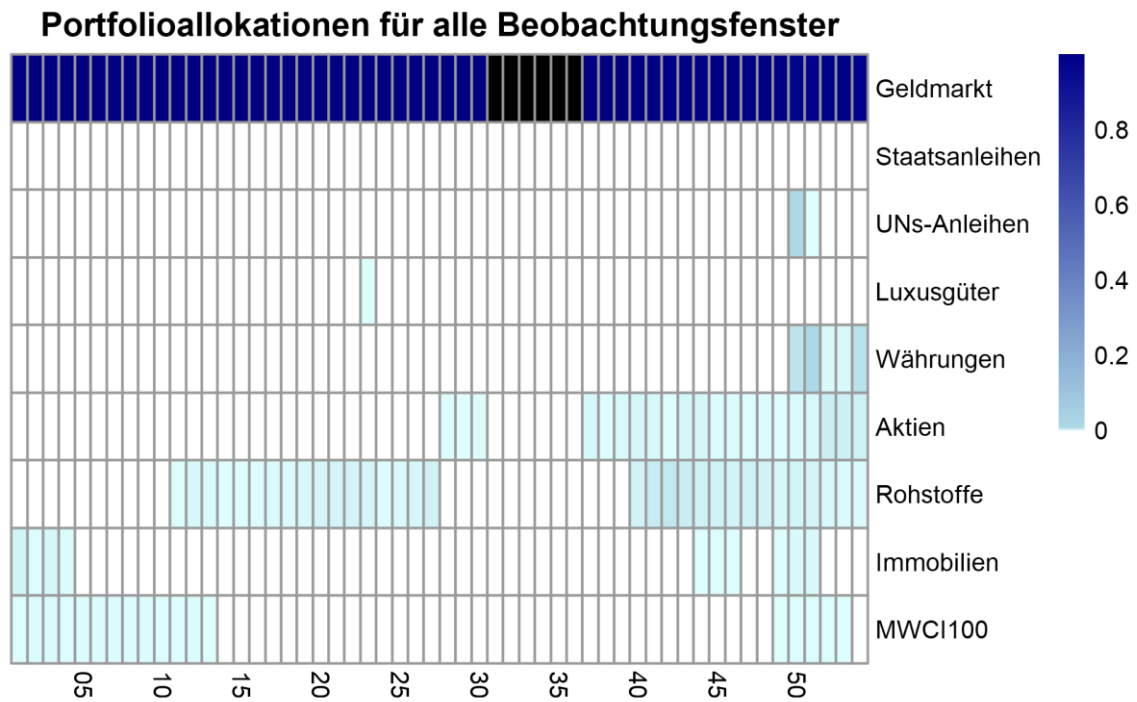
Deskriptive Statistiken der berechneten optimalen Portfoliogewichte für das GMVP und das TP (Long-Only) im Fall B unter Verwendung eines alternativen Kryptowährungsindex (MWCI100):

Assets	Naives Portfolio	GMVP	TP
	Portfolio mit MWCI100	Portfolio mit MWCI100	Portfolio mit MWCI100
Durchschnittliche Portfoliogewichte			
Geldmarkt	0,11111	0,99700	0,29194
Staatsanleihen	0,11111	0,00000	0,11913
Unternehmensanleihen	0,11111	0,00023	0,22168
Luxusgüter	0,11111	0,00000	0,21316
Währungen	0,11111	0,00053	0,00000
Aktien	0,11111	0,00056	0,00087
Rohstoffe	0,11111	0,00127	0,04340
Immobilien	0,11111	0,00019	0,07202
Kryptowährungen	0,11111	0,00021	0,03781
Weitere deskriptive Statistiken zum Kryptowährungsgewicht			
Minimum	0,11111	0,00000	0,00000
Maximum	0,11111	0,00113	0,16773

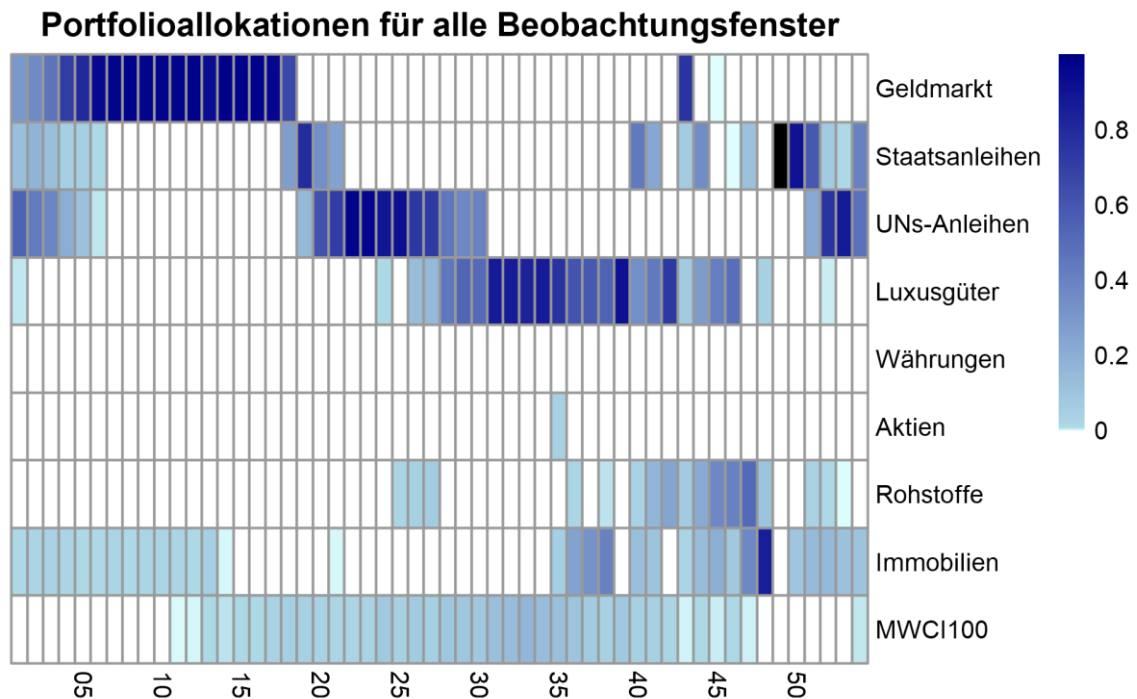
Tab. 31: Deskriptive Statistiken der Portfoliogewichte (Naive Portfolios und Long-Only-Portfolios, keine Transaktionskosten, Fall B, Alternativer Kryptowährungsindex)¹⁹⁶⁷

¹⁹⁶⁷ Eigene Berechnungen, bereits (englisch) veröffentlicht bei Schmitz/Hoffmann (2021), S. 64.

Portfoliogewichte (Long-Only) mit Berücksichtigung des alternativen Kryptowährungsindexes MWCI100 im Zeitablauf (Fall B):



(a) GMVP



(b) TP

Abb. 76: Heatmap der optimalen Portfoliogewichtungen für das Szenario mit einem alternativen Kryptowährungsindex (MWCI100) im Fall B¹⁹⁶⁸

¹⁹⁶⁸ Eigene Berechnungen in konzeptioneller Anlehnung an Trimborn/Li/Härdle (2020), S. 299f., bereits (englisch) veröffentlicht bei Schmitz/Hoffmann (2021), S. 63.

Ergänzungen zu Kapitel 4.5.5.3:

Verwendung eines alternativen Kryptowährungsindex (MWC100) für die Bestimmung der Effizienzlinie im Long-Only-Modellrahmen mit und ohne Transaktionskostenrestriktion (Fall A):

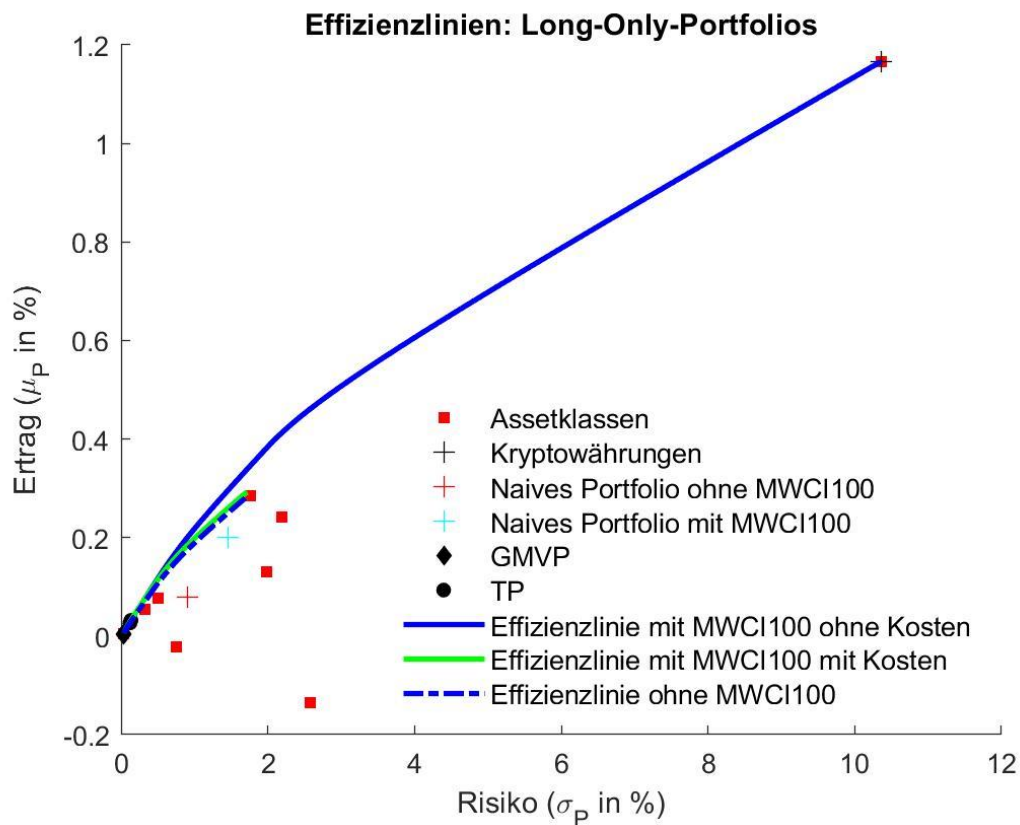


Abb. 77: Effizienzlinien mit und ohne Kryptowährungen (MWC100) sowie mit und ohne Berücksichtigung von Transaktionskosten im Fall A¹⁹⁶⁹

¹⁹⁶⁹ Eigene Darstellung in methodischer Anlehnung an Borri (2019), S. 11, bereits (englisch) veröffentlicht bei Schmitz/Hoffmann (2021), S. 96.

Verwendung eines alternativen Kryptowährungsindex (MWCI100) für die Bestimmung des zugehörigen Effizienzgebirges im Long-Only-Modellrahmen mit Transaktionskostenrestriktion (Fall A):

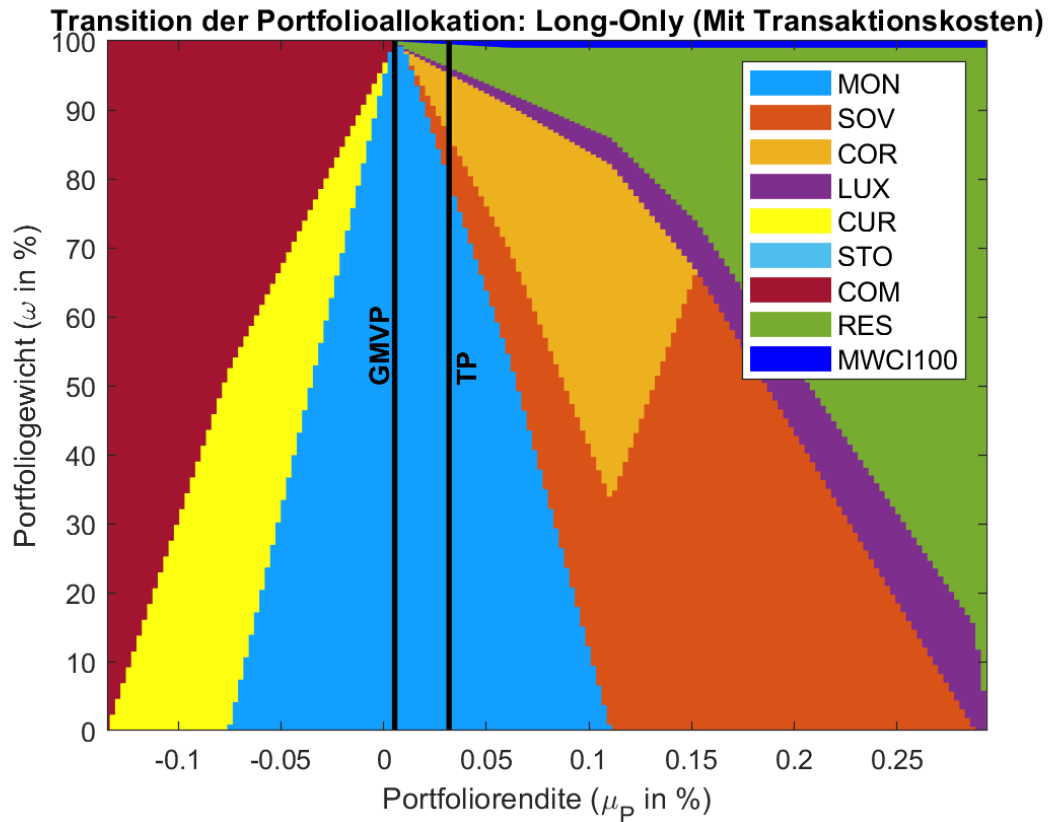


Abb. 78: Effizienzgebirge für die Long-Only-Portfoliooptimierung mit Kryptowährungen (MWCI100) unter Berücksichtigung nicht-pekuniärer Transaktionskosten¹⁹⁷⁰

¹⁹⁷⁰ Eigene Berechnungen bereits (englisch) veröffentlicht bei Schmitz/Hoffmann (2021), S. 96.

Deskriptive Statistiken der berechneten optimalen Portfoliogewichte für das GMVP und das TP im Fall B unter Berücksichtigung nicht-pekuniärer Transaktionskosten sowie unter Verwendung des Kryptowährungsindexes EWCI:

Assets	GMVP	TP
	Portfolio mit EWCI	Portfolio mit EWCI
Durchschnittliche Portfoliogewichte		
Geldmarkt	0,99699	0,32238
Staatsanleihen	0,00000	0,11931
Unternehmensanleihen	0,00027	0,23330
Luxusgüter	0,00001	0,20155
Währungen	0,00056	0,00000
Aktien	0,00055	0,00000
Rohstoffe	0,00122	0,04463
Immobilien	0,00021	0,06555
Kryptowährungen	0,00020	0,01328
Weitere deskriptive Statistiken zum Kryptowährungsgewicht		
Minimum	0,00000	0,00000
Maximum	0,00068	0,06419

Tab. 32: Deskriptive Statistiken der Portfoliogewichte (Long-Only, mit Transaktionskosten, Fall B)¹⁹⁷¹

Deskriptive Statistiken der berechneten optimalen Portfoliogewichte für das GMVP und das TP im Fall B unter Berücksichtigung nicht-pekuniärer Transaktionskosten sowie unter Verwendung eines alternativen Kryptowährungsindexes (MWCI100):

Assets	GMVP	TP
	Portfolio mit MWCI100	Portfolio mit MWCI100
Durchschnittliche Portfoliogewichte		
Geldmarkt	0,99700	0,31620
Staatsanleihen	0,00000	0,09945
Unternehmensanleihen	0,00023	0,21035
Luxusgüter	0,00000	0,21481
Währungen	0,00053	0,00000
Aktien	0,00056	0,00087
Rohstoffe	0,00127	0,05396
Immobilien	0,00019	0,06649
Kryptowährungen	0,00021	0,03787
Weitere deskriptive Statistiken zum Kryptowährungsgewicht		
Minimum	0,00000	0,00000
Maximum	0,00113	0,12929

Tab. 33: Deskriptive Statistiken der Portfoliogewichte (Long-Only, mit Transaktionskosten, Fall B, alternativer Kryptowährungsindex)¹⁹⁷²

¹⁹⁷¹ Eigene Berechnungen, bereits veröffentlicht bei Schmitz/Hoffmann (2021), S. 72.

¹⁹⁷² Eigene Berechnungen, bereits (englisch) veröffentlicht bei Schmitz/Hoffmann (2021), S. 72.

Portfoliogewichte (Long-Only, netto) im Zeitablauf (Fall B) unter Berücksichtigung eines alternativen Kryptowährungsindexes (MWCI100):

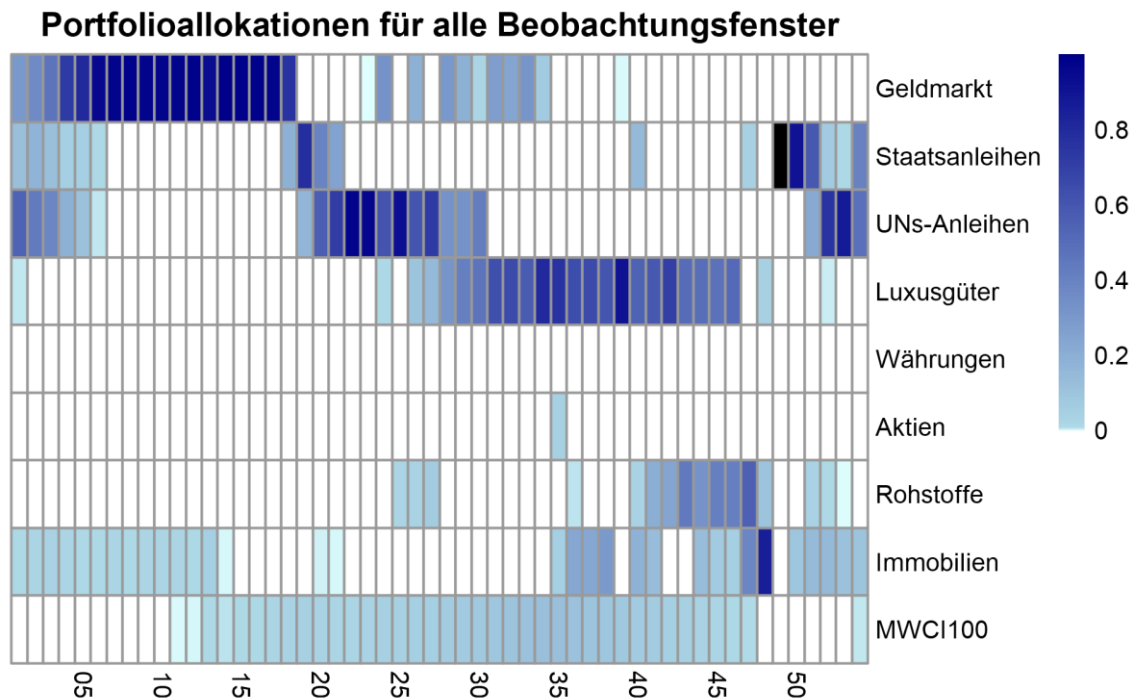


Abb. 79: Heatmap der optimalen Portfoliogewichtungen im TP für das Szenario mit einem alternativen Kryptowährungsindex (MWCI100) im Fall B mit Berücksichtigung nicht-pekuniärer Transaktionskosten¹⁹⁷³

¹⁹⁷³ Eigene Berechnungen in konzeptioneller Anlehnung an Trimborn/Li/Härdle (2020), S. 299f., bereits (englisch) veröffentlicht bei Schmitz/Hoffmann (2021), S. 71. Auf eine separate Darstellung der Ergebnisse für das GMVP kann hier verzichtet werden, da die Transaktionskostenrestriktion nicht bindend wird und somit identische Ergebnisse wie im Fall ohne Transaktionskosten resultieren. Vgl. hierzu Schmitz/Hoffmann (2021), S. 72.

A.2.4 Ergänzungen zur Out-of-Sample-Analyse

Ergänzungen zu Kapitel 4.6.2:

Wiederholung der Out-of-Sample-Analyse unter Verwendung des alternativen Kryptowährungsindexes MWCI100:

		Naive Portfolios	
Metrik	Portfolio mit MWCI100 (brutto)		
Minimum Wochenrendite	-0,04631		
Mittlere Wochenrendite	0,00257		
Median Wochenrendite	0,00326		
Maximum Wochenrendite	0,06194		
Standardabweichung	0,01526		
Maximum Drawdown	0,18885		
Verlustwahrscheinlichkeit	0,40870		
Endvermögen [EUR]	175,54		
Vermögensverzinsung (p.a.)	0,13587		
Sharpe Ratio	0,16809		
		Unrestringierte Portfolios im Grundmodell	
		GMVP	TP
Metrik	Portfolio mit MWCI100 (brutto)	Portfolio mit MWCI100 (brutto)	
Minimum Wochenrendite	-0,00247	-0,02214	
Mittlere Wochenrendite	0,00001	-0,00052	
Median Wochenrendite	0,00002	-0,00021	
Maximum Wochenrendite	0,00110	0,01417	
Standardabweichung	0,00038	0,00395	
Maximum Drawdown	0,00587	0,16069	
Verlustwahrscheinlichkeit	0,46522	0,54783	
Endvermögen [EUR]	100,30	88,58	
Vermögensverzinsung (p.a.)	0,00069	-0,02707	
Sharpe Ratio	0,03463	-0,13139	
		Long-Only-Portfolios (mit/ohne nicht-pekuniäre Transaktionskosten)	
		GMVP	TP
Metrik	Portfolio mit MWCI100 (brutto = netto)	Portfolio mit MWCI100 (brutto)	Portfolio mit MWCI100 (netto)
Minimum Wochenrendite	-0,00228	-0,04622	-0,04799
Mittlere Wochenrendite	0,00002	0,00174	0,00149
Median Wochenrendite	0,00002	0,00026	0,00028
Maximum Wochenrendite	0,00110	0,07150	0,07871
Standardabweichung	0,00042	0,01368	0,01376
Maximum Drawdown	0,00449	0,22126	0,21170
Verlustwahrscheinlichkeit	0,43913	0,44783	0,44348
Endvermögen [EUR]	100,56	146,12	137,98
Vermögensverzinsung (p.a.)	0,00127	0,08967	0,07561
Sharpe Ratio	0,05887	0,12743	0,10858

Tab. 34: Ergebnisse der Out-of-Sample-Analyse bei der Verwendung des MWCI100 als alternativen Kryptowährungsindex¹⁹⁷⁴

¹⁹⁷⁴ Eigene Berechnungen in methodischer Anlehnung an Schmitz/Hoffmann (2021), S. 81.

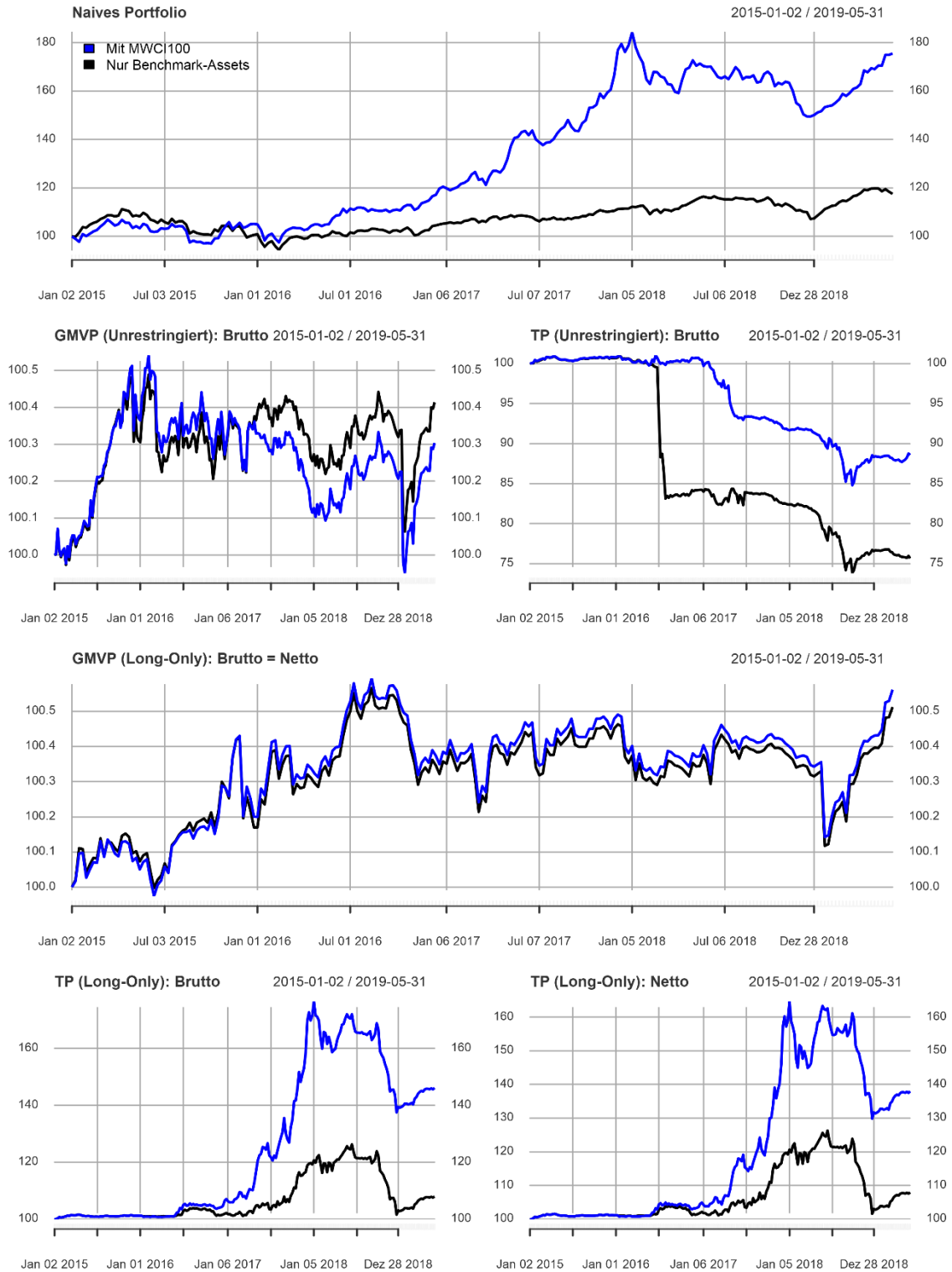


Abb. 80: Ergebnisse der Out-of-Sample-Analyse bei der Verwendung des MWC100 als alternativen Kryptowährungsindex: Wertentwicklung der 100-EUR-Musterportfolios im Anlagezeitraum (in EUR)¹⁹⁷⁵

¹⁹⁷⁵ Eigene Berechnungen in konzeptioneller Anlehnung an Petukhina et al. (2020), S. 30, bereits (englisch) veröffentlicht bei Schmitz/Hoffmann (2021), S. 80.

A.3 Überblick über verwendete Programm-Pakete (R, Matlab)

Sowohl die in dieser Arbeit explizit ausgewiesenen als auch alle weiteren, z.B. aus Kontrollgründen ergänzend erstellten Berechnungen, Tabellen und Grafiken wurden in verschiedenen Programmpaketen generiert. Neben den gängigen Microsoft Office Paketen (hier: Microsoft Excel 2016, Microsoft Word 2016 und Microsoft Powerpoint 2016) wurde für einen wesentlichen Anteil der Analysen insbesondere auch noch Matlab (Version R-2019a) und R-Studio (Version 1.1.419) verwendet.

Für letztere beiden Programme ist erwähnenswert, dass die eigens für diese Untersuchung erstellten Programme teilweise auf Funktionalitäten basieren, die über externe Open-Source-Programmerweiterungen (sog. Matlab-Sheets und R-Packages) heruntergeladen bzw. installiert werden mussten, sodass auch diese aus Transparenzgründen noch nachfolgend aufgelistet werden:

(i) Matlab-Sheets:

Matlab-Programm	(Offizielle) Zitation
Tests of Mean-Variance Spanning	Kan (2021)

Tab. 35: Verwendete Matlab-Sheets für das Dissertationsprojekt¹⁹⁷⁶

¹⁹⁷⁶ Eigene Darstellung.

(ii) R-Pakete:

R-Paket	(Offizielle) Zitation	R-Paket	(Offizielle) Zitation
aTSA	Qiu (2015)	FRAPO	Pfaff (2016)
Cairo	Urbanek/Horner (2020)	fTrading	Würtz/Setz/Chalabi (2017d)
car	Fox/Weisberg (2019)	fUnitRoots	Würtz/Setz/Chalabi (2017e)
caTools	Tuszynski (2020)	GGally	Schloerke et al. (2018)
cccp	Pfaff (2015)	glogis	Zeileis/Windberger (2018)
cluster	Mächler et al. (2019)	ggpubr	Kassambara (2020)
clusterCrit	Desgraupes (2018)	ggplot2	Wickham (2016)
coin	Hothorn et al. (2006)	ggthemes	Arnold (2019)
corrplot	Wei/Simko (2017)	gPdstest	Gonzalez Estrada/Villasenor Alva (2012)
dendextend	Galili (2015)	Hmisc	Harrell Jr./Dupont (2020)
diptest	Mächler (2016)	ismev	Heffernan/Stephenson (2018)
dplyr	Wickham et al. (2020)	lattice	Sarkar (2008)
dtw	Giorgino (2009)	lawstat	Gastwirth et al. (2020)
dtwclust	Sarda-Espinosa (2019)	libstableR	Royuela-del-Val/Simmross-Wattenberg/Alberola-Lopez (2017)
ecodist	Goslee/Urban (2007)	lmtest	Zeileis/Hothorn (2002)
EnvStats	Millard (2013)	magrittr	Bache/Wickham (2014)
factoextra	Kassambara/Mundt (2020)	MASS	Venables/Ripley (2002)
fAssets	Würtz/Setz/Chalabi (2017a)	MTS	Tsay/Wood (2018)
fBasics	Würtz/Setz/Chalabi (2017b)	NbClust	Charrad et al. (2014)
FinTS	Graves (2019)	nortest	Gross/Ligges (2015)
fitdistrplus	Delignette-Muller/Dutang (2015)	ordinal	Christensen (2019)
fMultivar	Würtz/Setz/Chalabi (2017c)	PerformanceAnalytics	Peterson/Carl (2020)
fPortfolio	Würtz et al. (2017)	pheatmap	Kolde (2019)

Tab. 36: Verwendete R-Pakete für das Dissertationsprojekt (1/2)¹⁹⁷⁷

¹⁹⁷⁷ Eigene Darstellung. Die offizielle, von den Autoren gewünschte Zitation wurde hierzu aus R-Studio entnommen. Beachtenswert ist hier an dieser Stelle allerdings, dass sich diese aufgrund fehlender Standardisierung im Format so deutlich unterschieden, dass teilweise kleinere (meist formatierungstechnische) Anpassungen hinsichtlich ihrer Darstellungsform vorgenommen werden mussten, um die Konsistenz des Literaturverzeichnisses zu wahren.

R-Paket	(Offizielle) Quelle	R-Paket	(Offizielle) Quelle
plotrix	Lemon (2006)	slam	Hornik/Meyer/Buchta (2019)
POT	Ribatet/Dutang (2019)	SpatialExtremes	Ribatet (2020)
pracma	Borchers (2021)	spgs	Hart/Martínez (2019)
psych	Revelle (2019)	stabledist	Würtz/Mächler (2016)
Quantmod	Ryan/Ulrich (2019)	stringi	Gagolewski (2019)
Readxl	Wickham/Bryan (2019)	survival	Therneau (2015)
reshape2	Wickham (2007)	timeDate	Würtz et al. (2018)
Rglpk	Theussl/Hornik (2019)	timeSeries	Würtz (2020)
rio	Chan et al. (2018)	tseries	Trapletti/Hornik (2019)
RiskPortfolios	Ardia/Boudt/Gagnon-Fleury (2017)	TTR	Ulrich (2019)
rmatio	Widgren/Hulbert (2019)	urca	Pfaff (2008)
rmutil	Swihart/Lindsey (2020)	xlsx	Dragulescu/Arendt (2020)
roll	Foster (2020)	xts	Ryan/Ulrich (2020)
rrcov	Todorov/Filzmoser (2009)	writexl	Ooms (2019)
shape	Soetaert (2020)	zoo	Zeileis/Grothendieck (2005)

Tab. 37: Verwendete R-Pakete für das Dissertationsprojekt (2/2)¹⁹⁷⁸

Abschließend sei noch erwähnt, dass für die Anfertigung des Dissertationsprojektes gültige Lizenzen der Datenbanken von Bloomberg und Thomson Reuters Datastream (bzw. Thomson Reuters Eikon) für die Heinrich-Heine-Universität Düsseldorf vorlagen. Das Kryptowährungsportal Coinmarketcap, das Kryptowährungsdaten für dieses Projekt lieferte, ist – sofern nicht anderweitig zitiert – über <https://coinmarketcap.com/> erreichbar.

¹⁹⁷⁸ Eigene Darstellung.

Literaturverzeichnis

Abramova, Svetlana; Böhme, Rainer (2016): Perceived Benefit and Risk as Multidimensional Determinants of Bitcoin Use: A Quantitative Exploratory Study, Thirty Seventh International Conference on Information Systems: Dublin 2016, S. 1-20.

Abrams, Rachel; Goldstein, Matthew; Tabuchi, Hiroko (2014): Erosion of Faith Was Death Knell for Mt. Gox, in: New York Times (Online) vom 28.02.2014. URL: <https://dealbook.nytimes.com/2014/02/28/mt-gox-files-for-bankruptcy/> (Abrufdatum: 01.06.2021).

Ackermann, Erik; Bock, Carolin; Bürger, Robin (2020): Democratising Entrepreneurial Finance: The Impact of Crowdfunding and Initial Coin Offerings (ICOs), in: Moritz, Alexandra; Block, Joern H.; Golla, Stephan; Werner, Arndt (Hrsg.): Contemporary Developments in Entrepreneurial Finance: An Academic and Policy Lens on the Status-Quo, Challenges and Trends, Cham, S. 277-308.

Acquisti, Alessandro (2008): Identity Management, Privacy, and Price Discrimination, in: IEEE Security & Privacy, Vol. 6, No. 2, S. 46-50.

Adhami, Saman; Giudici, Giancarlo (2019): Initial Coin Offerings: Tokens as Innovative Financial Assets, in: Hacıoglu, Umit (Hrsg.): Blockchain Economics and Financial Market Innovation: Financial Innovations in the Digital Age, Cham, S. 61-81.

Aggarwal, Raj; Kearney, Colm; Lucey, Brian (2012): Gravity and culture in foreign portfolio investment, in: Journal of Banking & Finance, Vol. 36, No. 2, S. 525-538.

- Agrawal, Ajay; Catalini, Christian; Goldfarb, Avi (2014):** Some Simple Economics of Crowdfunding, in: *Innovation Policy and the Economy*, Vol. 14, No. 1, S. 63-97.
- AitSahlia, Farid; Doellman, Thomas; Sardarli, Sabuhi (2020):** Mean-Variance Spanning Tests for Menu Simplification in 401(k) Plans, SSRN Working Paper No. 2663156.
- Al Mamun, Md; Uddin, Gazi S.; Suleman, Muhammad T.; Kang, Sang H. (2020):** Geopolitical risk, uncertainty and Bitcoin investment, in: *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, Vol. 540, S. 1-11.
- Alexander, Carol; Dakos, Michael (2020):** A critical investigation of cryptocurrency data and analysis, in: *Quantitative Finance*, Vol. 20, No. 2, S. 173-188.
- Alexander, Gordon J.; Baptista, Alexandre M. (2004):** A comparison of VaR and CVaR constraints on portfolio selection with the mean-variance model, in: *Management Science*, Vol. 50, No. 9, S. 1261-1273.
- Ali, Robleh; Barrdear, John; Clews, Roger; Southgate, James (2014a):** The economics of digital currencies, in: *Bank of England Quarterly Bulletin*, Vol. 54, No. 3, S. 276-286.
- Ali, Robleh; Barrdear, John; Clews, Roger; Southgate, James (2014b):** Innovations in payment technologies and the emergence of digital currencies, in: *Bank of England Quarterly Bulletin*, Vol. 54, No. 3, S. 262-275.
- Alqaryouti, Omar; Siyam, Nur; Alkashri, Zainab; Shaalan, Khaled (2019):** Cryptocurrency Usage Impact on Perceived Benefits and Users' Behaviour, in: Themistocleous, Marinos; Papadaki, Maria (Hrsg.): *Information Systems: 16th European, Mediterranean, and Middle Eastern Conference, EMCIS 2019, Dubai, United Arab Emirates, December 9–10, 2019, Proceedings*, Cham, S. 123-136.
- Anderegg, Ralph (2007):** *Grundzüge der Geldtheorie und Geldpolitik*, München.

Andoni, Merlinda; Robu, Valentin; Flynn, David; Abram, Simone; Geach, Dale; Jenkins, David; McCallum, Peter; Peacock, Andrew (2019): Blockchain technology in the energy sector: A systematic review of challenges and opportunities, in: Renewable and Sustainable Energy Reviews, Vol. 100, S. 143-174.

Annaert, Jan; De Ceuster, Marc J. K.; Van Hyfte, Wim (2005): The value of asset allocation advice: Evidence from The Economist's quarterly portfolio poll, in: Journal of Banking & Finance, Vol. 29, No. 3, S. 661-680.

Anson, Mark J. P.; Fabozzi, Frank J.; Jones, Frank J. (2011): Asset Classes, Alternative Investments, Investment Companies, and Exchange-Traded Funds, in: Fabozzi, Frank J.; Markowitz, Harry M. (Hrsg.): The Theory and Practice of Investment Management: Asset Allocation, Valuation, Portfolio Construction, and Strategies, 2. Auflage, Hoboken, S. 15-44.

Anyfantaki, Sofia; Arvanitis, Stelios; Topaloglou, Nikolas (2018): Diversification, integration and cryptocurrency market, SSRN Working Paper No. 3186474.

AppCoins.io (2017): AppCoins: Redesigning the App Economy – The first ICO serving 200 million users, Whitepaper Version 0.52.

Apple (2021): Apple Pay: Einfach. Sicher. Bezahlen., URL: <https://www.apple.com/de/apple-pay/> (Abrufdatum: 30.03.2021).

Aras, Burak; Wenz, Daniel (2022): Was sind Stablecoins? – Definition und Bedeutung, in: Bitcoin-2go.de (Online) vom 11.01.2022. URL: <https://bitcoin-2go.de/was-sind-stablecoins/> (Abrufdatum: 04.02.2022).

Ardia, David; Boudt, Kris; Gagnon-Fleury, Jean-Philippe (2017): RiskPortfolios: Computation of risk-based portfolios in R, in: Journal of Open Source Software Vol. 10, No. 2, S. 171.

- Arens, Tilo; Hettlich, Frank; Karpfinger, Christian; Kockelkorn, Ulrich; Lichtenegger, Klaus; Stachel, Hellmuth (2017):** Ergänzungen und Vertiefungen zu Arens et al., Mathematik, 2. Auflage, Berlin.
- Aristoteles (1985):** Nikomachische Ethik (Übersetzung: Rolfes, Eugen; Herausgeber: Bien, Günther), 4. Auflage, Hamburg.
- Aristoteles (2013):** Nikomachische Ethik (Übersetzung & Herausgeberin: Wolf, Ursula), 4. Auflage, Reinbek.
- Arner, Douglas; Auer, Raphael; Frost, Jon (2020):** Stablecoins: risks, potential and regulation, BIS Working Papers No. 905.
- Arnold, Jeffrey B. (2019):** ggthemes: Extra Themes, Scales and Geoms for 'ggplot2' (R Paket, Version 4.2.0).
- Artzner, Philippe; Delbaen, Freddy; Eber, Jean-Marc; Heath, David (1999):** Coherent Measures of Risk, in: Mathematical Finance, Vol. 9, No. 3, S. 203-228.
- Aslanidis, Nektarios; Bariviera, Aurelio F.; Savva, Christos S. (2020):** Weekly dynamic conditional correlations among cryptocurrencies and traditional assets, SSRN Working Paper No. 3550879.
- Aubry, Augusto; De Maio, Antonio; Pallotta, Luca; Farina, Alfonso (2012):** Maximum Likelihood Estimation of a Structured Covariance Matrix With a Condition Number Constraint, in: IEEE Transactions on Signal Processing, Vol. 60, No. 6, S. 3004-3021.
- Auer, Benjamin; Rottmann, Horst (2015):** Statistik und Ökonometrie für Wirtschaftswissenschaftler: Eine anwendungsorientierte Einführung, 3. Auflage, Wiesbaden.

Autonomous Next (2019): #CRYPTO UTOPIA: The \$20 billion Cambrian explosion of tokenized digital assets, and the emerging infrastructure being built to support them, London [u.a.].

Avan-Nomayo, Osato (2019): ‘Twitter Hype Index’ Mirrors Cryptocurrency Market Cap, New Data Shows, in: Bitcoinlist.com (Online) vom 25.04.2019. URL: <https://bitcoinlist.com/twitter-hype-index-mirrors-cryptocurrency-market-cap-new-data-shows/> (Abrufdatum: 01.06.2021).

Bache, Stefan Milton; Wickham, Hadley (2014): magrittr: A Forward-Pipe Operator for R (R-Paket, Version 1.5).

Back, Adam; Corallo, Matt; Dashjr, Luke; Friedenbach, Mark; Maxwell, Gregory; Miller, Andrew; Poelstra, Andrew; Timón, Jorge; Wuille, Pieter (2014): Enabling Blockchain Innovations with Pegged Sidechains, Working Paper.

Backhaus, Klaus; Erichson, Bernd; Plinke, Wulff; Weiber, Rolf (2018): Multivariate Analysemethoden: Eine anwendungsorientierte Einführung, 15. Auflage, Berlin [u.a.].

Baldé, Cornelis P.; Forti, Vanessa; Gray, Vanessa; Kuehr, Ruediger; Stegmann, Paul (2017): The global e-waste monitor 2017: Quantities, flows and resources, Bonn [u.a.].

Balli, Faruk; Basher, Syed Abul; Ozer-Balli, Hatice (2010): From home bias to Euro bias: Disentangling the effects of monetary union on the European financial markets, in: Journal of Economics and Business, Vol. 62, No. 5, S. 347-366.

Baltzer, Markus; Stolper, Oscar; Walter, Andreas (2015): Home-field advantage or a matter of ambiguity aversion? Local bias among German individual investors, in: The European Journal of Finance, Vol. 21, No. 9, S. 734-754.

- Balz, Burkhard; Paulick, Jan (2019):** Private Zahlungsmittel und die Rolle der Zentralbanken im digitalen Zeitalter, in: ifo Schnelldienst, Vol. 72, No. 17, S. 13-16.
- Bank for International Settlements (2015):** Committee on Payments and Market Infrastructures: Digital Currencies, November 2015, Basel.
- Bank for International Settlements (2018):** Annual Report 2017/2018, Basel.
- Bank for International Settlements (2019):** G7 Working Group on Stablecoins: Investigating the impact of global stablecoins, Oktober 2019, Basel.
- Bank for International Settlements (2020):** BIS Annual Economic Report 2020, Basel.
- Barber, Brad M.; Lee, Yi-Tsung; Liu, Yu-Jane; Odean, Terrance (2009):** Just how much do individual investors lose by trading?, in: The Review of Financial Studies, Vol. 22, No. 2, S. 609-632.
- Barber, Simon; Boyen, Xavier; Shi, Elaine; Uzun, Ersin (2012):** Bitter to Better: How to Make Bitcoin a Better Currency, in: Keromytis, Angelos D. (Hrsg.): Financial Cryptography and Data Security: 16th International Conference, FC 2012 Kralendijk, Bonaire, February/March 2012, Revised Selected Papers, Heidelberg [u.a.], S. 399-414.
- Bartels, Sören (2016):** Numerik 3x9: Drei Themengebiete in jeweils neun kurzen Kapiteln, Berlin [u.a.].
- Bartolucci, Silvia; Caccioli, Fabio; Vivo, Pierpaolo (2020):** A percolation model for the emergence of the Bitcoin Lightning Network, in: Scientific Reports, Vol. 10, No. 1, S. 1-14.
- Bauer, Hans H.; Stokburger-Sauer, Nicola; Werbick, Stefan (2002):** Erfolgsfaktoren von Investmentfonds aus Nachfragersicht, Universität Mannheim, Management Arbeitspapier Nr. M069.

- Baur, Aaron W.; Bühler, Julian; Bick, Markus; Bonorden, Charlotte S. (2015):** Cryptocurrencies as a Disruption? Empirical Findings on User Adoption and Future Potential of Bitcoin and Co., in: Janssen, Marijn; Mäntymäki, Matti; Hidders, Jan; Klievink, Bram; Lamersdorf, Winfried; van Loenen, Bastiaan; Zuiderwijk, Anneke (Hrsg.): Open and Big Data Management and Innovation: 14th IFIP WG 6.11 Conference on e-Business, e-Services, and e-Society, I3E 2015, Delft, The Netherlands, October 13-15, 2015, Proceedings, Cham [u.a.], S. 63-80.
- Baur, Dirk G.; Dimpfl, Thomas (2018a):** Asymmetric volatility in cryptocurrencies, in: Economics Letters, Vol. 173, S. 148-151.
- Baur, Dirk G.; Dimpfl, Thomas (2018b):** Excess Volatility as an Impediment for a Digital Currency, SSRN Working Paper No. 2949754.
- Baur, Dirk G.; Hong, Kihoon; Lee, Adrian D. (2016):** Virtual currencies: Media of Exchange or Speculative Assets?, SWIFT Institute Working Paper No. 2014-007.
- Baur, Dirk G.; Hong, Kihoon; Lee, Adrian D. (2018):** Bitcoin: Medium of exchange or speculative assets?, in: Journal of International Financial Markets, Institutions & Money, Vol. 54, S. 177–189.
- Baur, Dirk G.; Lucey, Brian M. (2010):** Is Gold a Hedge or a Safe Haven? An Analysis of Stocks, Bonds and Gold, in: Financial Review, Vol. 45, No. 2, S. 217-229.
- Baur, Dirk G.; McDermott, Thomas K. (2010):** Is gold a safe haven? International evidence, in: Journal of Banking & Finance, Vol. 34, No. 8, S. 1886-1898.
- Bech, Morten L.; Garratt, Rodney (2017):** Central bank cryptocurrencies, in: BIS Quarterly Review, Ausgabe September 2017, S. 55-70.

- Beck, Benjamin; König, Dominik (2015):** Bitcoin: Der Versuch einer vertragstypologischen Einordnung von kryptographischem Geld, in: Juristenzeitung, Vol. 70, No. 3, S. 130-138.
- Beck, Matthew (2019):** Hedging US-China Trade Risk with Bitcoin: A Real-Time Case Study, Capital, Grayscale, New York.
- Becker, Torsten; Herrmann, Richard; Sandor, Viktor; Schäfer, Dominik; Wellisch, Ulrich (2016):** Stochastische Risikomodellierung und statistische Methoden, Berlin [u.a.].
- Beckmann, Joscha; Czudaj, Robert (2013):** Gold as an inflation hedge in a time-varying coefficient framework, in: The North American Journal of Economics and Finance, Vol. 24, S. 208-222.
- Beer, Christian; Weber, Beat (2015):** Bitcoin – The Promise and Limits of Private Innovation in Monetary and Payment Systems, Österreichische Nationalbank: Monetary Policy and the Economy Q4/14, Wien.
- Begusic, Stjepan; Kostanjcar, Zvonko; Stanley, H. Eugene; Podobnik, Boris (2018):** Scaling properties of extreme price fluctuations in Bitcoin markets, in: Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, Vol. 510, S. 400-406.
- Bekaert, Geert; Urias, Michael S (1996):** Diversification, Integration and Emerging Market Closed-End Funds, in: The Journal of Finance, Vol. 51, No. 3, S. 835-869.
- Belousova, Julia; Dorfleitner, Gregor (2012):** On the diversification benefits of commodities from the perspective of euro investors, in: Journal of Banking & Finance, Vol. 36, No. 9, S. 2455-2472.
- Benckendorf, Kevin (2021):** Krypto Fonds – Investieren in den Krypto Markt, in: Kryptoszene.de (Online). URL: <https://kryptoszene.de/kryptowaehrungen-kaufen/krypto-fonds/> (Abrufdatum: 01.08.2021).

- Benesch, Thomas (2013):** Schlüsselkonzepte zur Statistik: die wichtigsten Methoden, Verteilungen, Tests anschaulich erklärt, Berlin [u.a.].
- Berentsen, Aleksander; Schär, Fabian (2017):** Bitcoin, Blockchain und Kryptoassets: Eine umfassende Einführung, Norderstedt.
- Berentsen, Aleksander; Schär, Fabian (2018):** A Short Introduction to the World of Cryptocurrencies, in: Federal Reserve Bank of St. Louis Review, Vol. 100, No. 1, S. 1-16.
- Berger, Christian (2021):** BGB §§ 244-245, in: Jauernig, Othmar; Stürner, Rolf (Hrsg.): Bürgerliches Gesetzbuch: mit Rom-I-VO, Rom-II-VO, Rom-III-VO, EG-UnthVO/HUntProt und EuErbVO – Kommentar, 18. Auflage, München.
- Bergmann, Christoph (2014):** Ist Bitcoin-Mining noch profitabel in Deutschland?, in: BitcoinBlog.de (Online) vom 12.08.2014 URL: <https://bitcoinblog.de/2014/08/12/ist-bitcoin-mining-noch-profitabel-in-deutschland/> (Abrufdatum: 12.04.2021).
- Berndt, Ernst R.; Savin, N. Eugene (1977):** Conflict among criteria for testing hypotheses in the multivariate linear regression model, in: Econometrica: Journal of the Econometric Society, Vol. 45, No. 5, S. 1263-1277.
- Bernoeth, Kerstin; König, Philipp; Beckers, Benjamin (2016):** EZB-Anleihekäufe können Vermögensverteilung beeinflussen, in: DIW Wochenbericht, Vol. 83, No. 7, S. 127-134.
- Berry, Thomas; Gamble, Keith J. (2013):** Informed local trading prior to earnings announcements, in: Journal of Financial Markets, Vol. 16, No. 3, S. 505-525.
- Besser, Axel (1996):** Funktion und Dynamik von Finanzinnovationen: internationale Finanzmärkte im Wandel, Wiesbaden, zugleich: Dissertation Universität Gießen, 1996.

Beugelsdijk, Sjoerd; Frijns, Bart (2010): A cultural explanation of the foreign bias in international asset allocation, in: Journal of Banking & Finance, Vol. 34, No. 9, S. 2121-2131.

Bhaskar, Nirupama D.; Lee Kuo Chuen, David (2015): Bitcoin Mining Technology, in: Lee Kuo Chuen, David (Hrsg.): Handbook of Digital Currency: Bitcoin, Innovation, Financial Instruments, and Big Data, Amsterdam [u.a.], S. 45-65.

Bheemiah, Kary; Collomb, Alexis (2018): Cryptoasset Valuation: Identifying the Variables of Analysis, Blockchain Perspectives Joint Research Initiative Working Report, Version 1.0.

Bian, Shuqing; Deng, Zhenpeng; Li, Fei; Monroe, Will; Shi, Peng; Sun, Zijun; Wu, Wei; Wang, Sikuang; Wang, William Y.; Yuan, Arianna; Zhang, Tianwei; Li, Jiwei (2018): IcoRating: A Deep-Learning System for Scam ICO Identification, arXiv Working Paper No. 1803.03670.

Bianchi, Daniele (2020): Cryptocurrencies As an Asset Class? An Empirical Assessment, in: The Journal of Alternative Investments, Vol. 23, No. 2, S. 162-179.

Bianchi, Daniele; Dickerson, Alexander (2019): Trading volume in cryptocurrency markets, SSRN Working Paper No. 3239670.

Binance (2021): Ein- und Auszahlungen, jederzeit ganz bequem in Euro, URL: <https://www.binance.com/de> (Abrufdatum: 01.06.2021).

BISON (2020): Features, URL: <https://bisonapp.com/features/> (Abrufdatum: 29.10.2020).

Bitcoin Foundation (2016): The Bitcoin Foundation Manifesto, Washington D.C.

Bitcoin Magazine (2017): Antshares Rebrands, Introduces NEO and the New Smart Economy, in: Nasdaq.com (Online) vom 22.06.2017. URL: <https://www.nasdaq.com/articles/antshares-rebrands-introduces-neo-and-the-new-smart-economy-2017-06-22> (Abrufdatum: 01.06.2021).

Bitcoin.com (2021): Bitcoin Difficulty, URL: <https://charts.bitcoin.com/btc/chart/difficulty#5ma4> (Abrufdatum: 13.04.2021).

Bitcoin.de (2021): Das Bitcoin Whitepaper von Satoshi Nakamoto, URL: <https://www.bitcoin.de/de/bitcoin-whitepaper-deutsch> (Abrufdatum: 01.06.2021).

Bitcoin.org (2021a): Bitcoin Core – Download, URL: <https://bitcoin.org/de/download> (Abrufdatum: 01.06.2021).

Bitcoin.org (2021b): Running A Full Node, URL: <https://bitcoin.org/en/full-node#minimum-requirements> (Abrufdatum: 01.06.2021).

Bitcoincharts (2021): Exchange Volume Distribution, URL: <https://bitcoincharts.com/charts/volumepie/> (Abrufdatum: 01.04.2021).

Bitcoinity (2021): Bitcoin Trading Volume, URL: <http://data.bitcoinity.org/markets/volume/30d/EUR?c=e&t=b> (Abrufdatum: 08.02.2021).

Bitkom (2018): Inzwischen kennen zwei Drittel der Bundesbürger Bitcoin, URL: <https://www.bitkom.org/Presse/Presseinformation/Inzwischen-kennen-zwei-Drittel-der-Bundesbuenger-Bitcoin.html> (Abrufdatum: 01.06.2021).

Bitnodes (2021): Global Bitcoin Nodes Distribution, URL: <https://bitnodes.io/> (Abrufdatum: 14.04.2021).

BitPay (2021a): BitPay Prepaid Mastercard Cardholder Agreement, URL: <https://bitpay.com/assets/pdfs/mcb-mastercard-cha-10-20.pdf> (Abrufdatum: 01.06.2021).

BitPay (2021b): Blockchain Payment Statistics: 4 BitPay Statistics You Need to Know in 2020, Stand: Dezember 2020, URL: <https://bitpay.com/stats/> (Abrufdatum: 19.03.2021).

Bjerg, Ole (2017): Designing New Money – The Policy Trilemma of Central Bank Digital Currency, Copenhagen Business School Working Paper.

Blau, Benjamin M. (2017): Price dynamics and speculative trading in bitcoin, in: Research in International Business and Finance, Vol. 41, S. 493-499.

Block, Joern H.; Groh, Alexander; Hornuf, Lars; Vanacker, Tom; Vismara, Silvio (2020): The entrepreneurial finance markets of the future: a comparison of crowdfunding and initial coin offerings, in: Small Business Economics, Vol. 57, S. 865-882.

Blockchain.com (2021a): Bitcoin, URL: <https://www.blockchain.com/explorer> (Abrufdatum: 15.04.2021).

Blockchain.com (2021b): How the Interest Account works, URL: <https://support.blockchain.com/hc/en-us/articles/360043658491-How-the-Interest-Account-works> (Abrufdatum: 18.03.2021).

Blockchain.com (2021c): Median Confirmation Time, URL: <https://www.blockchain.com/de/charts/median-confirmation-time?timespan=all> (Abrufdatum: 01.06.2021).

Boar, Codruta; Holden, Henry; Wadsworth, Amber (2020): Impending arrival – a sequel to the survey on central bank digital currency, BIS Paper No. 107.

- Bodemer, Sebastian; Vollenweider, Peter (2017):** Treasury und Risikocontrolling in Banken: Organisation, Aufgaben und aktuelle Herausforderungen, Stuttgart.
- Bodnaruk, Andriy (2009):** Proximity Always Matters: Local Bias When the Set of Local Companies Changes, in: Review of Finance, Vol. 13, No. 4, S. 629-656.
- Böhme, Rainer; Christin, Nicolas; Edelman, Benjamin; Moore, Tyler (2015):** Bitcoin: Economics, Technology, and Governance, in: Journal of Economic Perspectives, Vol. 29, No. 2, S. 213-238.
- Book, Thomas (2001):** Elektronischer Börsenhandel und globale Märkte: Eine ökonomische Analyse der Veränderungen an Terminbörsen, Wiesbaden, zugleich: Dissertation Universität Gießen, 2001.
- Borchers, Hans W. (2021):** pracma: Practical Numerical Math Functions (R-Paket, Version 2.3.3).
- Bordo, Michael D. (1981):** The Classical Gold Standard: Some Lessons for Today, Federal Reserve Bank of St. Louis Review, May 1981.
- Börner, Christoph J.; Hoffmann, Ingo; Krettek, Jonas; Kürzinger, Lars; Schmitz, Tim (2021a):** Bitcoin: Like a Satellite or Always Hardcore? A Core-Satellite Identification in the Cryptocurrency Market (Draft: September 2021), SSRN Working Paper No. 3850583.
- Börner, Christoph J.; Hoffmann, Ingo; Krettek, Jonas; Kürzinger, Lars; Schmitz, Tim (2021b):** Extremes of Extremes: Risk Assessment for Very Small Samples, SSRN Working Paper No. 3931128.
- Börner, Christoph J.; Hoffmann, Ingo; Kürzinger, Lars; Schmitz, Tim (2021c):** On the Return Distributions of a Basket of Cryptocurrencies and Subsequent Implications (Draft: May 2021), SSRN Working Paper No. 3851563.

- Börner, Christoph J.; Hoffmann, Ingo; Poetter, Fabian; Schmitz, Tim (2020):** On Capital Allocation under Information Constraints, arXiv Working Paper No. 1906.10624.
- Borri, Nicola (2019):** Conditional tail-risk in cryptocurrency markets, in: Journal of Empirical Finance, Vol. 50, S. 1-19.
- Borri, Nicola; Shakhnov, Kirill (2019):** Cryptomarket discounts, SSRN Working Paper No. 3124394.
- Börse Frankfurt (2019):** RX REIT Index (ISIN DE000A0MEN66), URL: <https://www.boerse-frankfurt.de/index/rx-reit-index-performance> (Abrufdatum: 01.06.2019).
- Börse Frankfurt (2021):** Historische Kurse und Umsätze: Volkswagen AG Vz, URL: <https://www.boerse-frankfurt.de/aktie/volkswagen-ag-vz/kurshistorie/historische-kurse-und-umsaetze> (Abrufdatum: 18.03.2021).
- Börse Stuttgart (2020):** Wie Sie Bitcoin und andere Kryptowährungen bei uns handeln können, URL: <https://www.boerse-stuttgart.de/de-de/handel/kryptowaehrungen-handeln/> (Abrufdatum: 29.10.2020).
- Bortenlänger, Christine (1996):** Börsenautomatisierung: Effizienzpotentiale und Durchsetzbarkeit, Wiesbaden, zugleich: Dissertation Ludwig-Maximilians-Universität München, 1996.
- Bosch, Robert (2020):** Kryptowährungen – Immer weniger Deutsche sehen ihren Nutzen, URL: <https://www.bearingpoint.com/de-de/unsere-erfolge/insights/-kryptowaehrungen-umfrage-2020/> (Abrufdatum: 04.02.2021).
- Boshmaf, Yazan; Elvitigala, Charitha; Al Jawaheri, Husam; Wijesekera, Primal; Al Sabah, Mashaal (2020):** Investigating MMM Ponzi scheme on Bitcoin, in: Proceedings of the 15th ACM Asia Conference on Computer and Communications Security, S. 519-530.

- Bouoiyour, Jamal; Selmi, Refk (2015):** What does Bitcoin look like?, in: Annals of Economics & Finance, Vol. 16, No. 2, S. 449-492.
- Bouoiyour, Jamal; Selmi, Refk (2016):** Bitcoin: A beginning of a new phase, in: Economics Bulletin, Vol. 36, No. 3, S. 1430-1440.
- Bouoiyour, Jamal; Selmi, Refk; Tiwari, Aviral Kumar; Olayeni, Olaolu Richard (2016):** What drives Bitcoin price, in: Economics Bulletin, Vol. 36, No. 2, S. 843-850.
- Bowen, Harry P.; Baker, H. Kent; Powell, Gary E. (2015):** Globalization and diversification strategy: A managerial perspective, in: Scandinavian Journal of Management, Vol. 31, No. 1, S. 25-39.
- Boyle, Phelim; Garlappi, Lorenzo; Uppal, Raman; Wang, Tan (2012):** Keynes Meets Markowitz: The Trade-Off Between Familiarity and Diversification, in: Management Science, Vol. 58, No. 2, S. 253-272.
- Brandt, Mathias (2019):** Deadcoins: 1.614 tote Digitalwährungen, Statista Infografik, URL: <https://de.statista.com/infografik/16578/anzahl-der-gestorbenen-kryptocoins-und-ursachen-fuer-ihr-ende/> (Abrufdatum: 01.06.2021).
- Brandt, Siegmund (2013):** Datenanalyse für Naturwissenschaftler und Ingenieure: Mit statistischen Methoden und Java-Programmen, 5. Auflage, Berlin [u.a.].
- Brauneis, Alexander; Mestel, Roland (2018a):** Cryptocurrency-portfolios in a mean-variance framework, in: Finance Research Letters, Vol. 28, S. 259-264.
- Brauneis, Alexander; Mestel, Roland (2018b):** Price discovery of cryptocurrencies: Bitcoin and beyond, in: Economics Letters, Vol. 165, S. 58-61.

- Braunschweig, Christoph; Pichler, Bernhard (2021):** Die Kreditgeldwirtschaft: Hintergründe und Irrtümer von Geld- und Finanzwirtschaft, 2. Auflage, Wiesbaden.
- Breuer, Wolfgang; Gürtler, Marc; Schuhmacher, Frank (2006):** Portfoliomanagement II: Weiterführende Anlagestrategien, Wiesbaden.
- Breuer, Wolfgang; Gürtler, Marc; Schuhmacher, Frank (2010):** Portfoliomanagement I: Grundlagen, 3. Auflage, Wiesbaden.
- Breusch, Trevor S. (1979):** Conflict among Criteria for Testing Hypotheses: Extensions and Comments, in: *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, Vol. 47, No. 1, S. 203-207.
- Brière, Marie; Oosterlinck, Kim; Szafarz, Ariane (2015):** Virtual currency, tangible return: Portfolio diversification with bitcoin, in: *Journal of Asset Management*, Vol. 16, No. 6, S. 365-373.
- Brikmann, Yevgeniy (2014):** Bitcoin by analogy, URL: <https://www.ybrikman.com/writing/2014/04/24/bitcoin-by-analogy/> (Abrufdatum: 01.06.2021).
- Brinson, Gary P.; Hood, L. Randolph; Beebower, Gilbert L. (1986):** Determinants of Portfolio Performance, in: *Financial Analysts Journal*, Vol. 42, No. 4, S. 39-44.
- Brinson, Gary P.; Singer, Brian D.; Beebower, Gilbert L. (1991):** Determinants of Portfolio Performance II: An Update, in: *Financial Analysts Journal*, Vol. 47, No. 3, S. 40-48.
- Broby, Daniel (2007):** A Guide to Equity Index Construction, London.
- Brown, Patrick J. (1994):** Constructing & Calculating Bond Indices, Cambridge [u.a.].

- Brown, Stephen J.; Goetzmann, William; Ibbotson, Roger G.; Ross, Stephen A. (1992):** Survivorship Bias in Performance Studies, in: The Review of Financial Studies, Vol. 5, No. 4, S. 553-580.
- Brühl, Volker (2017):** Bitcoins, Blockchain und Distributed Ledgers: Funktionsweise, Marktentwicklungen und Zukunftsperspektiven, in: Wirtschaftsdienst, Vol. 97, No. 2, S. 135-142.
- Brunnermeier, Markus K.; Nagel, Stefan (2008):** Do Wealth Fluctuations Generate Time-Varying Risk Aversion? Micro-Evidence on Individuals' Asset Allocation, in: American Economic Review, Vol. 98, No. 3, S. 713-736.
- Bruns, Christoph; Meyer-Bullerdiek, Frieder (2020):** Professionelles Portfoliomanagement: Aufbau, Umsetzung und Erfolgskontrolle strukturierter Anlagestrategien, 6. Auflage, Stuttgart.
- BSDEX (2020):** Kryptohandel by Börse Stuttgart. Transparent. Professionell. Fair., URL: https://www.bsdex.de/de/?utm_medium=display&utm_source=bsg_np&utm_campaign=stoploss&utm_content=bsgwebsite (Abrufdatum: 29.10.2020).
- BTC Academy (2021):** Bitcoin Mining, URL: <https://www.btc-echo.de/academy/bibliothek/was-ist-bitcoin-mining/> (Abrufdatum: 01.06.2021).
- Buchholz, Katharina (2020):** Modes of Payment: Where Cash is Still King, Statista Infografik, Stand: 10.08.2020, URL: <https://www.statista.com/chart/19868/share-of-cash-payments-in-different-countries/> (Abrufdatum: 01.06.2021).
- Buchholz, Katharina (2021):** Cryptocurrency: How Common is Crypto?, Statista Infografik, Stand: 17.03.2021, URL: <https://www.statista.com/chart/18345/crypto-currency-adoption/> (Abrufdatum: 01.06.2021).

Bundesanstalt für Finanzdienstleistungsaufsicht (2016): Distributed Ledger: Die Technologie hinter den virtuellen Währungen am Beispiel der Blockchain, Stand: 15.02.2016, URL: https://www.bafin.de/SharedDocs/Veroeffentlichungen/DE/Fachartikel/2016/fabj_1602_blockchain.html (Abrufdatum: 01.06.2021).

Bundesanstalt für Finanzdienstleistungsaufsicht (2018a): Initial coin offerings: BaFin publishes advisory letter on the classification of tokens as financial instruments, Stand: 29.03.2018, URL: <https://www.bafin.de/dok/10692226> (Abrufdatum: 01.06.2021).

Bundesanstalt für Finanzdienstleistungsaufsicht (2018b): Merkblatt: Hinweise zu Finanzinstrumenten nach § 1 Abs. 11 Sätze 1 bis 3 KWG, Stand: 13.11.2018, URL: https://www.bafin.de/SharedDocs/Veroeffentlichungen/DE/Merkblatt/mb_111220_finanzinstrumente.html (Abrufdatum: 13.11.2018).

Bundesanstalt für Finanzdienstleistungsaufsicht (2019): Merkblatt: Zweites Hinweisschreiben zu Prospekt- und Erlaubnispflichten im Zusammenhang mit der Ausgabe sogenannter Krypto-Token, URL: https://www.bafin.de/SharedDocs/Downloads/DE/Merkblatt/WA/dl_wa_merkblatt_ICOs.pdf;jsessionid=022F086664A60B7ACDE00BB2E98C3ED1.2_cid502?_blob=publicationFile&v=1 (Abrufdatum: 07.02.2022).

Bundesanstalt für Finanzdienstleistungsaufsicht (2020a): Merkblatt: Hinweise zum Tatbestand des Kryptoverwahrgeschäfts, Stand: 02.03.2020, URL: <https://www.bafin.de/dok/13710900> (Abrufdatum: 01.06.2021).

Bundesanstalt für Finanzdienstleistungsaufsicht (2020b): Virtuelle Währungen/Virtual Currency (VC), Stand: 18.09.2020, URL: https://www.bafin.de/DE/Aufsicht/FinTech/VirtualCurrency/virtual_currency_node.html (Abrufdatum: 01.06.2021).

Bundesverband deutscher Wohnungs- und Immobilienunternehmen (2019):

Anbieterstruktur auf dem deutschen Wohnungsmarkt nach Zusatzerhebung
Mikrozensus 2018, Infografik, Stand: 09.12.2019, URL:
[https://www.gdw.de/media/2020/07/2019-12-09-anbieterstruktur-
wohnungsmarkt.pdf](https://www.gdw.de/media/2020/07/2019-12-09-anbieterstruktur-wohnungsmarkt.pdf) (Abrufdatum: 01.06.2021).

Bundeszentrale für politische Bildung (2012): Die Subprime-Krise in den Vereinigten

Staaten, Stand: 20.01.2012, URL:
[https://www.bpb.de/politik/wirtschaft/finanzmaerkte/55766/subprime-
krise?p=all](https://www.bpb.de/politik/wirtschaft/finanzmaerkte/55766/subprime-krise?p=all) (Abrufdatum: 01.06.2021).

Burdett, Kenneth; Trejos, Alberto; Wright, Randall (2001): Cigarette money, in:

Journal of Economic Theory, Vol. 99, No. 1-2, S. 117-142.

Burniske, Chris; Tatar, Jack (2018): Cryptoassets: The Innovative Investor's Guide to

Bitcoin and Beyond, New York [u.a.].

Burniske, Chris; White, Adam (2017): Bitcoin: Ringing the Bell for a new Asset Class,

Update: January 2017, Ark Invest & Coinbase Research Whitepaper.

Büschgen, Hans E. (2012): Das kleine Börsen-Lexikon, 23. Auflage, Stuttgart.

Büschgen, Hans E.; Börner, Christoph J. (2003): Bankbetriebslehre, 4. Auflage,

Stuttgart.

Büsser, Harry (2016): Börsenhändler sind Algorithmen häufig überlegen, in:

Handelszeitung (Online) vom 28.06.2016. URL:
[https://www.handelszeitung.ch/geld/borsenhändler-sind-algorithmen-häufig-
überlegen](https://www.handelszeitung.ch/geld/borsenhändler-sind-algorithmen-häufig-überlegen) (Abrufdatum: 01.06.2021).

Buterin, Vitalik (2013): Ethereum White Paper: A Next Generation Smart Contract &

Decentralized Application Platform.

Buterin, Vitalik (2014a): Ethereum: a next generation smart contract and decentralized application platform, Ethereum Whitepaper.

Buterin, Vitalik (2014b): On Stake, Stand: 05.07.2014, URL: <https://blog.ethereum.org/2014/07/05/stake/> (Abrufdatum: 01.06.2021).

Cao, Jie; Fu, Rao; Jin, Yong (2017): International diversification through iShares and their rivals, in: Journal of Risk, Vol. 19, No. 3, S. 25-55.

Carstens, Augustin (2018): Money in the digital age: what role for central banks?, BIS Speech: Lecture at the House of Finance, Goethe University Frankfurt February 6th, Frankfurt am Main.

Cashin, Paul; McDermott, C. John; Scott, Alasdair (2002): Booms and slumps in world commodity prices, in: Journal of Development Economics, Vol. 69, No. 1, S. 277-296.

Castor, Amy (2017): A (Short) Guide to Blockchain Consensus Protocols, in: CoinDesk (Online) vom 17.05.2017. URL: <https://www.coindesk.com/short-guide-blockchain-consensus-protocols> (Abrufdatum: 01.06.2021).

Catalini, Christian; Gans, Joshua S. (2018): Initial Coin Offerings and the Value of Crypto Tokens, National Bureau of Economic Research Working Paper No. 24418.

CCI30.com (2021): CCI30 – The Crypto Currencies Index, URL: <https://cci30.com/> (Abrufdatum: 01.06.2021).

Cennamo, Carmelo; Santalo, Juan (2013): Platform Competition: Strategic Trade-offs in Platform Markets, in: Strategic Management Journal, Vol. 34, No. 11, S. 1331-1350.

Červenka, Martin; Skala, Václav (2020): Conditionality Analysis of the Radial Basis Function Matrix, in: Gervasi, Osvaldo; Murgante, Beniamino; Misra, Sanjay;

Garau, Chiara; Blečić, Ivan; Taniar, David; Apduhan, Bernady O.; Rocha, Ana M. A. C.; Tarantino, Eufemia; Torre, Carmelo M.; Karaca, Yeliz (Hrsg.): Computational Science and Its Applications – ICCSA 2020: 20th International Conference Cagliari, Italy, July 1-4, 2020, Proceedings, Part II, Cham, S. 30-43.

Cesari, Riccardo; Cremonini, David (2003): Benchmarking, portfolio insurance and technical analysis: a Monte Carlo comparison of dynamic strategies of asset allocation, in: Journal of Economic Dynamics and Control, Vol. 27, No. 6, S. 987-1011.

Chambers, Donald R.; Anson, Mark J. P.; Black, Keith H.; Kazemi, Hossein B. (2015): Alternative Investments: CAIA Level I, 3. Auflage, Hoboken.

Chan, Chung-hong; Chan, Geoffrey C. H.; Leeper, Thomas J.; Becker, Jason (2018): rio: A Swiss-army knife for data file I/O (R-Paket, Version 0.5.16).

Chapados, Nicolas (2011): Portfolio Choice Problems: An Introductory Survey of Single and Multiperiod Models, New York City [u.a.].

Charrad, Malika; Ghazzali, Nadia; Boiteau, Veronique; Niknafs, Azam (2014): NbClust: An R Package for Determining the Relevant Number of Clusters in a Data Set in: Journal of Statistical Software, Vol. 61, No. 1, S. 1-36.

Chase, Brad; MacBrough, Ethan (2018): Analysis of the XRP Ledger Consensus Protocol, arXiv Working Paper No. 1802.07242.

Chaum, David (1983): Blind Signatures for Untraceable Payments, in: Chaum, David; Rivest, Ronald L.; Sherman, Alan T. (Hrsg.): Advances in Cryptology: Proceedings of Crypto 82, New York, S. 199-203.

Chaum, David (2021): DigiCash: created and rolled out by David Chaum, URL: <https://www.chaum.com/ecash/> (Abrufdatum: 01.06.2021).

- Cheah, Eng-Tuck; Fry, John (2015):** Speculative bubbles in Bitcoin markets? An empirical investigation into the fundamental value of Bitcoin, in: Economics Letters, Vol. 130, S. 32-36.
- Check 24 (2021):** Stromverbrauch: Durchschnittsverbrauch Strom, Stand 01.06.2021, URL: <https://www.check24.de/strom/stromverbrauch/> (Abrufdatum: 01.06.2021).
- Chiemgauer e.V. (2021):** Satzung des Chiemgauer e.V., URL: https://www.chiemgauer.info/fileadmin/user_upload/Formulare/ChiemgauerSatzung.pdf (Abrufdatum: 01.06.2021).
- Choi, Changkyu; Park, Kyungsun (2014):** The Euro Bias of Bank Assets in the Eurozone, in: Emerging Markets Finance and Trade, Vol. 50, Supplement 5, S. 172-185.
- Chong, Nick (2019):** Bitcoin Is A Hedge Against Bolivar-Induced Financial Suicide, Claims Venezuelan Economist, in: NewsBTC (Online) vom 25.02.2019. URL: <https://www.newsbtc.com/news/bitcoin/bitcoin-hedge-bolivar-financial-suicide-venezuelan-economist/> (Abrufdatum: 01.06.2021).
- Chowdhury, Abdur (2016):** Is Bitcoin the “Paris Hilton” of the Currency World? Or Are the Early Investors onto Something That Will Make Them Rich?, in: The Journal of Investing, Vol. 25, No. 1, S. 64-72.
- Chowdhury, Niaz (2020):** Inside Blockchain, Bitcoin, and Cryptocurrencies, Boca Raton.
- Christensen, Rune H. B. (2019):** ordinal – Regression Models for Ordinal Data (R-Paket, Version 2019.12-10).
- Ciaian, Pavel; Rajcaniova, Miroslava; Kancs, d'Artis (2018):** Virtual relationships: Short- and long-run evidence from BitCoin and altcoin markets, in: Journal of International Financial Markets, Institutions and Money, Vol. 52, S. 173-195.

- Ciaian, Pavel; Rajcaniova, Miroslava; Kancs, d'Artis (2016):** The economics of BitCoin price formation, in: Applied Economics, Vol. 48, No. 19, S. 1799-1815.
- Cifuentes, Andres F. (2019):** Bitcoin in Troubled Economies: The Potential of Cryptocurrencies in Argentina and Venezuela, Latin American Law Review, No. 3, S. 99-116.
- Cleff, Thomas (2011):** Deskriptive Statistik und moderne Datenanalyse, 2. Auflage, Wiesbaden.
- Clement, Reiner; Terlau, Wiltrud; Kiy, Manfred (2013):** Angewandte Makroökonomie: Makroökonomie, Wirtschaftspolitik und nachhaltige Entwicklung mit Fallbeispielen, 5. Auflage, München.
- CMC Markets (2021):** Was sind Bitcoins?, Stand 15.03.2021, URL: <https://www.cmcmarkets.com/de-de/krypto-trading-lernen/was-sind-bitcoins> (Abrufdatum: 15.03.2021).
- Coinatmradar (2021a):** Bitcoin ATM Map, URL: <https://coinatmradar.com/> (Abrufdatum: 22.03.2021).
- Coinatmradar (2021b):** Bitcoin ATMs in Germany, URL: <https://coinatmradar.com/country/80/bitcoin-atm-germany/> (Abrufdatum: 22.03.2021).
- CoinDesk (2016):** State of Bitcoin and Blockchain 2016, CoinDesk Report, New York.
- Coingecko (2021):** Die 100 besten Kryptowährungen nach Marktkapitalisierung, URL: <https://www.coingecko.com/de> (Abrufdatum: 01.04.2021).
- Coinmap (2020a):** Venues: Berlin, URL: <https://coinmap.org/view/#/world/51.86801204/14.17236328/8> (Abrufdatum: 09.09.2020).

Coinmap (2020b): Venues: World, URL:
<https://coinmap.org/view/#!/world/57.42129439/3.51562500/2> (Abrufdatum:
09.09.2020).

Coinmarketcap (2019a): Die 100 besten Krypto-Coins nach Marktkapitalisierung,
URL: <https://coinmarketcap.com/de/coins/> (Abrufdatum: 01.05.2019).

Coinmarketcap (2019b): Die 100 besten Krypto-Coins nach Marktkapitalisierung,
URL: <https://coinmarketcap.com/de/coins/> (Abrufdatum: 01.06.2019).

Coinmarketcap (2019c): Historical Snapshot – 05 January 2014, URL:
<https://coinmarketcap.com/historical/20140105/> (Abrufdatum: 01.06.2019).

Coinmarketcap (2019d): Historical Snapshot – 29 December 2013, URL:
<https://coinmarketcap.com/historical/20131229/> (Abrufdatum: 01.06.2019).

Coinmarketcap (2019e): Top 100 Kryptowährungen nach Börsenwert, URL:
<https://coinmarketcap.com/de/> (Abrufdatum: 01.06.2019).

Coinmarketcap (2021a): Bitcoin (BTC), URL:
<https://coinmarketcap.com/de/currencies/bitcoin/historical-data/> (Abrufdatum:
01.06.2021).

Coinmarketcap (2021b): Cryptocurrency Historical Data Snapshot, URL:
<https://coinmarketcap.com/historical/> (Abrufdatum: 01.06.2021).

Coinmarketcap (2021c): Ethereum (ETH), URL:
<https://coinmarketcap.com/de/currencies/ethereum/historical-data/>
(Abrufdatum: 01.06.2021).

Coinmarketcap (2021d): Globale Kryptowährungstabellen, URL:
<https://coinmarketcap.com/de/charts/> (Abrufdatum: 01.06.2021).

Coinmarketcap (2021e): Litecoin (LTC), URL: <https://coinmarketcap.com/de/currencies/litecoin/historical-data/> (Abrufdatum: 01.06.2021).

Coinmarketcap (2021f): Slimcoin, URL: <https://coinmarketcap.com/currencies/slimcoin/> (Abrufdatum: 01.06.2021).

Coinmarketcap (2021g): Tether (USDT): Historical Data, URL: <https://coinmarketcap.com/currencies/tether/historical-data/> (Abrufdatum: 01.06.2021).

Coinmarketcap (2021h): Top 100 Crypto Coins by Market Capitalization, URL: <https://coinmarketcap.com/de/coins/> (Abrufdatum: 01.04.2021).

Coinmarketcap (2021i): Top Cryptocurrency Spot Exchanges, URL: <https://coinmarketcap.com/rankings/exchanges/> (Abrufdatum: 01.04.2021).

Coinmarketcap (2021j): XRP (XRP), URL: <https://coinmarketcap.com/de/currencies/ripple/historical-data/> (Abrufdatum: 01.06.2021).

Coinmetrics (2021): Network Charts, URL: <https://charts.coinmetrics.io/network-data/> (Abrufdatum: 01.06.2021).

Colon, Francisco; Kim, Chaehyun; Kim, Hana; Kim, Wonjoon (2021): The effect of political and economic uncertainty on the cryptocurrency market, in: Finance Research Letters, Vol. 39, Article 101621, S. 1-7.

Conley, John P. (2017): Blockchain and the Economics of Crypto-tokens and Initial Coin Offerings, Vanderbilt University Department of Economics Working Papers No. 17-00008.

Conlon, Thomas; Corbet, Shaen; McGee, Richard J. (2020): Are cryptocurrencies a safe haven for equity markets? An international perspective from the COVID-19

pandemic, in: *Research in International Business and Finance*, Vol. 54, Article 101248, S. 1-10.

Conlon, Thomas; McGee, Richard (2020): Safe haven or risky hazard? Bitcoin during the COVID-19 bear market, in: *Finance Research Letters*, Vol. 35, Article 101607, S. 1-5.

Consorsbank (2021a): Bitcoin-Boom: Was Anleger jetzt wissen müssen, Stand: 10.03.2021, URL: <https://www.consorsbank.de/ev/Transversal/Consorsbank-Update/bitcoin> (Abrufdatum: 01.06.2021).

Consorsbank (2021b): Preis- und Leistungsverzeichnis: Wertpapierdepot inkl. Verrechnungskonto, Tagesgeldkonto. Gültig ab 13. Januar 2018, URL: https://www.consorsbank.de/content/dam/de-cb/editorial/PDF/Service-Beratung/Preise-Zinsen/Preis-und-Leistungsverzeichnis_Wertpapierdepot_ab_13.01.2018.pdf (Abrufdatum: 01.06.2021).

Copeland, Thomas E.; Weston, John Fred; Shastri, Kuldeep (2005): *Financial Theory and Corporate Policy*, 4. Auflage, Boston [u.a.].

Corbet, Shaen; Hou, Yang Greg; Hu, Yang; Larkin, Charles; Oxley, Les (2020): Any port in a storm: Cryptocurrency safe-havens during the COVID-19 pandemic, in: *Economics Letters*, Vol. 194, Article 109377, S. 1-7.

Corbet, Shaen; Lucey, Brian; Peat, Maurice; Vigne, Samuel (2018a): Bitcoin Futures — What use are they?, in: *Economics Letters*, Vol. 172, S. 23-27.

Corbet, Shaen; Meegan, Andrew; Larkin, Charles; Lucey, Brian; Yarovaya, Larisa (2018b): Exploring the dynamic relationships between cryptocurrencies and other financial assets, in: *Economics Letters*, Vol. 165, S. 28-34.

Cottle, Richard W. (1974): Manifestations of the Schur Complement, in: *Linear Algebra and its Applications*, Vol. 8, No. 3, S. 189-211.

Creutz, Helmut (2005): Möglichkeiten und Grenzen praktischer Geldexperimente, in: Zeitschrift für Sozialökonomie, Vol. 42, No. 144, S. 29-32.

Cryer, Jonathan D.; Chan, Kung-Sik (2008): Time Series Analysis: With Applications in R, 2. Auflage, New York.

Cryptocompare (2018): Cryptoasset Taxonomy Report 2018, London.

Cryptocompare (2020): BTC - EUR Live Exchange Prices and Volumes, URL: <https://www.cryptocompare.com/coins/btc/markets/EUR> (Abrufdatum: 22.09.2020).

Cryptwerk (2021a): Coinmap: BTC, URL: <https://cryptwerk.com/coinmap/btc/7/51.15842856/10.80987023/> (Abrufdatum: 20.03.2021).

Cryptwerk (2021b): Coinmap: ETH, URL: <https://cryptwerk.com/coinmap/eth/7/51.15842856/10.80987023/> (Abrufdatum: 20.03.2021).

Cryptwerk (2021c): Coinmap: LTC, URL: <https://cryptwerk.com/coinmap/ltc/7/51.15842856/10.80987023/> (Abrufdatum: 20.03.2021).

Cryptwerk (2021d): Coinmap: XRP, URL: <https://cryptwerk.com/coinmap/xrp/7/51.15842856/10.80987023/> (Abrufdatum: 20.03.2021).

Cusumano, Michael A. (2014): The Bitcoin Ecosystem, in: Communications of the ACM, Vol. 57, No. 10, S. 22-24.

- Cuthbertson, Keith; Hayley, Simon; Motson, Nick; Nitzsche, Dirk (2016):** What Does Rebalancing Really Achieve?, in: International Journal of Finance & Economics, Vol. 21, No. 3, S. 224-240.
- Dale, Richard S.; Johnson, Johnnie E. V.; Tang, Leilei (2005):** Financial markets can go mad: evidence of irrational behaviour during the South Sea Bubble, in: The Economic History Review, Vol. 58, No. 2, S. 233-271.
- Danezis, George; Meiklejohn, Sarah (2015):** Centrally Banked Cryptocurrencies, arXiv Working Paper No. 1505.06895.
- Dannenberg, Marius; Ulrich, Anja (2004):** E-Payment und E-Billing: Elektronische Bezahlssysteme für Mobilfunk und Internet, Wiesbaden.
- De Boer, Danny (2017):** Wie viel US-Dollar steckt wirklich in Tether (USDT)?, in: BTC Echo (Online) vom 06.09.2017. URL: <https://www.btc-echo.de/wie-viel-us-dollar-steckt-wirklich-in-tether-usdt/> (Abrufdatum: 01.06.2021).
- De Bono, Edward (1994):** The IBM Dollar, Centre for the Study of Financial Innovation Working Paper No. 5, London.
- De Nicoló, Gianni; Honohan, Patrick; Ize, Alain (2005):** Dollarization of bank deposits: Causes and consequences, in: Journal of Banking & Finance, Vol. 29, No. 7, S. 1697-1727.
- De, Nikhilesh (2018):** Warren Buffett: Cryptocurrencies Will Come to a 'Bad Ending', in: CoinDesk (Online) vom 10.01.2018. URL: <https://www.coindesk.com/warren-buffett-cryptocurrencies-will-come-to-a-bad-ending> (Abrufdatum: 01.06.2021).
- De Roon, Frans A.; Nijman, Theo E.; Werker, Bas J. M. (1996):** Testing for Spanning with Futures Contracts and Nontraded Assets: A General Approach, CentER Discussion Paper, No. 1996-83.

- De Roon, Frans A.; Nijman, Theo E.; Werker, Bas J. M. (2001):** Testing for Mean-Variance Spanning with Short Sales Constraints and Transaction Costs: The Case of Emerging Markets, in: The Journal of Finance, Vol. 56, No. 2, S. 721-742.
- De Santis, Giorgio (1993):** Volatility bounds for stochastic discount factors: tests and implications from international financial markets, o.O., zugleich: Dissertation University of Chicago, 1993.
- De Soto, Jesus H. (2020):** Money, Bank Credit, and Economic Cycles, 4. Auflage, Auburn.
- De Vries, Alex (2019):** Renewable Energy Will Not Solve Bitcoin's Sustainability Problem, in: Joule, Vol. 3, No. 4, S. 893-898.
- Deadcoins (2019):** Dead Coins: Full List, URL: <https://deadcoins.com/> (Abrufdatum: 01.06.2019).
- Degens, Philipp (2013):** Alternative Geldkonzepte – ein Literaturbericht, MPIfG Discussion Paper No. 13/1.
- Deiss, Bruno M. (2019):** Wie viele Atome gibt es im Universum?, in: SWR Wissen (Online) vom 11.04.2019. URL: <https://www.swr.de/wissen/1000-antworten/wissenschaft-und-forschung/wie-viele-atome-gibt-es-im-universum-100.html> (Abrufdatum: 01.06.2021).
- Delignette-Muller, Marie Laure; Dutang, Christophe (2015):** fitdistrplus: An R Package for Fitting Distributions, in: Journal of Statistical Software, Vol. 64, No. 4, S. 1-34.
- DeMiguel, Victor; Garlappi, Lorenzo; Nogales, Francisco J.; Uppal, Raman (2009):** A Generalized Approach to Portfolio Optimization: Improving Performance by Constraining Portfolio Norms, in: Management Science, Vol. 55, No. 5, S. 798-812.

DeMiguel, Victor; Garlappi, Lorenzo; Uppal, Raman (2009): Optimal Versus Naive Diversification: How Inefficient is the 1/N Portfolio Strategy?, in: The Review of Financial Studies, Vol. 22, No. 5, S. 1915-1953.

Demir, Ender; Bilgin, Mehmet H.; Karabulut, Gokhan; Doker, Asli C. (2020): The relationship between cryptocurrencies and COVID-19 pandemic, in: Eurasian Economic Review, Vol. 10, No. 3, S. 349-360.

Dennin, Torsten (2009): Besicherte Rohstoffterminkontrakte im Asset Management: Die Möglichkeiten einer dynamischen vs. statischen Allokation auf der Grundlage von Mean Reversion Preiseigenschaften, Lohmar [u.a.], zugleich: Dissertation Universität Wuppertal, 2008.

Desgraupes, Bernard (2018): clusterCrit: Clustering Indices (R-Paket, Version 1.2.8).

Deshmukh, Samruddhi; Dubey, Amartansh (2020): Improved Covariance Matrix Estimation With an Application in Portfolio Optimization, in: IEEE Signal Processing Letters, Vol. 27, S. 985-989.

Desjardins, Jeff (2019): Rai Stones, in: Visualcapitalist (Online) vom 22.12.2015. URL: <http://money.visualcapitalist.com/tag/rai-stones/> (Abrufdatum: 01.06.2021).

Deutsche-emark.org (2020a): Deutsche E-Mark: FAQs, URL: <https://deutsche-emark.org/de/faq/> (Abrufdatum: 01.12.2020).

Deutsche-emark.org (2020b): Deutsche E-Mark: Whitepaper, Stand 01.12.2020, URL: <https://deutsche-emark.org/de/whitepaper/> (Abrufdatum: 01.12.2020).

Deutsche Bank (2021): Fünf goldene Regeln für Aktienanleger, URL: https://www.deutsche-bank.de/pk/lp/antworten.html#parsys-columncontrol_copy_c_795815598-columnControlCol2Parsys-accordion_47004076-accordionParsys-accordionentry (Abrufdatum: 01.06.2021).

Deutsche Börse (2021): DAX-Index – Benchmark und Barometer für die deutsche Wirtschaft, URL: <https://www.deutsche-boerse.com/dbg-de/media/deutsche-boerse-spotlights/spotlight/DAX-Index-Benchmark-und-Barometer-f-r-die-deutsche-Wirtschaft-148654> (Abrufdatum: 01.06.2021).

Deutsche Bundesbank (2001): Die internationale Integration der deutschen Wertpapiermärkte, in: Deutsche Bundesbank Monatsbericht, Vol. 53, No. 12, S. 15-28.

Deutsche Bundesbank (2017a): Bitcoin und Blockchain Technologie, Interview mit Steffen Bruns vom 13.12.2017, Frankfurt/Main.

Deutsche Bundesbank (2017b): Die Studie zur wirtschaftlichen Lage privater Haushalte (PHF), Frankfurt/Main.

Deutsche Bundesbank (2018a): Die deutsche Auslandsposition: Höhe, Rentabilität und Risiken der grenzüberschreitenden Vermögenswerte, in: Deutsche Bundesbank Monatsbericht, Vol. 70, No. 12, S. 47-68.

Deutsche Bundesbank (2018b): TIPS: TARGET Instant Payment Settlement, Stand: 17.12.2018, URL: <https://www.bundesbank.de/de/aufgaben/unbarer-zahlungsverkehr/tips/tips-769238> (Abrufdatum: 01.06.2021).

Deutsche Bundesbank (2019a): Bonitätsanalyse der Deutschen Bundesbank (Kurzübersicht), Frankfurt/Main.

Deutsche Bundesbank (2019b): Fragenprogramm – Welle 3 (Aufstocker und Panel): "Private Haushalte und ihre Finanzen", Frankfurt/Main.

Deutsche Bundesbank (2019c): Krypto-Token im Zahlungsverkehr und in der Wertpapierabwicklung, in: Deutsche Bundesbank Monatsbericht, Vol. 71, No. 7, S. 39-60.

Deutsche Bundesbank (2019d): Vermögen und Finanzen privater Haushalte in Deutschland: Ergebnisse der Vermögensbefragung 2017, in: Deutsche Bundesbank Monatsbericht, Vol. 71, No. 4, S. 13-44.

Deutsche Bundesbank (2019e): Zahlungsverkehrs- und Wertpapierabwicklungsstatistiken in Deutschland 2014 - 2018, Stand: Juli 2019, Frankfurt/Main.

Deutsche Bundesbank (2020): Geldmengenentwicklung im Euro-Währungsgebiet: März 2020, Pressemitteilung vom 29. April 2020, URL: <https://www.bundesbank.de/resource/blob/831934/7d7fce5e42de70411ec4a2b26ca06ef0/mL/2020-04-29-geldmengenentwicklung-download.pdf> (Abrufdatum: 01.06.2021).

Deutsche Bundesbank (2021): PSD2, URL: <https://www.bundesbank.de/de/aufgaben/unbarer-zahlungsverkehr/psd2/psd2-775434> (Abrufdatum: 01.06.2021).

Deutsche Kreditbank (2021a): Entgeltinformation, Stand: 23.04.2021, URL: https://dok.dkb.de/pdf/i_entgelt_cash.pdf (Abrufdatum: 01.06.2021).

Deutsche Kreditbank (2021b): Preis- und Leistungsverzeichnis für Privatkunden der Deutschen Kreditbank AG, Stand: 01.04.2021, URL: https://dok.dkb.de/pdf/plv_pk.pdf (Abrufdatum: 01.06.2021).

Dict.cc (2021): Wörterbuch Englisch - Deutsch: span, URL: <https://www.dict.cc/?s=span> (Abrufdatum: 01.06.2021).

Diem Association (2020): Announcing the name Diem. Executive leadership in place in preparation for launch, Pressemitteilung vom 01.12.2020, URL: <https://www.diem.com/en-us/updates/diem-association/> (Abrufdatum: 01.06.2021).

Diem Association (2021): Whitepaper, Version 2.0, URL: <https://www.diem.com/en-us/white-paper/> (Abrufdatum: 01.06.2021).

Digicash (1994): World's first electronic cash payment over computer networks, Stand: 27.05.1994, URL: https://www.chaum.com/ecash/articles/1994/05-27-94%20-%20World_s%20first%20electronic%20cash%20payment%20over%20computer%20networks.pdf (Abrufdatum: 01.06.2021).

Digiconomist (2018): Bitcoin Energy Consumption Index, URL: <https://digiconomist.net/bitcoin-energy-consumption>. (Abrufdatum: 18.06.2018).

Digiconomist (2019a): Bitcoin Electronic Waste Monitor, URL: <https://digiconomist.net/bitcoin-electronic-waste-monitor/> (Abrufdatum: 08.08.2019).

Digiconomist (2019b): Bitcoin Energy Consumption Index, URL: <https://digiconomist.net/bitcoin-energy-consumption> (Abrufdatum: 08.08.2019).

Digiconomist (2021a): Bitcoin Electronic Waste Monitor, URL: <https://digiconomist.net/bitcoin-electronic-waste-monitor/> (Abrufdatum: 13.04.2021).

Digiconomist (2021b): Bitcoin Energy Consumption Index, URL: <https://digiconomist.net/bitcoin-energy-consumption> (Abrufdatum: 13.04.2021).

Dodd, Nigel (2005): Reinventing monies in Europe, in: Economy and Society, Vol. 34, No. 4, S. 558-583.

Dorfleitner, Gregor (2003): Why the Return Notion matters, in: International Journal of Theoretical and Applied Finance, Vol. 6, No. 1, S. 73-86.

- Dorfleitner, Gregor; Lung, Carina (2018):** Cryptocurrencies from the perspective of euro investors: a re-examination of diversification benefits and a new day-of-the-week effect, in: Journal of Asset Management, Vol. 19, No. 7, S. 472-494.
- Dorofeyev, M.; Kosov, M.; Ponkratov, V.; Masterov, A.; Karaev, A.; Vasyunina, M. (2018):** Trends and prospects for the development of blockchain and cryptocurrencies in the digital economy, in: European Research Studies Journal, Vol. 21, No. 3, S. 429-445.
- Dowd, Kevin; Greenaway, David (1993):** Currency Competition, Network Externalities and Switching Costs: Towards an Alternative View of Optimum Currency Areas, in: The Economic Journal, Vol. 103, No. 420, S. 1180-1189.
- Dragulescu, Adrian; Arendt, Cole (2020):** xlsx: Read, Write, Format Excel 2007 and Excel 97/2000/XP/2003 Files (R-Paket, Version 0.6.3).
- Draht, Moritz (2021):** Lauf DOGE, lauf! Dogecoin will mit Update neu angreifen – SEC knöpft sich Elon Musk vor, in: BTC Echo (Online) vom 01.03.2021. URL: <https://www.btc-echo.de/dogecoin-will-mit-update-neu-angreifen-sec-knoepft-sich-elon-musk-vor/> (Abrufdatum: 01.06.2021).
- Drescher, Daniel (2017):** Blockchain Basics: A Non-Technical Introduction in 25 Steps, New York.
- Dutta, Anupam; Das, Debojyoti; Jana, R. K.; Vo, Xuan V. (2020):** COVID-19 and oil market crash: Revisiting the safe haven property of gold and Bitcoin, in: Resources Policy, Vol. 69, Article 101816, S. 1-6.
- Dwyer, Gerald P. (2015):** The economics of Bitcoin and similar private digital currencies, in: Journal of Financial Stability, Vol. 17, S. 81-91.
- Dyhrberg, Anne H. (2016):** Hedging capabilities of bitcoin. Is it the virtual gold?, in: Finance Research Letters, Vol. 16, S. 139-144.

- Echter, Constantin (2009):** Hedgefonds-Investments im Private Banking: Eine empirische Analyse des deutschen Marktes, Wiesbaden, zugleich: Dissertation Universität Augsburg, 2008.
- Egloff, Pascal; Turnes, Ernesto (2019):** Blockchain für die Praxis: Kryptowährungen, Smart Contracts, ICOs und Tokens, Zürich.
- Eidgenössische Finanzmarktaufsicht (2018):** Guidelines for enquiries regarding the regulatory framework for initial coin offerings (ICOs), Bern.
- Eisenführ, Franz; Weber, Martin (2010):** Rationales Entscheiden, 5. Auflage, Berlin [u.a.].
- Eisenmann, Thomas R. (2007):** Winner-Take-All in Networked Markets, Harvard Business School Note No. 806-131.
- Eisl, Alexander; Gasser, Stephan; Weinmayer, Karl (2015):** Caveat Emptor: Does Bitcoin Improve Portfolio Diversification?, SSRN Working Paper No. 2408997.
- El Bahrawy, Abeer; Alessandretti, Laura; Kandler, Anne; Pastor-Satorras, Romualdo; Baronchelli, Andrea (2017):** Evolutionary dynamics of the cryptocurrency market, in: Royal Society Open Science, Vol. 4, No. 11, Article 170623, S. 1-9.
- Elendner, Hermann; Trimborn, Simon; Ong, Bobby; Lee, Teik M. (2018):** The Cross-Section of Crypto-Currencies as Financial Assets: Investing in Crypto-Currencies Beyond Bitcoin, in: Lee Kuo Chuen, David; Deng, Robert H. (Hrsg.): Handbook of Blockchain, Digital Finance and Inclusion, Vol. 1, London [u.a.], S. 145-173.
- Elton, Edwin J.; Gruber, Martin J. (1977):** Risk Reduction and Portfolio Size: An Analytical Solution, in: The Journal of Business, Vol. 50, No. 4, S. 415-437.

Elton, Edwin J.; Gruber, Martin J. (1984): Modern Portfolio Theory and Investment Analysis, 2. Auflage, New York.

Elton, Edwin J.; Gruber, Martin J.; Brown, Stephen J.; Goetzmann, William N. (2017): Modern Portfolio Theory and Investment Analysis, 9. Auflage, Hoboken.

Embrechts, Paul; Lindskog, Filip; McNeil, Alexander (2001): Modelling Dependence with Copulas: and Applications to Risk Management, Eidgenössische Technische Hochschule Zürich, Working Paper.

Enerdata (2019): Global Energy Statistical Yearbook 2019: Dataset.

Engle, Robert F. (1982): Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation, in: Econometrica: Journal of the Econometric Society, Vol. 50, No. 4, S. 987-1007.

Erb, Volker (2021): StGB § 146 Geldfälschung, in: Erb, Volker; Schäfer, Jürgen (Hrsg.): Münchener Kommentar zum StGB, Band 3 (§§ 80-184k), 4. Auflage, München.

Ethereum.org (2021): Proof of Stake (PoS), URL: <https://ethereum.org/en/developers/docs/consensus-mechanisms/pos/> (Abrufdatum: 01.06.2021).

eToro (2021a): Copyportfolios: CryptoEqual, URL: <https://www.etero.com/de/copyportfolios/cryptoequal/stats> (Abrufdatum: 01.06.2021).

eToro (2021b): Erläuterung der Kopiersysteme von eToro, URL: <https://www.etero.com/de/copytrader/how-it-works/> (Abrufdatum: 01.06.2021).

Europäische Zentralbank (2012): Virtual Currency Schemes, Frankfurt/Main.

Europäische Zentralbank (2014): Pan-European instant payments in euro: definition, vision and way forward, Aktenzeichen: ERPB/2014/017, Frankfurt/Main.

Europäische Zentralbank (2015): Virtual currency schemes – a further analysis, Frankfurt/Main.

Europäische Zentralbank (2020): Report on a digital euro, Oktober 2020, Frankfurt/Main.

Europäische Zentralbank (2021a): Euro foreign exchange reference rates, URL: https://www.ecb.europa.eu/stats/policy_and_exchange_rates/euro_reference_exchange_rates/html/index.en.html (Abrufdatum: 01.06.2021).

Europäische Zentralbank (2021b): Key ECB Interest Rates, URL: https://www.ecb.europa.eu/stats/policy_and_exchange_rates/key_ecb_interest_rates/html/index.en.html (Abrufdatum: 01.02.2021).

Europäische Zentralbank (2021c): Monetary Aggregates, URL: https://www.ecb.europa.eu/stats/money_credit_banking/monetary_aggregates/html/index.en.html (Abrufdatum: 01.06.2021).

Europäische Zentralbank (2021d): US dollar (USD), URL: https://www.ecb.europa.eu/stats/policy_and_exchange_rates/euro_reference_exchange_rates/html/eurofxref-graph-usd.en.html (Abrufdatum: 01.06.2021).

Europäische Zentralbank (2021e): Warum sind stabile Preise wichtig?, Stand: 30.04.2021, URL: <https://www.ecb.europa.eu/explainers/tell-me-more/html/stableprices.de.html> (Abrufdatum: 01.06.2021).

Europäische Zentralbank (2021f): Was ist Inflation?, URL: <https://www.ecb.europa.eu/ecb/educational/hicp/html/index.de.html> (Abrufdatum: 01.06.2021).

Europäische Zentralbank (2021g): What is TARGET Instant Payment Settlement (TIPS)?, URL: <https://www.ecb.europa.eu/paym/target/tips/html/index.en.html> (Abrufdatum: 01.06.2021).

European Banking Authority (2014): EBA Opinion on 'virtual currencies', Aktenzeichen: EBA/Op/2014/08, London.

European Securities and Markets Authority (2014): Leitlinien für zuständige Behörden und OGAW-Verwaltungsgesellschaften: Leitlinien zu börsengehandelten Indexfonds (Exchange-Traded Funds, ETF) und anderen OGAW-Themen, Aktenzeichen: ESMA/2014/937DE, Paris.

EUWAX (2021): Über uns, Stand: 31.12.2020, URL: <http://www.euwax-ag.de/ueber+uns/ueber+uns.html> (Abrufdatum: 01.06.2021).

Evans, John L.; Archer, Stephen H. (1968): Diversification and the Reduction of Dispersion: an Empirical Analysis, in: The Journal of Finance, Vol. 23, No. 5, S. 761-767.

Eyal, Ittay; Sirer, Emin G. (2014): Majority Is Not Enough: Bitcoin Mining Is Vulnerable, in: Christin, Nicolas; Safavi-Naini, Reihaneh (Hrsg.): Financial Cryptography and Data Security: 18th International Conference, FC 2014, Christ Church, Barbados, March 3-7, 2014, Revised Selected Papers, Heidelberg [u.a.], S. 436-454.

Fabozzi, Frank J.; Füss, Roland; Kaiser, Dieter G. (2008): The Fundamentals of Commodity Investments, in: Fabozzi, Frank J. (Hrsg.): Handbook of Finance, Financial Markets and Instruments, Hoboken, S. 593-604.

Fabozzi, Frank J.; Jones, Frank J.; Fabozzi, Francesco A.; Mann, Steven V. (2019): Foundations of Global Financial Markets and Institutions, Cambridge [u.a.].

Fabozzi, Frank J.; Markowitz, Harry M. (2011): Overview of Investment Management, in: Fabozzi, Frank J.; Markowitz, Harry M. (Hrsg.): The Theory

and Practise of Investment Management: Asset Allocation, Valuation, Portfolio Construction, and Strategies, 2. Auflage, Hoboken, S. 3-14.

Fabozzi, Frank J.; Markowitz, Harry M.; Kolm, Petter N.; Gupta, Francis (2011): Portfolio Selection, in: Fabozzi, Frank J.; Markowitz, Harry M. (Hrsg.): The Theory and Practice of Investment Management: Asset Allocation, Valuation, Portfolio Construction, and Strategies, 2. Auflage, Hoboken, S. 45-78.

Fahrion, Roland (1980): Endliche Lagstrukturen: Klassifizierung und schätztheoretische Behandlung von Spline-Lags, Berlin [u.a.].

Fan, Jianqing; Zhang, Jingjin; Yu, Ke (2012): Vast Portfolio Selection With Gross-Exposure Constraints, in: Journal of the American Statistical Association, Vol. 107, No. 498, S. 592-606.

Fantazzini, Dean; Zimin, Stephan (2020): A multivariate approach for the simultaneous modelling of market risk and credit risk for cryptocurrencies, in: Journal of Industrial and Business Economics, Vol. 47, No. 1, S. 19-69.

Feder, Amir; Gandal, Neil; Hamrick, J.T.; Moore, Tyler; Vasek, Marie (2018): The Rise and Fall of Cryptocurrencies, Workshop on the Economics of Information Security.

Feder, Amir; Gandal, Neil; Hamrick, JT; Moore, Tyler (2017): The impact of DDoS and other security shocks on Bitcoin currency exchanges: Evidence from Mt. Gox, in: Journal of Cybersecurity, Vol. 3, No. 2, S. 137-144.

Fernandez-Villaverde, Jesus (2021): Cryptocurrencies and All That: Two Ideas from Monetary Economics, PIER Working Paper No. 21-009.

Ferson, Wayne E. (1995): Theory and empirical testing of asset pricing models, in: Jarrow, Robert A.; Ziemba, William T.; Maksimovich, Vojislav (Hrsg.): Handbooks in Operations Research and Management Science, Amsterdam, S. 145-200.

Ferson, Wayne E.; Foerster, Stephen R.; Keim, Donald B. (1993): General Tests of Latent Variable Models and Mean-Variance Spanning, in: The Journal of Finance, Vol. 48, No. 1, S. 131-156.

Fiedler, Salomon; Gern, Klaus-Jürgen; Herle, Dennis; Kooths, Stefan; Stolzenburg, Ulrich; Stoppok, Lucie (2018): Virtual Currencies – Monetary Dialogue July 2018, Europäisches Parlament, Brüssel.

Fiedler, Salomon; Gern, Klaus-Jürgen; Stolzenburg, Ulrich (2018): Kryptowährungen – Geld der Zukunft?, in: Wirtschaftsdienst, Vol. 98, No. 10, S. 752-754.

Finke, Robert B. (2003): Risiko in Unternehmenswertmodellen, in: Romeike, Frank; Finke, Robert B. (Hrsg.): Erfolgsfaktor Risiko-Management: Chance für Industrie und Handel – Methoden, Beispiele, Checklisten, Wiesbaden, S. 85-116.

Fisch, Christian; Masiak, Christian; Vismara, Silvio; Block, Joern (2021): Motives and profiles of ICO investors, in: Journal of Business Research, Vol. 125, S. 564-576.

Fischer, Helmut; Kaul, Helmut (2018): Mathematik für Physiker, Band 1, 8. Auflage, Berlin [u.a.].

Fisher, Irving (1916): Die Kaufkraft des Geldes: ihre Bestimmung und ihre Beziehung zu Kredit, Zins und Krisen, 2. Auflage, Berlin.

Fitch Ratings (2021): Rating Definitions, Special Report: 14.04.2021, New York [u.a.].

Fleischhauer, Uwe (2004): Analyse geschlossener Beteiligungsformen im Bereich Private Equity & Venture Capital, in: Moritz, Gert (Hrsg.): Handbuch Finanz- und Vermögensberatung, Wiesbaden, S. 385-410.

- Foley, Sean; Karlsen, Jonathan R.; Putniņš, Tālis J. (2019):** Sex, Drugs, and Bitcoin: How Much Illegal Activity Is Financed through Cryptocurrencies?, in: The Review of Financial Studies, Vol. 32, No. 5, S. 1798-1853.
- Foster, Jason (2020):** roll: Rolling Statistics (R Paket, Version 1.1.4).
- Fox, John; Weisberg, Sanford (2019):** An R Companion to Applied Regression, 3. Auflage, Los Angeles [u.a.].
- Francis, Jack C. (1986):** Investments: Analysis and Management, 4. Auflage, New York.
- Frankfurter, George M.; Phillips, Herbert E.; Seagle, John P. (1971):** Portfolio Selection: The Effects of Uncertain Means, Variances, and Covariances, in: Journal of Financial and Quantitative Analysis, Vol. 6, No. 5, S. 1251-1262.
- Frijns, Bart; Gilbert, Aaron; Lehnert, Thorsten; Tourani-Rad, Alireza (2013):** Uncertainty avoidance, risk tolerance and corporate takeover decisions, in: Journal of Banking & Finance, Vol. 37, No. 7, S. 2457-2471.
- G4S Global Cash Solutions (2018):** World Cash Report 2018, Utrecht.
- Gagolewski, Marek (2019):** stringi: Character string processing facilities (R-Paket, Version: n.a.).
- Galili, Tal (2015):** dendextend: an R package for visualizing, adjusting, and comparing trees of hierarchical clustering, in: Bioinformatics, Vol. 31, No. 22, S. 3718–3720.
- Gallati, Reto R. (2011):** Verzinsliche Wertpapiere: Bewertung und Strategien, 3. Auflage, Wiesbaden.

- Gandal, Neil; Halaburda, Hanna (2016):** Can We Predict the Winner in a Market with Network Effects? Competition in Cryptocurrency Market, in: Games, Vol. 7, No. 3, Article 16, S. 1-21.
- Gangwal, Shashwat; Longin, François (2018):** Extreme movements in Bitcoin prices: A study based on extreme value theory, Work. Paper Ser.
- Garcia, David; Tessone, Claudio J.; Mavrodiev, Pavlin; Perony, Nicolas (2014):** The digital traces of bubbles: feedback cycles between socio-economic signals in the Bitcoin economy, in: Journal of the Royal Society Interface, Vol. 11, No. 99, Article 20140623, S. 1-8.
- Gastwirth, Joseph L.; Gel, Yulia R.; Hui, W. L. Wallace; Lyubchich, Vyacheslav; Miao, Weiwen; Noguchi, Kimihiro (2020):** lawstat: Tools for Biostatistics, Public Policy, and Law (R-Paket, Version 3.4).
- Gay, Roger (2011):** The pension separation theorem, in: Investment Management and Financial Innovations, Vol. 8, No. 1, S. 19-30.
- Gaylord, Richard J.; Kamin, Samuel N.; Wellin, Paul R. (1995):** Einführung in die Programmierung mit Mathematica, Basel.
- Geddes, Barbara (1990):** How the Cases You Choose Affect the Answers You Get: Selection Bias in Comparative Politics, in: Political Analysis, Vol. 2, S. 131-150.
- Georgiadis, Georgios; Gräb, Johannes (2015):** Global Financial Market Impact of the Announcement of the ECB's Extended Asset Purchase Programme, Federal Reserve Bank of Dallas Globalization and Monetary Policy Institute Working Paper No. 232.
- Georgoula, Ifigeneia; Pournarakis, Demitrios; Bilanakos, Christos; Sotiropoulos, Dionisios; Giaglis, George M. (2015):** Using time-series and sentiment analysis to detect the determinants of bitcoin prices, SSRN Working Paper No. 2607167.

- Gerke, Wolfgang; Mager, Ferdinand; Röhrs, Alexander (2005):** Twenty Years of International Diversification from a German Perspective, in: Schmalenbach Business Review, Vol. 57, No. 2, S. 86-101.
- Gerlach, Johannes M.; Lutz, Julia K. T. (2019):** Evidence on Usage Behavior and Future Adoption Intention of Fintechs and Digital Finance Solutions, in: The International Journal of Business and Finance Research, Vol. 13, No. 2, S. 83-105.
- Gervais, Arthur; Karame, Ghassan O.; Capkun, Vedran; Capkun, Srdjan (2014):** Is Bitcoin a Decentralized Currency?, in: IEEE Security & Privacy, Vol. 12, No. 3, S. 54-60.
- Gesell, Silvio (1949):** Die natürliche Wirtschaftsordnung durch Freiland und Freigeld, 9. Auflage, Lauf/Pegnitz.
- Getmonero.org (2021):** What is Monero (XMR)?, URL: <https://www.getmonero.org/get-started/what-is-monero/> (Abrufdatum: 01.06.2021).
- Gibbons, Jean D.; Chakraborti, Subhabrata (2021):** Nonparametric Statistical Inference, 6. Auflage, Boca Raton.
- Gibbons, Michael R.; Hess, Patrick (1981):** Day of the Week Effects and Asset Returns, in: The Journal of Business, Vol. 54, No. 4, S. 579-596.
- Gibbons, Michael R.; Ross, Stephen A.; Shanken, Jay (1989):** A Test of the Efficiency of a Given Portfolio, in: Econometrica: Journal of the Econometric Society, Vol. 57, No. 5, S. 1121-1152.
- Gil-Alana, Luis A.; Abakah, Emmanuel J. A.; Rojo, Maria F. R. (2020):** Cryptocurrencies and stock market indices. Are they related?, in: Research in International Business and Finance, Vol. 51, Article 101063, S. 1-11.

- Giofré, Maela (2008):** EMU effects on stock markets: From home bias to Euro bias, International Research Journal of Finance and Economics, No. 15, S. 128-150.
- Giorgino, Toni (2009):** Computing and Visualizing Dynamic Time Warping Alignments in R: The dtw Package, in: Journal of Statistical Software, Vol. 31, No. 7, S. 1-24.
- Github (2021):** Bitcoin, URL: <https://github.com/bitcoin/> (Abrufdatum: 01.06.2021).
- Giudici, Giancarlo; Milne, Alistair; Vinogradov, Dmitri (2020):** Cryptocurrencies: market analysis and perspectives, in: Journal of Industrial and Business Economics, Vol. 47, No. 1, S. 1-18.
- Gkillas, Konstantinos; Bekiros, Stelios; Siriopoulos, Costas (2018):** Extreme Correlation in Cryptocurrency Markets, SSRN Working Paper No. 3180934.
- Gkillas, Konstantinos; Katsiampa, Paraskevi (2018):** An application of extreme value theory to cryptocurrencies, in: Economics Letters, Vol. 164, S. 109-111.
- Gkillas, Konstantinos; Longin, François (2018):** Is Bitcoin the New Digital Gold? Evidence From Extreme Price Movements in Financial Markets, SSRN Working Paper No. 3245571.
- Glas, Tobias N. (2019):** Investments in Cryptocurrencies: Handle with Care!, in: The Journal of Alternative Investments, Vol. 22, No. 1, S. 96-113.
- Glas, Tobias N.; Poddig, Thorsten (2018):** Kryptowährungen in der Asset-Allokation: Eine empirische Untersuchung auf Basis eines beispielhaften deutschen Multi-Asset-Portfolios, in: Vierteljahreshefte zur Wirtschaftsforschung, Vol. 87, No. 3, S. 107–128.
- Glaser, Florian; Zimmermann, Kai; Haferkorn, Martin; Weber, Moritz Christian; Siering, Michael (2014):** Bitcoin – Asset or Currency? Revealing Users' Hidden Intentions, SSRN Working Paper No. 2425247.

Gleißner, Werner (2004): Die Aggregation von Risiken im Kontext der Unternehmensplanung, in: Zeitschrift für Controlling & Management, Vol. 48, No. 5, S. 350-359.

Gless, Sabine; Kugler, Peter; Stagno, Dario (2015): Was ist Geld? Und warum schützt man es? Zum strafrechtlichen Schutz von virtuellen Währungen am Beispiel von Bitcoins, in: Recht – Zeitschrift für juristische Weiterbildung und Praxis, Heft 2/2015, S. 82-97.

Global Carbon Project (2021): Global Carbon Atlas: CO2 Emissions, URL: <http://www.globalcarbonatlas.org/en/CO2-emissions> (Abrufdatum: 29.12.2021).

Goecke, Robert (2010): Elektronische Zahlungssysteme, in: Schulz, Axel; Weithöner, Uwe; Goecke, Robert (Hrsg.): Informationsmanagement im Tourismus: E-Tourismus: Prozesse und Systeme, München, S. 183-196.

Goetzmann, William N.; Kumar, Alok (2008): Equity Portfolio Diversification, in: Review of Finance, Vol. 12, No. 3, S. 433-463.

Goldman Sachs Investment Research (2014): Interview with Fred Ehrsam, in: Top of Mind, No. 21, S. 8-9.

Gonzalez Estrada, Elizabeth; Villasenor Alva, Jose A. (2012): gPdtest: Bootstrap goodness-of-fit test for the generalized Pareto distribution (R-Paket, Version 0.4).

Goodhart, Charles A. E. (1998): The two concepts of money: implications for the analysis of optimal currency areas, in: European Journal of Political Economy, Vol. 14, No. 3, S. 407-432.

Google (2019a): Google Trends: Bitcoin, URL: <https://trends.google.de/trends/explore?date=all&q=Bitcoin> (Abrufdatum: 01.06.2019).

Google (2019b): Google Trends: Kryptowährung, URL: <https://trends.google.de/trends/explore?date=all&q=Kryptow%C3%A4hrung> (Abrufdatum: 01.06.2019).

Google (2021): Google Trends: Cryptocurrency, URL: <https://trends.google.de/trends/explore?date=all&q=Cryptocurrency> (Abrufdatum: 01.06.2021).

Goslee, Sarah C.; Urban, Dean L. (2007): The ecodist Package for Dissimilarity-based Analysis of Ecological Data, in: Journal of Statistical Software, Vol. 22, No. 1, S. 1-19.

Govett, M. H.; Govett, G. J. S. (1982): Gold demand and supply, in: Resources Policy, Vol. 8, No. 2, S. 84-96.

Graves, Spencer (2019): FinTS: Companion to Tsay (2005) analysis of financial time series (R-Paket, Version 0.4-6).

Grayscale (2021): Grayscale Investment Products, Stand: 31.03.2021, URL: <https://grayscale.co/wp-content/uploads/2021/04/Grayscale-One-Pager-April-2021-GBTC-closed.pdf> (Abrufdatum: 01.06.2021).

Green, Richard C.; Hollifield, Burton (1992): When Will Mean-Variance Efficient Portfolios Be Well Diversified?, in: The Journal of Finance, Vol. 47, No. 5, S. 1785-1809.

Greer, Robert J. (1997): What is an Asset Class, anyway?, in: The Journal of Portfolio Management, Vol. 23, No. 2, S. 86-91.

- Grigo, Julian; Hansen, Patrick (2019):** Digitalwährungen stehen vor dem Durchbruch, in: ifo Schnelldienst, Vol. 72, No. 17, S. 6-9.
- Grobys, Klaus; Sapkota, Niranjana (2020):** Predicting cryptocurrency defaults, in: Applied Economics, Vol. 52, No. 46, S. 5060-5076.
- Gromer, Christian (2012):** Die Bewertung von nachhaltigen Immobilien: Ein kapitalmarkttheoretischer Ansatz basierend auf dem Realloptionsgedanken, Wiesbaden, zugleich: Dissertation Universität Stuttgart, 2012.
- Gross, Jürgen; Ligges, Uwe (2015):** nortest: Tests for Normality (R-Paket, Version 1.0-4).
- Grossman, Sanford J.; Stiglitz, Joseph E. (1977):** On Value Maximization and Alternative Objectives of the Firm, in: The Journal of Finance, Vol. 32, No. 2, S. 389-402.
- Gryglewicz, Sebastian; Mayer, Simon; Morellec, Erwan (2019):** Optimal financing with tokens, Swiss Finance Institute Research Paper Series No. 19-78.
- Guesmi, Khaled; Saadi, Samir; Abid, Ilyes; Ftiti, Zied (2019):** Portfolio diversification with virtual currency: Evidence from bitcoin, in: International Review of Financial Analysis, Vol. 63, S. 431-437.
- Guiso, Luigi; Sapienza, Paola; Zingales, Luigi (2008):** Trusting the Stock Market, in: The Journal of Finance, Vol. 63, No. 6, S. 2557-2600.
- Gulden.com (2021):** Gulden is the Dutch Bitcoin, URL: <https://www.gulden.com/en> (Abrufdatum: 01.06.2021).
- Guo, Jingzhi; Chow, Angelina (2008):** Virtual money systems: a phenomenal analysis, in: IEEE (Hrsg.): 10th IEEE Conference on E-Commerce Technology and the Fifth IEEE Conference on Enterprise Computing, E-Commerce and E-Services:

CEC 2008 and EEE 2008, 21-24 July, 2008, Washington D.C., District of Columbia, USA, Los Alamitos, S. 267-272.

Gup, Benton E. (1983): The Basics of Investing, 2. Auflage, New York.

Gupta, Girish (2014): Venezuelans turn to bitcoins to bypass socialist currency controls, in: Reuters (Online) vom 08.10.2014. URL: <https://www.reuters.com/article/us-venezuela-bitcoin/venezuelans-turn-to-bitcoins-to-bypass-socialist-currency-controls-idUSKCN0HX11O20141008> (Abrufdatum: 01.06.2021).

Güttel, Wolfgang H.; Dietrich, Angelika (2001): Aspekte der externen Informationsbeschaffung im Rahmen des Wissensmanagements in kleinen und mittleren Beratungsunternehmen, in: Wirtschaftsinformatik, Vol. 43, No. 5, S. 477-485.

Häberli, Sandra (2020): Das neue GwG: Was sich durch die 5. EU-Geldwäscherichtlinie ändert, Ernst & Young (Hrsg.), Stand: 27.01.2020, URL: https://www.ey.com/de_de/financial-accounting-advisory-services/das-neue-gwg-was-sich-durch-die-5-eu-geldwaescherichtlinie-aendert (Abrufdatum: 01.06.2021).

Hacker, Philipp; Thomale, Chris (2018): Crypto-Securities Regulation: ICOs, Token Sales and Cryptocurrencies under EU Financial Law, in: European Company and Financial Law Review, Vol. 15, No. 4, S. 645-696.

Hahn, Christopher; Wons, Adrian (2018): Initial Coin Offering (ICO): Unternehmensfinanzierung auf Basis der Blockchain-Technologie, Wiesbaden.

Haim, Mario (2019): Die Orientierung von Online-Journalismus an seinen Publika: Anforderung, Antizipation, Anspruch, Wiesbaden, zugleich: Dissertation Ludwig-Maximilians-Universität München, 2018.

Hale, Galina; Krishnamurthy, Arvind; Kudlyak, Marianna; Shultz, Patrick (2018): How Futures Trading Changed Bitcoin Prices, FRBSF Economic Letter No. 12.

- Hanl, Andreas; Michaelis, Jochen (2017):** Kryptowährungen – ein Problem für die Geldpolitik?, in: Wirtschaftsdienst, Vol. 97, No. 5, S. 363-370.
- Hansen, Lars P. (1982):** Large Sample Properties of Generalized Method of Moments Estimators, in: Econometrica: Journal of the Econometric Society, Vol. 50, No. 4, S. 1029-1054.
- Hansen, Lars P.; Jagannathan, Ravi (1991):** Implications of Security Market Data for Models of Dynamic Economies, in: Journal of Political Economy, Vol. 99, No. 2, S. 225-262.
- Härdle, Wolfgang K.; Lee Kuo Chuen, David; Nasekin, Sergey; Petukhina, Alla (2018):** Tail Event Driven ASset allocation: evidence from equity and mutual funds' markets, in: Journal of Asset Management, Vol. 19, No. 1, S. 49-63.
- Häring, Norbert (2017):** The E-Krona: Sweden's big digital currency idea, in: Handelsblatt (Online) vom 11.01.2017. URL: <https://www.handelsblatt.com/english/finance/the-e-krona-swedens-big-digital-currency-idea/23572826.html> (Abrufdatum: 01.06.2021).
- Häring, Norbert; Holtermann, Felix (2019):** Bitcoin-Neustart: Was bleibt von der einstigen Protestwährung?, in: Handelsblatt (Online) vom 09.05.2019. URL: <https://www.handelsblatt.com/finanzen/anlagestrategie/trends/kryptowaehrung-bitcoin-neustart-was-bleibt-von-der-einstigen-protestwaehrung-/24322218.html> (Abrufdatum: 01.06.2021).
- Harnischmacher, Patrick (2016):** Transformation des Geschäftsmodells börsennotierter Private-Equity-Gesellschaften: Fallstudien zu Entwicklung, Bedeutung und Konsequenzen für die Finanzwirtschaft, Lohmar [u.a.], zugleich: Dissertation Universität Düsseldorf, 2016.
- Harrell Jr., Frank E.; Dupont, Charles (2020):** Hmisc: Harrell Miscellaneous (R-Paket, Version 4.3-1).

- Harrigan, Martin; Fretter, Christoph (2016):** The Unreasonable Effectiveness of Address Clustering, Ubiquitous Intelligence & Computing, Advanced and Trusted Computing, Scalable Computing and Communications, Cloud and Big Data Computing, Internet of People, and Smart World Congress, IEEE (u.a.): Toulouse, Frankreich, 2016.
- Hart, Andrew; Martínez, Servet (2019):** spgs: Statistical Patterns in Genomic Sequences (R-Paket, Version 1.0-3).
- Hartigan, John A.; Hartigan, Pamela M. (1985):** The Dip Test of Unimodality, in: The Annals of Statistics, Vol. 13, No. 1, S. 70-84.
- Hartung, Joachim; Elpelt, Bärbel; Klösener, Karl-Heinz (2009):** Statistik: Lehr- und Handbuch der angewandten Statistik, 15. Auflage, München.
- Hattori, Takahiro; Ishida, Ryo (2021):** Did the Introduction of Bitcoin Futures Crash the Bitcoin Market at the End of 2017?, in: North American Journal of Economics and Finance, Vol. 56, Article 101322, S. 1-8.
- Haußer, Frank; Luchko, Yuri (2019):** Mathematische Modellierung mit MATLAB® und Octave: Eine praxisorientierte Einführung, 2. Auflage, Berlin [u.a.].
- Hayek, Friedrich A. von (1977):** Entnationalisierung des Geldes: Eine Analyse der Theorie und Praxis konkurrierender Umlaufmittel, 1. Auflage, Tübingen.
- Hayes, Adam S. (2015):** The Decision to Produce Altcoins: Miners' Arbitrage in Cryptocurrency Markets, SSRN Working Paper No. 2579448.
- Hayes, Adam S. (2017):** Cryptocurrency value formation: An empirical study leading to a cost of production model for valuing bitcoin, in: Telematics and Informatics, Vol. 34, No. 7, S. 1308-1321.

- Haynsworth, Emilie V. (1968):** Determination of the Inertia of a Partitioned Hermitian Matrix in: Linear Algebra and its Applications, Vol. 1, No. 1, S. 73-81.
- Hays, Demelza; Sandner, Philipp; Taudes, Alfred (2020):** Discovering Institutional Demand For Digital Assets in DACH Region, November 2020, Cointelegraph Crypto Research Report.
- He, Dong; Habermeier, Karl Friedrich; Leckow, Ross B.; Haksar, Vikram; Almeida, Yasmin; Kashima, Mikari; Kyriakos-Saad, Nadim; Oura, Hiroko; Sedik, Tahsin Saadi; Stetsenko, Natalia (2016):** Virtual currencies and beyond: initial considerations, International Monetary Fund Staff Discussion Note SND/16/03, Washington D.C.
- Heckman, James J. (1979):** Sample Selection Bias as a Specification Error, in: Econometrica: Journal of the Econometric Society, Vol. 47, No. 1, S. 153-161.
- Heffernan, Janet E.; Stephenson, Alec G. (2018):** ismev: An Introduction to Statistical Modeling of Extreme Values (R-Paket, Version 1.42).
- Heine, Michael; Herr, Hansjörg (2013):** Volkswirtschaftslehre: Paradigmenorientierte Einführung in die Mikro- und Makroökonomie, 4. Auflage, München.
- Hellwig, Daniel; Karlic, Goran; Huchzermeier, Arnd (2021):** Entwickeln Sie Ihre eigene Blockchain, Berlin.
- Hellwig, Martin F. (1980):** On the Aggregation of Information in Competitive Markets, in: Journal of economic theory, Vol. 22, No. 3, S. 477-498.
- Henking, Andreas; Bluhm, Christian; Fahrmeir, Ludwig (2006):** Kreditrisikomessung: Statistische Grundlagen, Methoden und Modellierung, Berlin [u.a.].

- Hildner, Alicia; Danzmann, Max (2017):** Blockchain-Anwendungen für die Unternehmensfinanzierung, in: Corporate Finance – Finanzierung, Kapitalmarkt, Bewertung, Mergers & Acquisitions, Vol. 11, No. 8, S. 385-390.
- Hileman, Garrick (2014):** The Bitcoin Market Potential Index, SSRN Working Paper No. 2752757.
- Hileman, Garrick (2015):** The Bitcoin Market Potential Index, in: Brenner, Michael; Christin, Nicolas; Johnson, Benjamin; Rohloff, Kurt (Hrsg.): Financial Cryptography and Data Security: FC 2015 International Workshops, BITCOIN, WAHC, and Wearable San Juan, Puerto Rico, January 30, 2015 Revised Selected Papers, Heidelberg [u.a.], S. 92-93.
- Hileman, Garrick; Rauchs, Michel (2017):** Global Cryptocurrency Benchmarking Study 2017, SSRN Working Paper No. 965436.
- Hoffmann, Ingo; Börner, Christoph J. (2021):** The risk function of the goodness-of-fit tests for tail models, in: Statistical Papers, Vol. 62, S. 1853–1869.
- Hofstede, Geert (2001):** Culture's consequences: Comparing values, behaviors, institutions and organizations across nations, 2. Auflage, Thousand Oaks [u.a.].
- Hofweber, Gerhard (2010):** Philosophie des Geldes: Wir haben die Vernunft verloren, in: Manager Magazin (Online) vom 18.04.2010. URL: <https://www.manager-magazin.de/finanzen/artikel/a-687831.html> (Abrufdatum: 01.06.2021).
- Holovatiuk, Olha (2020):** Cryptocurrencies as an asset class in portfolio optimisation, in: Central European Economic Journal, Vol. 7, No. 54, S. 33-55.
- Holtermann, Felix (2019a):** Neues Geldwäschegesetz – Banken dürfen Bitcoin verwahren, in: Handelsblatt (Online) vom 29.11.2019. URL: <https://www.handelsblatt.com/finanzen/maerkte/devisen-rohstoffe/kryptowaehrungen-neues-geldwaeschegesetz-banken-duerfen-bitcoin-verwahren/25276392.html> (Abrufdatum: 01.06.2021).

Holtermann, Felix (2019b): "Wal-Alarm" am Krypto-Markt – Bitcoin bricht binnen Stunden um 1200 Dollar ein, Handelsblatt (Online), URL: <https://www.handelsblatt.com/finanzen/maerkte/devisen-rohstoffe/kryptowaehrung-wal-alarm-am-krypto-markt-bitcoin-bricht-binnen-stunden-um-1200-dollar-ein/24355748.html> (Abrufdatum: 01.06.2021).

Holtz, Anthony (2012): 5-Phasen-Methode der Markenbewertung: ein systematischer Leitfaden zur ganzheitlichen Bewertung von Marken.

Hönig, Michaela (2020): ICO und Kryptowährungen: Neue digitale Formen der Kapitalbeschaffung, Wiesbaden.

Horn, Matthias; Oehler, Andreas (2020): Automated portfolio rebalancing: Automatic erosion of investment performance?, in: Journal of Asset Management, Vol. 21, No. 6, S. 489-505.

Hornberg, Klaus W. (2006): Hedgefonds: Gute Renditen durch Risikokontrolle und Verlustvermeidung, Wiesbaden.

Hornik, Kurt; Meyer, David; Buchta, Christian (2019): slam: Sparse Lightweight Arrays and Matrices (R-Paket, Version 0.1-47).

Hothorn, Torsten; Hornik, Kurt; Van de Wiel, Mark A.; Zeileis, Achim (2006): A Lego System for Conditional Inference, in: The American Statistician, Vol. 60, No. 3, S. 257-263.

Householder, Alston S. (1964): The Theory of Matrices in Numerical Analysis, 2. Print, New York.

Hsieh, Ying-Ying; Vergne, Jean-Philippe; Wang, Sha (2018): The internal and external governance of blockchain-based organizations: Evidence from cryptocurrencies, in: Campbell-Verduyn, Malcolm (Hrsg.): Bitcoin and Beyond: Cryptocurrencies, Blockchains and Global Governance, London [u.a.], S. 48-68.

Hu, Albert S.; Parlour, Christine A.; Rajan, Uday (2019): Cryptocurrencies: Stylized facts on a new investible instrument, in: Financial Management, Vol. 48, No. 4, S. 1049-1068.

Huberman, Gur (2001): Familiarity Breeds Investment, in: The Review of Financial Studies, Vol. 14, No. 3, S. 659-680.

Huberman, Gur; Kandel, Shmuel (1987): Mean-Variance Spanning, in: The Journal of Finance, Vol. 42, No. 4, S. 873-888.

Hude, Marlis von der (2020): Predictive Analytics und Data Mining: Eine Einführung mit R, Wiesbaden

Hughes, Eric (1993): A Cypherpunk Manifesto, Stand: 09.03.1993, URL: <http://www.activism.net/cypherpunk/manifesto.html> (Abrufdatum: 01.06.2021).

Hüper, Steffen (2019): CAPM und Tax-CAPM im Mehrperiodenfall, Wiesbaden, zugleich: Dissertation Freie-Universität Berlin, 2018.

Hurlburt, George (2017): Shining Light on the Dark Web, in: Computer, Vol. 50, No. 4, S. 100-105.

Huth, Thomas (2008): Die Quantitätstheorie des Geldes: eine keynesianische Reformulierung, Leuphana Universität Lüneburg, Institut für Volkswirtschaftslehre, Working Paper in Economics, No. 79.

IFRS Foundation (2021): IAS 36 Impairment of Assets: About, URL: <https://www.ifrs.org/issued-standards/list-of-standards/ias-36-impairment-of-assets/> (Abrufdatum: 04.08.2021).

Industrie- und Handelskammer Schwaben (2021): Rückgabe und Umtausch im Handel: Eine Information für Händler über Rückgabe- und Umtauschrecht, Umtauschabschluss und Sachmängelhaftung, Stand: Juni 2020, URL:

<https://www.schwaben.ihk.de/produktmarken/beratung-und-service/recht-und-steuern/vertragrecht/rueckgabe-und-umtausch-im-einzelhandel-3005044>

(Abrufdatum: 01.06.2021).

Ingves, Stefan (2017): Do we need an e-krona?, Rede vor dem Swedish House of Finance am 08.12.2017, Stockholm.

International Monetary Fund (2020): World Economic Outlook: A Long and Difficult Ascent, Oktober 2020, Washington D.C.

International Organization for Standardization (2019): ISO 4217:2015 – Codes for the representation of currencies, Genf.

Issing, Otmar (2011): Einführung in die Geldtheorie, 15. Auflage, München.

Ivković, Zoran; Weisbenner, Scott (2005): Local Does as Local Is: Information Content of the Geography of Individual Investors' Common Stock Investments, in: The Journal of Finance, Vol. 60, No. 1, S. 267-306.

Jacobs, Heiko; Müller, Sebastian; Weber, Martin (2014): How should individual investors diversify? An empirical evaluation of alternative asset allocation policies, in: Journal of Financial Markets, Vol. 19, S. 62-85.

Jagannathan, Ravi; Ma, Tongshu (2003): Risk Reduction in Large Portfolios: Why Imposing the Wrong Constraints Helps, in: The Journal of Finance, Vol. 58, No. 4, S. 1651-1683.

Jain, Pankaj K.; McInish, Thomas H.; Miller, Jonathan L. (2019): Insights from bitcoin trading, in: Financial Management, Vol. 48, No. 4, S. 1031-1048.

Jakub, Bartos (2015): Does Bitcoin Follow the Hypothesis of Efficient Market, in: International Journal of Economic Sciences, Vol. 4, No. 2, S. 10-23.

- Janßen, Birgit; Rudolph, Bernd (1992):** Der Deutsche Aktienindex DAX: Konstruktion und Anwendungsmöglichkeiten, Frankfurt/Main.
- Jarchow, Hans-Joachim (2010):** Grundriss der Geldtheorie, 12. Auflage, Stuttgart.
- Jedlinský, Jakub (2015):** Currency Systems and Their Role in Entering and Leaving the Economic Crisis, in: Chinese Business Review, Vol. 14, No. 4, S. 169-185.
- Jensen, Sören (2012):** Multivariate Modellierung der Renditen von Asset-Klassen auf Basis von Copulas mit Anwendungen im Risikomanagement, Lohmar [u.a.], zugleich: Dissertation Universität Mannheim, 2012.
- Jevons, William Stanley (1876):** Geld und Geldverkehr, Leipzig.
- Ji, Qiang; Zhang, Dayong; Zhao, Yuqian (2020):** Searching for safe-haven assets during the COVID-19 pandemic, in: International Review of Financial Analysis, Vol. 71, Article 101526, S. 1-10.
- Johnson, Jackie (2019):** Venezuela: Where Bitcoin Trading Reflects Survival Rather than Choice, SSRN Working Paper No. 3449589.
- Jorion, Philippe (1985):** International Portfolio Diversification with Estimation Risk, in: The Journal of Business, Vol. 58, No. 3, S. 259-278.
- Jorion, Philippe (2007):** Value at Risk: The New Benchmark for Managing Financial Risk, 3. Auflage, New York.
- Jung, Dominik; Dorner, Verena; Glaser, Florian; Morana, Stefan (2018):** Robo-Advisory: Digitalization and Automation of Financial Advisory, in: Business & Information Systems Engineering, Vol. 60, No. 1, S. 81-86.
- Kahle, David; Wickham, Hadley (2013):** ggmap: Spatial Visualization with ggplot2, in: The R journal, Vol. 5, No. 1, S. 144-161.

- Kahneman, Daniel; Tversky, Amos (1979):** Prospect Theory: An Analysis of Decision under Risk, in: *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, Vol. 47, No. 2, S. 263-292.
- Kaiser, Dieter; Haberfelner, Florian (2012):** Hedge fund biases after the financial crisis, in: *Managerial Finance*, Vol. 38, No. 1, S. 27-43.
- Kajtazi, Anton; Moro, Andrea (2019):** The role of bitcoin in well diversified portfolios: A comparative global study, in: *International Review of Financial Analysis*, Vol. 61, S. 143-157.
- Kakinaka, Shinji; Umeno, Ken (2020):** Characterizing Cryptocurrency Market with Lévy's Stable Distributions, in: *Journal of the Physical Society of Japan*, Vol. 89, No. 2, Article 024802, S. 1-13.
- Kakinaka, Shinji; Umeno, Ken (2021):** Exploring asymmetric multifractal cross-correlations of price–volatility and asymmetric volatility dynamics in cryptocurrency markets, in: *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, Vol. 581, Article 126237, S. 1-16.
- Kalckreuth, Ulf von; Eisele, Martin; Le Blanc, Julia; Schmidt, Tobias; Zhu, Junyi (2012):** The PHF: a comprehensive panel survey on household finances and wealth in Germany, Deutsche Bundesbank Discussion Paper No. 13/2012.
- Kan, Raymond (2021):** Tests of Mean-Variance Spanning (Matlab Programs) URL: <http://www-2.rotman.utoronto.ca/~kan/papers/span.zip> (Abrufdatum: 01.06.2021).
- Kan, Raymond; Zhou, GuoFu (2008):** Tests of Mean-Variance Spanning, u.a. SSRN Working Paper No. 231522.
- Kan, Raymond; Zhou, GuoFu (2012):** Tests of Mean-Variance Spanning, in: *Annals of Economics & Finance*, Vol. 13, No. 1, S. 145-193.

- Kann, Christoph (2017):** Mittelalter, in: Schrenk, Markus (Hrsg.): Handbuch Metaphysik, Stuttgart, S. 22-32.
- Kaponda, Kombe (2018):** Bitcoin the 'Digital Gold' and its Regulatory Challenges, SSRN Working Paper No. 3123531.
- Karantias, Kostis; Kiayias, Aggelos; Zindros, Dionysis (2020):** Proof-of-Burn, in: Bonneau, Joseph; Heninger, Nadia (Hrsg.): Financial Cryptography and Data Security: 24th International Conference, FC 2020 , Kota Kinabalu, Malaysia, February 10–14, 2020 Revised Selected Papers, Cham, S. 523-540.
- Karolyi, G. Andrew; Stulz, René M. (2003):** Are Financial Assets Priced Locally or Globally?, in: Constantinides, George M.; Harris, Milton; Stulz, René M. (Hrsg.): Handbook of the Economics of Finance, Amsterdam, S. 975-1020.
- Kassambara, Alboukadel (2020):** ggpubr: 'ggplot2' Based Publication Ready Plots (R-Paket, Version 0.2.5).
- Kassambara, Alboukadel; Mundt, Fabian (2020):** factoextra: Extract and Visualize the Results of Multivariate Data Analyses (R-Paket, Version 1.0.7).
- Katsiampa, Paraskevi (2017):** Volatility estimation for Bitcoin: A comparison of GARCH models, in: Economics Letters, Vol. 158, S. 3-6.
- Katz, Michael L.; Shapiro, Carl (1985):** Network Externalities, Competition, and Compatibility, in: The American Economic Review, Vol. 75, No. 3, S. 424-440.
- Kaufman, Leonard; Rousseeuw, Peter J. (1990):** Finding Groups in Data: An Introduction to Cluster Analysis, New York.
- Kaulartz, Markus; Heckmann, Jörn (2016):** Smart Contracts – Anwendungen der Blockchain-Technologie, in: Computer und Recht, Vol. 32, No. 9, S. 618.

- Kauter, Christoph D. (2006):** Short Selling als Handelstechnik alternativer Investmentstrategien, in: Busack, Michael; Kaiser, Dieter G. (Hrsg.): Handbuch Alternative Investments, Band 1, Wiesbaden, S. 91-105.
- Kempa, Bernd (2009):** Dollarkrise und Leitwährungsstatus, in: ifo Schnelldienst, Vol. 62, No. 16, S. 11-14.
- Kim, Thomas (2017):** On the transaction cost of Bitcoin, in: Finance Research Letters, Vol. 23, S. 300-305.
- Kitces, Michael E. (2012):** What Makes Something an Alternative Asset Class, Anyway?, in: Journal of Financial Planning, Vol. 25, No. 9, S. 22-23.
- Kiyotaki, Nobuhiro; Wright, Randall (1989):** On Money as a Medium of Exchange, in: Journal of Political Economy, Vol. 97, No. 4, S. 927-954.
- Kjærland, Frode; Khazal, Aras; Krogstad, Erlend A.; Nordstrøm, Frans B. G.; Oust, Are (2018):** An Analysis of Bitcoin's Price Dynamics, in: Journal of Risk and Financial Management, Vol. 11, No. 4, Article 63, S. 1-18.
- Klee, Christopher (2020):** Bitcoin-Halving abgeschlossen: Ab jetzt nur noch 6,25 BTC pro Block, in: BTC Echo (Online) vom 11.05.2020. URL: <https://www.btc-echo.de/es-ist-vollbracht-bitcoin-ist-jetzt-noch-seltener/> (Abrufdatum: 01.06.2021).
- Klee, Christopher (2021):** Ray Dalio: Amerikanisches Bitcoin-Verbot "sehr wahrscheinlich", in: BTC Echo (Online) vom 26.03.2021. URL: <https://www.btc-echo.de/news/ray-dalio-amerikanisches-bitcoin-verbot-sehr-wahrscheinlich-115135/> (Abrufdatum: 01.06.2021).
- Kleeberg, Jochen M.; Rehkugler, Heinz (2002):** Handbuch Portfoliomanagement: strukturierte Ansätze für ein modernes Wertpapiermanagement, Bad Soden/Taunus.

Klein, Manuel; Gross, Jonas; Sandner, Philipp (2020): The Digital Euro and the Role of DLT for Central Bank Digital Currencies, Frankfurt School Blockchain Centre (FSBC) Working Paper.

Klein, Tony; Thu, Hien P.; Walther, Thomas (2018): Bitcoin is not the New Gold – A comparison of volatility, correlation, and portfolio performance, in: International Review of Financial Analysis, Vol. 59, S. 105-116.

Kleine, Jens; Munisso, Alessandro (2012): Transaktions- und Distributionskostenanalyse Gold: Analysebericht, Steinbeis Research Center for Financial Services, München.

Knabe, Matthias (2012): Die Berücksichtigung von Insolvenzrisiken in der Unternehmensbewertung, Lohmar [u.a.], zugleich: Dissertation Universität Münster, 2012.

Knerr, Petra; Aust, Folkert; Chudziak, Nina; Kleudgen, Martin (2018): Methodenbericht: Private Haushalte und ihre Finanzen (PHF), 3. Erhebungswelle 2017, Institut für angewandte Sozialwissenschaft, Bonn.

Knight, Frank H. (1921): Risk, Uncertainty and Profit, Boston.

Köchling, Gerrit; Müller, Janis; Posch, Peter N. (2019): Does the introduction of futures improve the efficiency of Bitcoin?, in: Finance Research Letters, Vol. 30, S. 367-370.

Koellner, Thomas; Weber, Olaf; Fenchel, Marcus; Scholz, Roland (2005): Principles for Sustainability Rating of Investment Funds, in: Business Strategy and the Environment, Vol. 14, No. 1, S. 54-70.

Koenig, Aaron (2017): Cryptocoins: Investieren in digitale Währungen, München.

Kohlhuber, Franz (2000): Wirtschaftskraft- und Kaufkraftdisparität in Bayern: Zur kleinräumigen Darstellung gesamtwirtschaftlicher Aggregate in der regionalen

volkswirtschaftlichen Gesamtrechnung, München, zugleich: Dissertation Universität Regensburg, 1999.

Kolde, Raivo (2019): pheatmap: Pretty Heatmaps (R-Paket, Version 1.0.12).

Kondor, Dániel; Pósfai, Márton; Csabai, István; Vattay, Gábor (2014): Do the rich get richer? An empirical analysis of the Bitcoin transaction network, in: PloS one, Vol. 9, No. 2, Article e86197, S. 1-10.

Kondor, Dániel; Pósfai, Márton; Csabai, István; Vattay, Gábor (2018): ELTE Bitcoin Project Website and Resources, URL: <http://www.vo.elte.hu/Bitcoin/downloads.htm> (Abrufdatum: 26.06.2018).

Koomey, Jonathan; Berard, Stephen; Sanchez, Marla; Wong, Henry (2011): Implications of Historical Trends in the Electrical Efficiency of Computing, in: IEEE Annals of the History of Computing, Vol. 33, No. 3, S. 46-54.

Koschnick, Wolfgang J. (1996): Management: Enzyklopädisches Lexikon, Berlin [u.a.].

Koshy, Philip; Koshy, Diana; McDaniel, Patrick (2014): An Analysis of Anonymity in Bitcoin Using P2P Network Traffic, in: Christin, Nicolas; Safavi-Naini, Reihaneh (Hrsg.): Financial Cryptography and Data Security: 18th International Conference, FC 2014 Christ Church, Barbados, March 3–7, 2014 Revised Selected Papers, Heidelberg [u.a.], S. 469-485.

Kraken (2021a): Fee Schedule, Stand 01.06.2021, URL: <https://support.kraken.com/hc/en-us/articles/360048917612-Fee-Schedule> (Abrufdatum: 01.06.2021).

Kraken (2021b): Funding Options: The Widest Range of Funding Options in Crypto, URL: <https://www.kraken.com/en-gb/features/funding-options> (Abrufdatum: 01.06.2021).

Kraken (2021c): Why Kraken?, URL: <https://www.kraken.com/en-us/about>
(Abrufdatum: 01.06.2021).

Kranz, Severin; Iten, Raphael (2019): Die Token-Ökonomie, Stand: 03.07.2019, MM1 Consulting (Hrsg.), URL: <https://medium.com/mm1consulting/die-token-%C3%B6konomie-5bf84a6eaa3b> (Abrufdatum: 01.06.2021).

Kristof, Andras (2015): National Cryptocurrencies, in: Lee Kuo Chuen, David (Hrsg.): Handbook of Digital Currency: Bitcoin, Innovation, Financial Instruments, and Big Data, Amsterdam [u.a.], S. 67-80.

Kristoufek, Ladislav (2013): BitCoin meets Google Trends and Wikipedia: Quantifying the relationship between phenomena of the Internet era, in: Scientific Reports, Vol. 3, No. 1, S. 1-7.

Kristoufek, Ladislav (2015): What Are the Main Drivers of the Bitcoin Price? Evidence from Wavelet Coherence Analysis, in: PloS one, Vol. 10, No. 4, Article e0123923, S. 1-15.

Kristoufek, Ladislav (2020): Grandpa, grandpa, tell me the one about Bitcoin being a safe haven: Evidence from the COVID-19 pandemics, arXiv Working Paper No. 2004.00047.

Kritzman, Mark (1999): Toward defining an asset class, in: The Journal of Alternative Investments, Vol. 2, No. 1, S. 79-82.

Krückeberg, Sinan; Scholz, Peter (2019): Cryptocurrencies as an Asset Class?, in: Goutte, Stéphane; Guesmi, Khaled; Saadi, Samir (Hrsg.): Cryptofinance and Mechanisms of Exchange: The Making of Virtual Currency, Cham, S. 1-28.

Krüger, Fabian; Lampert, Michael (2018): Augen auf bei der Token-Wahl–privatrechtliche und steuerliche Herausforderungen im Rahmen eines Initial Coin Offering, in: Betriebs-Berater, Heft 21/2018, S. 1154-1160.

- Kubát, Max (2015):** Virtual currency bitcoin in the scope of money definition and store of value, in: *Procedia Economics and Finance*, Vol. 30, S. 409-416.
- Kulkarni, Rajendra; Schintler, Laurie; Koizumi, Naoru; Olds, James L.; Stough, Roger (2019):** Cryptocurrency, Stablecoins and Blockchain: Exploring Digital Money Solutions for Remittances and Inclusive Economies, u.a. SSRN Working Paper No. 3511139.
- Kyriazis, Nikolaos; Papadamou, Stephanos; Corbet, Shaen (2020):** A systematic review of the bubble dynamics of cryptocurrency prices, in: *Research in International Business and Finance*, Vol. 54, Article 101254, S. 1-15.
- Langlois, Richard N.; Cosgel, Metin M. (1993):** Frank Knight on risk, uncertainty, and the firm: a new interpretation, in: *Economic Inquiry*, Vol. 31, No. 3, S. 456-465.
- Laplace, Pierre S. (1825):** *Essai philosophique sur les probabilités*, o.O.
- Laux, Helmut (2003):** Wertorientierte Unternehmensführung und Kapitalmarkt: Fundierung von Unternehmenszielen und Anreize für ihre Umsetzung, Berlin [u.a.].
- Laux, Helmut; Gillenkirch, Robert M.; Schenk-Mathes, Heike Y. (2018):** Entscheidungstheorie, Berlin.
- Laux, Helmut; Schabel, Matthias M. (2009):** Subjektive Investitionsbewertung, Marktbewertung und Risikoteilung: Grenzpreise aus Sicht börsennotierter Unternehmen und individueller Investoren im Vergleich, Berlin [u.a.].
- Ledoit, Olivier; Wolf, Michael (2004):** A well-conditioned estimator for large-dimensional covariance matrices, in: *Journal of Multivariate Analysis*, Vol. 88, No. 2, S. 365-411.

- Lee Kuo Chuen, David; Guo, Li; Wang, Yu (2018):** Cryptocurrency: A New Investment Opportunity?, in: The Journal of Alternative Investments, Vol. 20, No. 3, S. 16-40.
- Lehrbass, Frank; Weißer, Michael (2018):** Determinanten der Wertentwicklung von Bitcoins, in: Corporate Finance – Finanzierung, Kapitalmarkt, Bewertung, Mergers & Acquisitions, Heft 9-10, S. 270-276.
- Leinonen, Harry (2016):** Decentralised blockchained and centralised real-time payment ledgers: Development trends and basic requirements, in: Górká, Jakub (Hrsg.): Transforming Payment Systems in Europe, London, S. 236-261.
- Lemon, Jim (2006):** Plotrix: a package in the red light district of R, in: R-News, Vol. 6, No. 4, S. 8-12.
- Lenz, Thomas (2009):** Die Bilanzierung von Immobilien nach IFRS: eine ökonomische Analyse vor dem Hintergrund des REIT-Gesetzes, Lohmar [u.a.], zugleich: Dissertation Universität Bochum, 2009.
- LeRoy, Stephen F.; Singell Jr., Larry D. (1987):** Knight on Risk and Uncertainty, in: Journal of Political Economy, Vol. 95, No. 2, S. 394-406.
- Lewis, Alan; Juravle, Carmen (2010):** Morals, Markets and Sustainable Investments: A Qualitative Study of ‘Champions’, in: Journal of Business Ethics, Vol. 93, No. 3, S. 483-494.
- Lexner, Matthias von (1878):** Mittelhochdeutsches Handwörterbuch, Band 3: VF - Z, Leipzig.
- Lhabitant, François-Serge (2017):** Portfolio Diversification, London [u.a.].
- Li, Tao; Shin, Donghwa; Wang, Baolian (2021):** Cryptocurrency Pump-and-Dump Schemes, SSRN Working Paper No. 3267041.

- Li, Xin; Wang, Chong A. (2017):** The technology and economic determinants of cryptocurrency exchange rates: The case of Bitcoin, in: Decision Support Systems, Vol. 95, S. 49-60.
- Lindgardt, Zhenya; Reeves, Martin; Stalk, George; Deimler, Michael (2013):** Business Model Innovation: When the Game Gets Tough, Change the Game, in: Deimler, Michael; Lesser, Michael; Rhodes, David; Sinha, Janmejaya (Hrsg.): Own the Future: 50 Ways to Win from The Boston Consulting Group, Hoboken, S. 291-298.
- Liu, Weiyi (2019):** Portfolio diversification across cryptocurrencies, in: Finance Research Letters, Vol. 29, S. 200-205.
- Lo, Stephanie; Wang, J. Christina (2014):** Bitcoin as money?, Federal Reserve Bank of Boston Current Policy Perspectives No. 14-4.
- Lobo, Miguel S.; Fazel, Maryam; Boyd, Stephen (2007):** Portfolio optimization with linear and fixed transaction costs, in: Annals of Operations Research, Vol. 152, No. 1, S. 341-365.
- Lohse, Alexander (2011):** Portfoliooptimierung mit Rohstoffinvestments, Deutsches Institut für Bankwirtschaft – Schriftenreihe, Band 7
- Loucks, Maria M.; Penicook, John A.; Schillhorn, Uwe (2008):** Emerging Markets Debt, in: Fabozzi, Frank J. (Hrsg.): Handbook of Finance, Vol. 1, Hoboken, S. 339-346.
- Ludden, Charles; Thompson, Kendra; Mohsin, Imon (2015):** The Rise of Robo-Advice: Changing the Concept of Wealth Management, Accenture (Hrsg.), Dublin.
- Lundstrom, Mark (2003):** Moore's Law Forever?, in: Science, Vol. 299, No. 5604, S. 210-211.

- Luther, William J. (2016):** Cryptocurrencies, Network Effects, and Switching Costs, in: Contemporary Economic Policy, Vol. 34, No. 3, S. 553-571.
- Luther, William J.; White, Lawrence H. (2014):** Can Bitcoin Become a Major Currency?, GMU Working Paper in Economics No. 14-17.
- Lutz, Julia K. T. (2018):** Coexistence of Cryptocurrencies and Central Bank Issued Fiat Currencies-A Systematic Literature Review, FiDL Working Paper No. 2.
- Mac Lane, Saunders; Birkhoff, Garrett (1999):** Algebra, 3. Auflage, Providence.
- Mächler, Martin (2016):** diptest: Hartigan's Dip Test Statistic for Unimodality – Corrected (R-Paket, Version 0.75-7).
- Mächler, Martin; Rousseeuw, Peter J.; Struyf, Anja; Hubert, Mia; Hornik, Kurt (2019):** cluster: Cluster Analysis Basics and Extensions (R-Paket, Version 2.1.0).
- MacLeod, Malcolm J. (o.J.):** Gulden 2.0 – Improving the blockchain, Working Paper.
- Maedche, Alexander; Morana, Stefan; Schacht, Silvia; Werth, Dirk; Krumeich, Julian (2016):** Advanced User Assistance Systems, in: Business & Information Systems Engineering, Vol. 58, No. 5, S. 367-370.
- Maillard, Sébastien; Roncalli, Thierry; Teïletche, Jérôme (2010):** On the Properties of Equally-Weighted Risk Contributions Portfolios, in: The Journal of Portfolio Management, Vol. 36, No. 4, S. 60-70.
- Major, Péter (1978):** On the Invariance Principle for Sums of Independent Identically Distributed Random Variables, in: Journal of Multivariate Analysis, Vol. 8, No. 4, S. 487-517.

- Majoros, Szabolcs; Zempléni, András (2018):** Multivariate stable distributions and their applications for modelling cryptocurrency-returns, arXiv Working Paper No. 1810.09521.
- Malkiel, Burton G. (2019):** A Random Walk Down Wall Street: The Time-Tested Strategy for Successful Investing, Ausgabe 2019, New York [u.a.].
- Mändle, Eduard; Mändle, Markus (2018):** Regionalprinzip, in: Gabler Wirtschaftslexikon (Online) vom 19.02.2018. URL: <https://wirtschaftslexikon.gabler.de/definition/regionalprinzip-45788/version-269076> (Abrufdatum: 01.06.2021).
- Mankiw, N. Gregory (1985):** Small Menu Costs and Large Business Cycles: A Macroeconomic Model of Monopoly, in: The Quarterly Journal of Economics, Vol. 100, No. 2, S. 529-537.
- Mariana, Christy D.; Ekaputra, Irwan A.; Husodo, Zaäfri A. (2020):** Are Bitcoin and Ethereum safe-havens for stocks during the COVID-19 pandemic?, in: Finance Research Letters, Vol. 38, Article 101798, S. 1-7.
- Marketinginitiative der Wohnungsbaugenossenschaften Deutschland (2021):** Warum Genossenschaft? Weil die inneren Werte zählen... URL: <https://www.wohnungsbaugenossenschaften.de/genossenschaften/warum-genossenschaft> (Abrufdatum: 01.06.2021).
- Markowitz, Harry M. (1952):** Portfolio Selection, in: The Journal of Finance, Vol. 7, No. 1, S. 77-91.
- Markowitz, Harry M. (1959):** Portfolio Selection, Cowles Foundation Monograph No. 16, Second Printing 1970 (Nachdruck), New Haven [u.a.].
- Markowitz, Harry M. (1999):** The Early History of Portfolio Theory: 1600-1960, in: Financial Analysts Journal, Vol. 55, No. 4, S. 5-16.

- Massa, Massimo; Simonov, Andrei (2006):** Hedging, Familiarity and Portfolio Choice, in: The Review of Financial Studies, Vol. 19, No. 2, S. 633-685.
- Matthies, Klaus (2004):** Konjunkturschlaglicht: Anhaltend hohe Rohölpreise, in: Wirtschaftsdienst, Vol. 84, No. 1, S. 57-58.
- Mattke, Jens; Maier, Christian; Reis, Lea (2020):** Is Cryptocurrency Money?: Three Empirical Studies Analyzing Medium of Exchange, Store of Value and Unit of Account, in: Machinery, Association for Computing (Hrsg.): SIGMIS-CPR'20: Proceedings of the 2020 Computers and People Research Conference, New York, S. 26-35.
- Maute, Lena (2020):** Verträge über Kryptotoken, in: Maume, Philipp; Maute, Lena; Fromberger, Mathias (Hrsg.): Rechtshandbuch Kryptowerte: Blockchain, Tokenisierung, Initial Coin Offerings, München, S. 138-196.
- Mayer, Thomas (2017):** Die Evolution des Geldes, in: Ifo Schnelldienst, Vol. 70, No. 22, S. 7-9.
- McNeil, Alexander J.; Frey, Rüdiger; Embrechts, Paul (2015):** Quantitative Risk Management: Concepts, Techniques and Tools, 2. Auflage, Princeton [u.a.].
- md5hashing (2018):** SHA-256, URL: <https://md5hashing.net/hash/sha256/> (Abrufdatum: 01.06.2021).
- Meier, Jan-Hendrik; Hansen, Jonas; Mendle, Alexander (2019):** Bitcoin versus Euro – Währung, Fluchtwährung oder Blase?, in: Zeitschrift für das gesamte Kreditwesen, Vol. 72, No. 5, S. 23-28.
- Meiklejohn, Sarah; Pomarole, Marjori; Jordan, Grant; Levchenko, Kirill; McCoy, Damon; Voelker, Geoffrey M.; Savage, Stefan (2013):** A Fistful of Bitcoins: Characterizing Payments Among Men with No Names, in: Machinery, Association for Computing (Hrsg.): IMC'13: Proceedings of the 13th ACM Internet Measurement Conference, New York, S. 127-140.

- Menger, Karl (1892):** On the Origin of Money, in: The Economic Journal, Vol. 2, No. 6, S. 239-255.
- Merkle, Ralph C. (1980):** Protocols for Public Key Cryptosystems, IEEE Symposium on Security and Privacy: Oakland 1980, S. 122-134.
- Merkle, Wolfgang (2020):** Erfolgreich im stationären Einzelhandel: Wege zur konsequenten Profilierung im digitalen Zeitalter, Wiesbaden.
- Mersch, Yves (2018):** Virtual or virtueless? The evolution of money in the digital age, Rede vor dem Official Monetary and Financial Institutions Forum am 8. Februar 2018, London.
- Merton, Robert C. (1969):** Lifetime Portfolio Selection under Uncertainty: The Continuous-Time Case, in: The Review of Economics and Statistics, Vol. 51, No. 3, S. 247-257.
- Merton, Robert C. (1972):** An Analytic Derivation of the Efficient Portfolio Frontier, in: Journal of Financial and Quantitative Analysis, Vol. 7, No. 4, S. 1851-1872.
- Merton, Robert C. (1980):** On Estimating the Expected Return on the Market: An Exploratory Investigation, in: Journal of Financial Economics, Vol. 8, No. 4, S. 323-361.
- Meynkhard, Artur (2019):** Fair Market Value of Bitcoin: Halving Effect, in: Investment Management and Financial Innovations, Vol. 16, No. 4, S. 72-85.
- Millard, Steven P. (2013):** EnvStats: An R Package for Environmental Statistics, New York [u.a.].
- Milligan, Glenn W.; Cooper, Martha C. (1985):** An Examination of Procedures for Determining the Number of Clusters in a Data Set, in: Psychometrika, Vol. 50, No. 2, S. 159-179.

Ministerium für Präsidiales und Finanzen Liechtenstein (2018):

Vernehmlassungsbericht der Regierung betreffend die Schaffung eines Gesetzes über auf vertrauenswürdigen Technologien (VT) beruhende Transaktionssysteme (Blockchain-Gesetz; VT-Gesetz; VTG) und die Abänderung weiterer Gesetze, Aktenzeichen: LNR 2018-879, Vaduz.

Mises, Ludwig von (1998): Human Action: A Treatise on Economics (Scholars Edition), Auburn.

Miskolczi, Panna (2017): Note on Simple and Logarithmic Return, in: APSTRACT: Applied Studies in Agribusiness and Commerce, Vol. 11, No. 1-2, S. 127-136.

Mitchell, Ann F. S.; Krzanowski, Wojtek J. (1985): The Mahalanobis distance and elliptic distributions, in: Biometrika, Vol. 72, No. 2, S. 464-467.

Moerman, Gerard A. (2008): Diversification in euro area stock markets: Country versus industry, in: Journal of International Money and Finance, Vol. 27, No. 7, S. 1122-1134.

Mohamed, Theron (2020): Warren Buffett blasts bitcoin as worthless and vows he will never own a cryptocurrency, in: Business Insider (Online) vom 24.02.2020. URL: <https://markets.businessinsider.com/currencies/news/warren-buffett-blasts-bitcoin-worthless-vows-never-own-crypto-value-2020-2-1028932272#> (Abrufdatum: 01.06.2021).

Möhring, Maximilian; Nees, Franz (2018): Payment: Blockchain: Hype oder overhyped?, in: Digitale Welt, Vol. 2, No. 1, S. 47-49.

Mondello, Enzo (2015): Portfoliomanagement, 2. Auflage, Wiesbaden.

Money.co.uk (2021): Compare money transfers to Europe, URL: <https://www.money.co.uk/money-transfers/money-transfer-to-europe.htm> (Abrufdatum: 01.06.2021).

- Moore, Gordon E. (1998):** Cramming More Components onto Integrated Circuits, in: Proceedings of the IEEE, Vol. 86, No. 1, S. 82-85.
- Moore, Tyler; Christin, Nicolas (2013):** Beware the Middleman: Empirical Analysis of Bitcoin-Exchange Risk, in: Sadeghi, Ahmad-Reza (Hrsg.): Financial Cryptography and Data Security: 17th International Conference, FC 2013 Okinawa, Japan, April 2013 Revised Selected Papers, Berlin [u.a.], S. 25-33.
- Morgan Stanley Capital International (2020):** MSCI ACWI Index, URL: <https://www.msci.com/acwi> (Abrufdatum: 15.01.2020).
- Möser, Malte; Böhme, Rainer; Breuker, Dominic (2014):** Towards Risk Scoring of Bitcoin Transactions, in: Böhme, Rainer; Brenner, Michael; Moore, Tyler; Smith, Matthew (Hrsg.): Financial Cryptography and Data Security: FC 2014 Workshops, BITCOIN and WAHC 2014 Christ Church, Barbados, March 7, 2014 Revised Selected Papers, Berlin [u.a.], S. 16-32.
- Muirhead, Robb J. (1982):** Aspects of Multivariate Statistical Theory, New York.
- Mukhopadhyay, Parimal (2009):** Multivariate Statistical Analysis, New Jersey [u.a.].
- Müller, Mareike (2020):** Paypal will Kryptowährungen massentauglich machen, in: Handelsblatt (Online) vom 22.10.2020. URL: <https://www.handelsblatt.com/finanzen/maerkte/devisen-rohstoffe/digitalwaehrungen-der-einstieg-von-paypal-macht-die-kryptowelt-massentauglich/26293800.html> (Abrufdatum: 01.06.2021).
- Mundell, Robert A. (1976):** Geld- und Währungstheorie: Inflation, Zins und Wirtschaftswachstum in der Weltwirtschaft, München.
- Museum der Belgischen Nationalbank (2007):** Der Yap-Stein, URL: <http://www.nbbmuseum.be/de/2007/04/stone-of-yap.htm> (Abrufdatum: 21.02.2018).

Mussweiler, Thomas; Englich, Birte (2003): Adapting to the Euro: Evidence from bias reduction, in: Journal of Economic Psychology, Vol. 24, No. 3, S. 285-292.

Nabilou, Hossein (2019): How to regulate bitcoin? Decentralized regulation for a decentralized cryptocurrency, in: International Journal of Law and Information Technology, Vol. 27, No. 3, S. 266-291.

Nachman, David C. (1988): Spanning and Completeness with Options, in: The Review of Financial Studies, Vol. 1, No. 3, S. 311-328.

Nadeem, Muhammad A.; Liu, Zhiying; Pitafi, Abdul H.; Younis, Amna; Xu, Yi (2021): Investigating the Adoption Factors of Cryptocurrencies — a Case of Bitcoin: Empirical Evidence From China, in: SAGE Open, Vol. 11, No. 1, Article 2158244021998704, S. 1-15.

Nakamoto, Satoshi (2008): Bitcoin: A Peer-to-Peer Electronic Cash System, White Paper.

Nakamoto, Satoshi (2009): Bitcoin open source implementation of P2P currency, URL: <https://www.bitcoin.com/satoshi-archive/emails/p2p-research/1/> (Abrufdatum: 01.06.2021).

Narayanan, Arvind; Bonneau, Joseph; Felten, Edward; Miller, Andrew; Goldfeder, Steven (2016): Bitcoin and Cryptocurrency Technologies: A Comprehensive Introduction, Princeton [u.a.].

Neuhaus, Andreas (2020): Der Bitcoin steigt auf über 10.000 Dollar – Experte sieht Konkurrenz zu Gold, in: Handelsblatt (Online) vom 01.06.2021. URL: <https://www.handelsblatt.com/finanzen/maerkte/devisen-rohstoffe/kryptowaehrung-der-bitcoin-steigt-auf-ueber-10-000-dollar-experte-sieht-konkurrenz-zu-gold/26040128.html> (Abrufdatum: 23.09.2020).

Newcomb, Simon (1885): Principles of Political Economy, Band 4, New York.

Newey, Whitney K.; West, Kenneth D. (1987): Hypothesis Testing with Efficient Method of Moments Estimation, in: International Economic Review, Vol. 28, No. 3, S. 777-787.

Niehans, Jürg (1980): Theorie des Geldes: Synthese der monetären Mikro- und Makroökonomie, Bern [u.a.].

Nierste, Sascha (2015): Stress, Kampf, Konsens, in: BitcoinBlog.de: Das Blog für virtuelle Währungen (Online) vom 26.06.2015. URL: <https://bitcoinblog.de/2015/06/26/stress-kampf-konsens/> (Abrufdatum: 01.06.2021).

Nolan, John (2020): Stable Distributions: Models for Heavy-Tailed Data, Cham.

Nolte, Diana (2009): Hedge-Fonds im Portfolio von Privatinvestoren: Konsequenzen für die Anlageberatung, Lohmar [u.a.], zugleich: Dissertation Universität Düsseldorf, 2009.

Nord VPN (2021): Hol dir alle Vorteile von VPN: Schütze dich und deine Daten online. Greife sicher auf Apps, Websites, Unterhaltungsangebote und mehr zu., URL: <https://nordvpn.com/de/features/> (Abrufdatum: 01.06.2021).

O'Brien, John (2006): Rebalancing: A Tool for Managing Portfolio Risk, in: Journal of Financial Service Professionals, Vol. 60, No. 3, S. 62-68.

O'Connor, Fergal A.; Lucey, Brian M.; Batten, Jonathan A.; Baur, Dirk G. (2015): The financial economics of gold – A survey, in: International Review of Financial Analysis, Vol. 41, S. 186-205.

O'Dair, Marcus; Beaven, Zuleika; Neilson, David; Osborne, Richard; Pacifico, Paul (2016): Music on the blockchain, Middlesex University London, Blockchain For Creative Industries Research Cluster Middlesex University Report No. 1, July 2016, London.

- o.V. (2014):** Media Markt, Saturn, REWE: Händler können die Preise bald sekundlich ändern, in: Handelsblatt (Online) vom 17.09.2014. URL: <http://www.handelsblatt.com/technik/vernetzt/media-markt-saturn-rewe-haendler-koennen-die-preise-bald-sekuendlich-aendern/10715376.html> (Abrufdatum: 01.06.2021).
- o.V. (2017):** Studie: 70 Prozent kennen Bitcoin, Ethereum & Co. – sie bleiben trotzdem Außenseiter; Kunden bevorzugen Gold, in: IT-Finanzmagazin: Das Fachmagazin für IT und Organisation bei Banken, Sparkassen und Versicherungen (Online) vom 04.08.2017. URL: <https://www.it-finanzmagazin.de/studie-70-prozent-kennen-bitcoin-ethereum-kunden-bevorzugen-gold-54786/> (Abrufdatum: 01.06.2021).
- o.V. (2018a):** Bitcoin-Streitgespräch: „100000 dollar sind drin“ „grösste blase aller zeiten!“ in: Focus Money (Online) vom 17.01.2018. URL: https://www.focus.de/finanzen/boerse/bitcoin-streitgesprach-100000-dollar-sind-drin-groesste-blase-aller-zeiten_id_8307675.html (Abrufdatum: 01.06.2021).
- o.V. (2018b):** Millibitcoins, bits, and satoshi: What are Bitcoin's sub-units?, in: Coin Insider (Online). URL: <https://www.coininsider.com/bitcoin-sub-units/#:~:text=%20Millibitcoins%2C%20bits%2C%20and%20satoshi%3A%20What%20are%20Bitcoin%E2%80%99s,A%20microbitcoin%20or%20%E2%80%98bit%E2%80%99%20is%20one-millionth...%20More%20> (Abrufdatum: 28.12.2021).
- o.V. (2020a):** Paypal drängt in die Welt der Krypto-Währungen – Bitcoin-Kurs steigt auf Jahresrekord, in: Handelsblatt (Online) vom 21.10.2020. URL: <https://www.handelsblatt.com/finanzen/banken-versicherungen/zahlungsanbieter-paypal-draengt-in-die-welt-der-krypto-waehrungen-bitcoin-kurs-steigt-auf-jahresrekord/26295380.html> (Abrufdatum: 01.06.2021).

o.V. (2020b): What is the Bitcoin Block Size Limit?, in: Bitcoin Magazine (Online) vom 17.08.2020. URL: <https://bitcoinmagazine.com/guides/what-is-the-bitcoin-block-size-limit> (Abrufdatum: 01.06.2021).

o.V. (2021): Tesla kauft Kryptogeld: Elon Musk lässt Bitcoin-Kurs in die Höhe schnellen, in: Spiegel (Online) vom 08.02.2021. URL: <https://www.spiegel.de/wirtschaft/bitcoin-elon-musk-kuen-a-2fef082d-46ab-4e19-b393-5c290a656e6d> (Abrufdatum: 01.06.2021).

o.V. (o.J.): Babylonian Talmud: Tractate Baba Mezi'a, folio 42a.

Ochynski, Walter (2004): Strategien an den Devisenmärkten: Eine Anleitung für die Praxis – unter Berücksichtigung der Euro-Besonderheiten, 5. Auflage, Wiesbaden.

Oehler, Andreas; Horn, Matthias (2019): Does Households' Wealth Predict the Efficiency of their Asset Mix? Empirical Evidence, in: Review of Behavioral Economics, Vol. 6, No. 3, S. 249-282.

Olkin, Ingram; Pratt, John W. (1958): Unbiased Estimation of Certain Correlation Coefficients, in: The Annals of Mathematical Statistics, Vol. 29, No. 1, S. 201-211.

Ong, Bobby; Lee, Teik M.; Li, Guo; Lee Kuo Chuen, David (2015): Evaluating the Potential of Alternative Cryptocurrencies, in: Lee Kuo Chuen, David (Hrsg.): Handbook of Digital Currency: Bitcoin, Innovation, Financial Instruments, and Big Data, Amsterdam [u.a.], S. 81-135.

Ooms, Jeroen (2019): writexl: Export Data Frames to Excel 'xlsx' Format (R-Paket, Version 1.2).

Organisation for Economic Co-operation and Development (2019): Main Economic Indicators, Vol. 07/2019, Paris.

Organisation for Economic Co-operation and Development (2021a): Broad Money (M3), URL: https://www.oecd-ilibrary.org/finance-and-investment/broad-money-m3/indicator/english_1036a2cf-en (Abrufdatum: 01.06.2021).

Organisation for Economic Co-operation and Development (2021b): Narrow Money (M1), URL: https://www.oecd-ilibrary.org/finance-and-investment/narrow-money-m1/indicator/english_7a23d68b-en (Abrufdatum: 01.06.2021).

Osterrieder, Joerg; Lorenz, Julian; Strika, Martin (2017): Bitcoin and Cryptocurrencies – Not for the Faint-Hearted, in: International Finance & Banking, Vol. 4, No. 1, S. 56-94.

Panagiotidis, Theodore; Stengos, Thanasis; Vravosinos, Orestis (2018): On the determinants of bitcoin returns: A LASSO approach, in: Finance Research Letters, Vol. 27, S. 235-240.

Pantaleo, Ester; Tumminello, Michele; Lillo, Fabrizio; Mantegna, Rosario N. (2011): When do improved covariance matrix estimators enhance portfolio optimization? An empirical comparative study of nine estimators, in: Quantitative Finance, Vol. 11, No. 7, S. 1067-1080.

Papacharissi, Zizi (2002): The virtual sphere: The internet as a public sphere, in: New media & society, Vol. 4, No. 1, S. 9-27.

Park, Cyn-Young; Tian, Shu (Grace); Zhao, Bo (2020): Global Bitcoin Markets and Local Regulations, Asian Development Bank Economics Working Paper Series No. 605.

Paul, Stephan; Freiling, Ingo (2018): Zugang: Wissen und Handeln, Vol. 17, Institut für Kredit- und Finanzwirtschaft, Ruhr-Universität Bochum.

Paul, Stephan; Horsch, Andreas; Kaltofen, Daniel; Uhde, André; Weiß, Gregor (2017): Unternehmerische Finanzierungspolitik: Eine wertorientierte Einführung, Stuttgart.

PayPal (2019): PayPal Reports Fourth Quarter and Full Year 2018 Result, Stand: 30.01.2019, URL: <https://newsroom.paypal-corp.com/2019-01-30-PayPal-Reports-Fourth-Quarter-and-Full-Year-2018-Results> (Abrufdatum: 01.06.2021).

PayPal (2021a): Cryptocurrency on PayPal – FAQs, URL: <https://www.paypal.com/us/smarthelp/article/cryptocurrency-on-paypal-faq-faq4398> (Abrufdatum: 01.06.2021).

PayPal (2021b): PayPal-Gebühren für Privatkunden: Einfach, schnell und sicher einkaufen und Geld senden – mit PayPal, Stand: 31.05.2021, URL: <https://www.paypal.com/de/webapps/mpp/paypal-fees> (Abrufdatum: 01.06.2021).

PayPal (2021c): PayPal Launches "Checkout with Crypto", Stand: 30.03.2021, URL: <https://newsroom.paypal-corp.com/2021-03-30-PayPal-Launches-Checkout-with-Crypto> (Abrufdatum: 01.06.2021).

Paysafecard (2021): Wie kann ich mit paysafecard bezahlen?, URL: <https://www.paysafecard.com/de-de/> (Abrufdatum: 01.06.2021).

Pazos, Jay (2018): Valuation of Utility Tokens based on the Quantity Theory of Money, in: The Journal of The British Blockchain Association, Vol. 1, No. 2, Article 4318, S. 1-7.

Pearson, Ronald K.; Zylkin, Tom; Schwaber, James S.; Gonye, Gregory E. (2004): Quantitative Evaluation of Clustering Results Using Computational Negative Controls, in: Berry, Michael W.; Dayal, Umeshwar; Kamath, Chandrika; Skillicorn, David (Hrsg.): Proceedings of the Fourth SIAM International Conference on Data Mining, Philadelphia, S. 188-199.

Peprah, Williams W.; Afriyie, Amos O.; Abandoh-Sam, Joseph A.; Afriyie, Emmanuel O. (2018): Dollarization 2.0 a Cryptocurrency: Impact on

Traditional Banks and Fiat Currency, in: International Journal of Academic Research in Business and Social Sciences, Vol. 8, No. 6, S. 341-349.

Petersen, Christoph (2021): Bitcoin ETF – Welche ETFs für Kryptowährungen gibt es 2021?, in: Coincierge (Online) vom 15.03.2021. URL: <https://coincierge.de/bitcoin-etf/#etfs> (Abrufdatum: 01.06.2021).

Peterson, Brian G.; Carl, Peter (2020): PerformanceAnalytics: Econometric Tools for Performance and Risk Analysis (R-Paket, Version 2.0.4).

Petrella, Giovanni (2005): Are Euro Area Small Cap Stocks an Asset Class? Evidence from Mean-Variance Spanning Tests, in: European Financial Management, Vol. 11, No. 2, S. 229-253.

Petukhina, Alla; Trimborn, Simon; Härdle, Wolfgang K.; Elendner, Hermann (2020): Investing with Cryptocurrencies – evaluating their potential for portfolio allocation strategies, SSRN Working Paper No. 3274193.

Pfaff, Bernhard (2008): Analysis of Integrated and Cointegrated Time Series with R, 2. Auflage, New York.

Pfaff, Bernhard (2015): cccp: Cone Constrained Convex Problems (R-Paket, Version 0.2-4).

Pfaff, Bernhard (2016): Financial Risk Modelling and Portfolio Optimisation with R, 2. Auflage, Chichester/West Sussex.

Phillip, Andrew; Chan, Jennifer S. K.; Peiris, Shelton (2018): A new look at Cryptocurrencies, in: Economics Letters, Vol. 163, S. 6-9.

Piekenbrock, Dirk (2013): Gabler Kompakt-Lexikon Wirtschaft: 4.500 Begriffe nachschlagen, verstehen, anwenden, 11. Auflage, Wiesbaden.

- Pielke, Walther (2018):** Besteuerung von Kryptowährungen: Ein Überblick über die verschiedenen Steuerarten, Wiesbaden.
- Pieters, Gina; Vivanco, Sofia (2017):** Financial regulations and price inconsistencies across Bitcoin markets, in: Information Economics and Policy, Vol. 39, S. 1-14.
- Pirgaip, Burak; Dinçergök, Burcu; Haşlak, Şüheda (2019):** Bitcoin Market Price Analysis and an Empirical Comparison with Main Currencies, Commodities, Securities and Altcoins, in: Hacıoglu, Umit (Hrsg.): Blockchain Economics and Financial Market Innovation, Cham, S. 141-166.
- Poddig, Thorsten; Brinkmann, Ulf; Seiler, Katharina (2009):** Portfoliomanagement: Konzepte und Strategien – Theorie und praxisorientierte Anwendungen mit Excel, 2. Auflage, Bad Soden/Taunus.
- Poddig, Thorsten; Dichtl, Hubert; Petersmeier, Kerstin (2008):** Statistik, Ökonometrie, Optimierung: Methoden und ihre praktischen Anwendungen in Finanzanalyse und Portfoliomanagement, 4. Auflage, Bad Soden/Taunus.
- Poddig, Thorsten; Varmaz, Armin; Fieberg, Christian (2019):** Computational Finance: Eine Matlab, Octave und Freemath basierte Einführung, 2. Auflage, Norderstedt.
- Polasik, Michal; Piotrowska, Anna Iwona; Wisniewski, Tomasz Piotr; Kotkowski, Radoslaw; Lightfoot, Geoffrey (2015):** Price fluctuations and the use of Bitcoin: An empirical inquiry, in: International Journal of Electronic Commerce, Vol. 20, No. 1, S. 9-49.
- Poon, Joseph; Dryja, Thaddeus (2016):** The bitcoin lightning network: Scalable off-chain instant payments, Working Paper, Version 0.5.9.2.
- Popov, Serguei (2018):** The Tangle, Whitepaper, Version 1.4.3.
- Popova, Ivilina (2019):** Cryptocurrencies are for Daring Investors, Working Paper.

- Poyser, Obryan (2017):** Exploring the determinants of Bitcoin's price: an application of Bayesian Structural Time Series, arXiv Working Paper No. 1706.01437.
- Prencipe, Dario (2017):** The European venture capital landscape: an EIF perspective – Volume III: Liquidity events and returns of EIF-backed VC investments, European Investment Fund Working Paper No. 2017/41.
- Protocol Labs (2017):** Filecoin: A Decentralized Storage Network, Whitepaper.
- Püschel, Frank W. (2011):** Energieeffizienz-Steigerungspotentiale in großen Anlagebeständen, Lohmar [u.a.], zugleich: Dissertation Universität Flensburg, 2011.
- Puth, Marie-Therese; Neuhäuser, Markus; Ruxton, Graeme D. (2015):** Effective use of Spearman's and Kendall's correlation coefficients for association between two measured traits, in: *Animal Behaviour*, Vol. 102, S. 77-84.
- Qiu, Debin (2015):** aTSA: Alternative Time Series Analysis (R-Paket, Version 3.1.2).
- Radford, Robert A. (1945):** The Economic Organisation of a P.O.W. Camp, in: *Economica*, New Series, Vol. 12, No. 48, S. 189-201.
- Ranganatham, M.; Madhumathi, R. (2012):** Security Analysis and Portfolio Management, 2. Auflage, Chennai [u.a.].
- Ratanamahatana, Chotirat A.; Keogh, Eamonn (2004):** Making time-series classification more accurate using learned constraints, in: Berry, Michael W.; Dayal, Umeshwar; Kamath, Chandrika; Skillicorn, David (Hrsg.): *Proceedings of the Fourth SIAM International Conference on Data Mining*, Philadelphia, S. 11-22.
- Reilly, Frank K. (1985):** *Investment Analysis and Portfolio Management*, 2. Auflage, San Francisco.

- Reilly, Frank K.; Brown, Keith C. (2012):** Investment Analysis and Portfolio Management, International Edition, 10. Auflage, Florence.
- Reuters (2020):** EU-Kommission plant strenge Regulierung von Libra und anderen Cyberdevisen, in: Reuters (Online) vom 25.08.2020. URL: <https://www.reuters.com/article/eu-libra-regulierung-idDEKBN25L19Q> (Abrufdatum: 01.06.2021).
- Revelle, William (2019):** psych: Procedures for Personality and Psychological Research (R-Paket, Version 1.9.12).
- Ribatet, Mathieu (2020):** SpatialExtremes: Modelling Spatial Extremes (R-Paket, Version 2.0-9).
- Ribatet, Mathieu; Dutang, Christophe (2019):** POT: Generalized Pareto Distribution and Peaks Over Threshold (R-Paket, Version 1.1-7).
- Rivin, Igor; Scevola, Carlo (2017):** An Investable Crypto-Currency Index, SSRN Working Paper No. 3154706.
- Rockafellar, R. Tyrrell; Uryasev, Stanislav (2000):** Optimization of conditional value-at-risk, in: Journal of Risk, Vol. 2, S. 21-42.
- Rockafellar, R. Tyrrell; Uryasev, Stanislav (2002):** Conditional value-at-risk for general loss distributions, in: Journal of Banking & Finance, Vol. 26, No. 7, S. 1443-1471.
- Rodrigues Dos Santos, Daiane; Sanfins, Marco A.; Nascimento, Alex; De Santi Nacif, Pedro L. (2020):** The Token Economy: Assets for the Blockchain Era, in: Global Media Journal, Vol. 18, No. 37, S. 1-6.
- Roncalli, Thierry (2011):** Understanding the Impact of Weights Constraints in Portfolio Theory, SSRN Working Paper No. 1761625.

Rooney, Kate; Levy, Ari (2018): The most influential endowment manager just jumped into crypto with bets on two Silicon Valley funds, in: CNBC (Online) vom 05.10.2018. URL: <https://www.cnbc.com/2018/10/05/yale-investment-chief-david-swensen-jumps-into-crypto-with-bets-on-two-silicon-valley-funds.html> (Abrufdatum: 01.06.2021).

Rosen, Rüdiger von (2009): Nachhaltige Geldanlagen als Innovationstreiber, in: Ulshöfer, Gotlind; Bonnet, Gesine (Hrsg.): Corporate Social Responsibility auf dem Finanzmarkt: Nachhaltiges Investment – politische Strategien – ethische Grundlagen, Wiesbaden, S. 83-98.

Rosenberger, Patrick (2018): Bitcoin und Blockchain: Vom Scheitern einer Ideologie und dem Erfolg einer revolutionären Technik, Berlin.

Rösl, Gerhard (2005): Regionalwährungen in Deutschland, in: Wirtschaftsdienst, Vol. 85, No. 3, S. 182-190.

Rösl, Gerhard (2006): Regionalwährungen in Deutschland – lokale Konkurrenz für den Euro?, Deutsche Bundesbank Diskussionspapier, Reihe 1: Volkswirtschaftliche Studien, Nr. 43/2006.

Rösl, Gerhard (2008): Schwachpunkte der Freigeldlehre und der Regionalgeldmodelle, in: Weis, Mathias; Spitzeck, Heiko (Hrsg.): Der Geldkomplex, Bern [u.a.], S. 242-257.

Roşu, Ioanid; Saleh, Fahad (2021): Evolution of Shares in a Proof-of-Stake Cryptocurrency, in: Management Science, Vol. 67, No. 2, S. 661-672.

Royuela-del-Val, Javier; Simmross-Wattenberg, Federico; Alberola-Lopez, Carlos (2017): libstable: Fast, Parallel, and High-Precision Computation of α -Stable Distributions in R, C/C++, and MATLAB, in: Journal of Statistical Software, Vol. 78, No. 1, S. 1-25.

- Rudin, Alexander M.; Morgan, Jonathan S. (2006):** A Portfolio Diversification Index, in: The Journal of Portfolio Management, Vol. 32, No. 2, S. 81-89.
- Rudnicka, J. (2021):** Statistiken zu Berlin, Stand: 08.07.2021, Statista.com (Hrsg.), URL: <https://de.statista.com/statistik/studie/id/15544/dokument/berlin--statista-dossier/> (Abrufdatum: 29.07.2021).
- Ryan, Jeffrey A.; Ulrich, Joshua M. (2020):** xts: eXtensible Time Series (R-Paket, Version 0.12-0).
- Ryan, Jeffrey A.; Ulrich, Joshua M. (2019):** quantmod: Quantitative Financial Modelling Framework (R-Paket, Version 0.4-15).
- Rysman, Marc (2009):** The Economics of Two-Sided Markets, in: Journal of Economic Perspectives, Vol. 23, No. 3, S. 125-143.
- S&P Global (2021a):** Factsheet: S&P 500 (EUR), Stand: 29.01.2021, URL: https://www.spglobal.com/spdji/en/idsenhancedfactsheet/file.pdf?calcFrequency=M&force_download=true&hostIdentifier=48190c8c-42c4-46af-8d1a-0cd5db894797&indexId=384 (Abrufdatum: 03.02.2021).
- S&P Global (2021b):** Factsheet: S&P Total Market Index, Stand: 29.01.2021, URL: https://www.spglobal.com/spdji/en/idsenhancedfactsheet/file.pdf?calcFrequency=M&force_download=true&hostIdentifier=48190c8c-42c4-46af-8d1a-0cd5db894797&indexId=2762 (Abrufdatum: 03.02.2021).
- S&P Global (2021c):** S&P U.S. Indices Methodology – January 2021, New York.
- Sakoe, Hiroaki; Shiba, Seibi (1978):** Dynamic Programming Algorithm Optimization for Spoken Word Recognition, in: IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Vol. 26, No. 1, S. 43-49.
- Saleh, Fahad (2021):** Blockchain without Waste: Proof-of-Stake, in: The Review of Financial Studies, Vol. 34, No. 3, S. 1156-1190.

- Samida, Stefanie; Eggert, Manfred K. H.; Hahn, Hans P. (2014):** Handbuch Materielle Kultur: Bedeutungen, Konzepte, Disziplinen, Stuttgart [u.a.].
- Sandner, Philipp G.; Gross, Jonas; Schulden, Philipp; Grale, Lena (2020):** The Digital Programmable Euro, Libra and CBDC: Implications for European Banks, SSRN Working Paper No. 3663142.
- Sarda-Espinosa, Alexis (2019):** dtwclust: Time Series Clustering Along with Optimizations for the Dynamic Time Warping Distance (R-Paket, Version 5.5.6).
- Sarkar, Deepayan (2008):** Lattice: Multivariate Data Visualization with R, New York.
- Sauer, Beate (2015):** Central Bank Behaviour Concerning the Level of Bitcoin Regulation as a Policy Variable, in: Athens Journal of Business and Economics, Vol. 1, No. 4, S. 273-286.
- Schaal, Peter (1998):** Geldtheorie und Geldpolitik, 4. Auflage, München.
- Schaupp, Ludwig C.; Festa, Mackenzie (2018):** Cryptocurrency adoption and the road to regulation, Proceedings of the 19th Annual International Conference on Digital Government Research: Governance in the Data Age, Article 78, Association for Computing Machinery, New York City (NY, USA).
- Scherbaum, Christoph (2020):** Kryptowährungen: Zahlungsmittel der Zukunft oder nur anonyme Währungen für Betrüger?, in: Redaktionsnetzwerk Deutschland (Online) vom 24.09.2020. URL: <https://www.rnd.de/wirtschaft/kryptowahrungen-zahlungsmittel-der-zukunft-oder-nur-anonyme-wahrungen-fur-betruger-BA3VDNUQ6ZAJFJOFKK6STSCJSM.html> (Abrufdatum: 01.06.2021).

Schiller, Kai (2018a): Die Entwicklung der Kryptowährung Petro, in: Blockchainwelt (Online) vom 05.04.2018. URL: <https://blockchainwelt.de/petro-kryptowaehrung-venezuela/> (Abrufdatum: 01.06.2021).

Schiller, Kai (2018b): Proof of Burn – Die Proof of Work Alternative, in: Blockchainwelt (Online) vom 05.08.2018. URL: <https://blockchainwelt.de/proof-of-burn/> (Abrufdatum: 01.06.2021).

Schlaffer, Wolfgang; Schmeing, Julian; Kerber, Philipp (2022): Digitale Assets – Was ist das? Definition und Entwicklung eines zukünftigen Milliardenmarktes, in: Banking Hub (Online). URL: <https://bankinghub.de/themen/digitale-assets> (Abrufdatum: 22.02.2022).

Schloerke, Barret; Crowley, Jason; Cook, Di; Briatte, Francois; Marbach, Moritz; Thoen, Edwin; Elberg, Amos; Larmarange, Joseph (2018): GGally: Extension to 'ggplot2' (R-Paket, Version 1.4.0).

Schmeh, Klaus (2016): Kryptografie: Verfahren, Protokolle, Infrastrukturen, 6. Auflage, Heidelberg.

Schmidt-von Rhein, Andreas (1996): Die moderne Portfoliotheorie im praktischen Wertpapiermanagement, Bad Soden/Taunus, zugleich: Dissertation Universität Freiburg, 1996.

Schmidt, Rainer; Möhring, Michael; Glück, Daniel; Haerting, Ralf; Keller, Barbara; Reichstein, Christopher (2016): Benefits from Using Bitcoin: Empirical Evidence from a European Country, in: International Journal of Service Science, Management, Engineering, and Technology, Vol. 7, No. 4, S. 48-62.

Schmidt, Tobias (2017): Der große Bitcoin-&-Blockchain-Jahresrückblick 2017, in: BTC Echo (Online) vom 31.12.2017. URL: <https://www.btc-echo.de/der-grosse-bitcoin-blockchain-jahresrueckblick-2017/> (Abrufdatum: 01.06.2021).

Schmitz, Tim; Hoffmann, Ingo (2021): Re-evaluating cryptocurrencies' contribution to portfolio diversification: A portfolio analysis with special focus on German investors (Updated Draft: November 2021), SSRN Working Paper No. 3625458.

Schmitz, Volker (2003): Private Altersvorsorge: Langfristige Finanzplanung für die eigene Zukunft, Wiesbaden.

Schmölders, Günther (1966): Psychologie des Geldes, Reinbek.

Scholz, Johannes (2019): Kryptowährungen – Zahlungsmittel, Spekulationsobjekt oder Nullum? Zivilrechtliche und aufsichtsrechtliche Einordnung sowie Bedürfnis und mögliche Ausgestaltung einer Regulierung, Beiträge zum Transnationalen Wirtschaftsrecht, Heft 162.

Schröder, Carolin; Walk, Heike (2014): Die neue (und alte) Attraktivität von Genossenschaften – Eine Einführung, in: Schröder, Carolin; Walk, Heike (Hrsg.): Genossenschaften und Klimaschutz: Akteure für zukunftsfähige, solidarische Städte, Wiesbaden, S. 11-30.

Schröder, Michael (2012): Statistische Eigenschaften von Finanzmarkt-Zeitreihen, in: Schröder, Michael (Hrsg.): Finanzmarkt-Ökonometrie: Basistechniken, Fortgeschrittene Verfahren, Prognosemodelle, 2. Auflage, Stuttgart, S. 1-28.

SCHUFA Holding (2019): SCHUFA Kredit-Kompass 2019: Empirische Untersuchung der privaten Kreditaufnahme in Deutschland – Finanzkompetenz im digitalen Zeitalter, Wiesbaden.

Schulte, Karl-Werner; Matzen, Frank J. (2003): Unternehmensbewertung von bestandshaltenden Immobilienunternehmen: Eine kritische Betrachtung der Net Asset Value-Methode, in: Richter, Frank; Schüler, Andreas; Schwetzler, Bernhard (Hrsg.): Kapitalgeberansprüche, Marktwertorientierung und Unternehmenswert: Festschrift für Prof. Dr. h.c. Drukarczyk zum 65. Geburtstag, München, S. 383-408.

Schwedische Reichsbank (2017): The Riksbank's e-krona project: Report 1, September 2017, Stockholm.

Seasholes, Mark S.; Zhu, Ning (2010): Individual Investors and Local Bias, in: The Journal of Finance, Vol. 65, No. 5, S. 1987-2010.

Sebastião, Helder; Godinho, Pedro (2019): Bitcoin futures: An effective tool for hedging cryptocurrencies, in: Finance Research Letters, Vol. 33, Article 101230, S. 1-6.

Sedgwick, Kai (2018): The Number of Cryptocurrency Exchanges Has Exploded, in: Bitcoin.com (Online) vom 11.04.2018. URL: <https://news.bitcoin.com/the-number-of-cryptocurrency-exchanges-has-exploded/> (Abrufdatum: 04.06.2021).

Segendorf, Björn (2014): What is Bitcoin?, in: Sveriges Riksbank Economic Review, Ausgabe 02/2014, S. 71-87.

Seibel, Carsten (2016): Die unstillbare Sehnsucht der Deutschen nach der Mark, in: Welt (Online) vom 26.04.2016. URL: <https://www.welt.de/finanzen/article154760097/Die-unstillbare-Sehnsucht-der-Deutschen-nach-der-Mark.html> (Abrufdatum: 01.06.2021).

Seip, Stefan (2011): Der Nutzen von Investmentfonds für Anleger, Wirtschaft und Gesellschaft, in: Gehwald, Markus; Naumann, Stefan (Hrsg.): Investmentfonds – eine Branche positioniert sich, Wiesbaden, S. 13-37.

Senatsverwaltung für Wirtschaft Energie und Betriebe Berlin (2020): Berlin ist Startup-Hochburg und Digitalisierungsmotor für Deutschland, Pressemitteilung vom 18.06.2020, URL: <https://www.berlin.de/sen/web/presse/pressemitteilungen/2020/pressemitteilung.947107.php> (Abrufdatum: 01.06.2021).

Senger, Jürgen (2009): Mathematik: Grundlagen für Ökonomen, 3. Auflage, München.

- Shafiee, Shahriar; Topal, Erkan (2010):** An overview of global gold market and gold price forecasting, in: Resources Policy, Vol. 35, No. 3, S. 178-189.
- Shahzad, Syed J. H.; Bouri, Elie; Roubaud, David; Kristoufek, Ladislav; Lucey, Brian M. (2019):** Is Bitcoin a better safe-haven investment than gold and commodities?, in: International Review of Financial Analysis, Vol. 63, S. 322-330.
- Sharpe, William F. (1966):** Mutual Fund Performance, in: The Journal of Business, Vol. 39, No. 1, Part 2: Supplement on Security Prices, S. 119-138.
- Sharpe, William F. (1992):** Asset allocation: Management style and performance measurement, in: The Journal of Portfolio Management, Vol. 18, No. 2, S. 7-19.
- Sharpe, William F. (1999):** Portfolio Theory and Capital Markets, 2. Auflage, New York [u.a.].
- Shen, Dehua; Urquhart, Andrew; Wang, Pengfei (2019):** Does twitter predict Bitcoin?, in: Economics Letters, Vol. 174, S. 118-122.
- Shiller, Robert J. (2015):** Irrational Exuberance, 3. Auflage, Princeton.
- Sigaki, Higor Y. D.; Perc, Matjaž; Ribeiro, Haroldo V. (2019):** Clustering patterns in efficiency and the coming-of-age of the cryptocurrency market, in: Scientific Reports, Vol. 9, No. 1, S. 1-9.
- Sironi, Paolo (2016):** FinTech Innovation: From Robo-Advisors to Goal Based Investing and Gamification, Chichester/West Sussex.
- Sixt, Elfriede (2017):** Bitcoins und andere dezentrale Transaktionssysteme: Blockchains als Basis einer Kryptoökonomie, Wiesbaden.

- Sjaastad, Larry A.; Scacciavillani, Fabio (1996):** The price of gold and the exchange rate, in: Journal of international Money and Finance, Vol. 15, No. 6, S. 879-897.
- Smith, Fergal; Randall, David (2021):** Canadian regulator clears launch of world's first bitcoin ETF: investment manager, in: Reuters (Online) vom 12.02.2021. URL: <https://www.reuters.com/article/us-crypto-currency-etf-idUSKBN2AC29M> (Abrufdatum: 01.06.2021).
- Snyder, Benjamin (2017):** 7 insights from legendary investor Warren Buffett, in: CNBC (Online) vom 01.05.2017. URL: <https://www.cnbc.com/2017/05/01/7-insights-from-legendary-investor-warren-buffett.html> (Abrufdatum: 01.06.2021).
- Soetaert, Karline (2020):** shape: Functions for Plotting Graphical Shapes, Colors (R-Paket, Version 1.4.5).
- Söhnchen, Florian (2009):** Common Method Variance und Single Source Bias in: Albers, Sönke; Klapper, Daniel; Konradt, Udo; Walter, Achim; Wolf, Joachim (Hrsg.): Methodik der empirischen Forschung, Wiesbaden, S. 137-152.
- Solactive (2021):** Solactive Luxury & Lifestyle Index, URL: <https://www.solactive.com/indices/?index=DE000SLA5WR0#composition> (Abrufdatum: 01.06.2021).
- Solodkoff, Tatjana von; Woodward, Richard (2017):** Ontologische Verpflichtungen, Ockhams Rasiermesser und Paraphrasierung, in: Schrenk, Markus (Hrsg.): Handbuch Metaphysik, Stuttgart, S. 423-428.
- Song, Jung Y.; Chang, Woojin; Song, Jae W. (2019):** Cluster analysis on the structure of the cryptocurrency market via Bitcoin–Ethereum filtering, in: Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, Vol. 527, Article 121339, S. 1-16.
- Sortino, Frank A. (2009):** The Sortino Framework for Constructing Portfolios: Focusing on Desired Target Return to Optimize Upside Potential Relative to Downside Risk, Amsterdam [u.a.].

Sovbetov, Yhlas (2018): Factors Influencing Cryptocurrency Prices: Evidence from Bitcoin, Ethereum, Dash, Litecoin, and Monero, in: Journal of Economics and Financial Analysis, Vol. 2, No. 2, S. 1-27.

Spremann, Klaus (2008): Portfoliomanagement, 4. Auflage, München.

Spremann, Klaus; Gantenbein, Pascal (2005): Kapitalmärkte, Stuttgart.

Spremann, Klaus; Gantenbein, Pascal (2019): Finanzmärkte: Grundlagen, Instrumente, Zusammenhänge, 5. Auflage, München.

Spufford, Peter (1989): Money and its Use in Medieval Europe, Cambridge [u.a.].

Stadtsparkasse Düsseldorf (2020): Entgeltinformation, Stand: 15.09.2020, URL: <https://www.sskduesseldorf.de/content/dam/myif/ssk-duesseldorf/work/dokumente/pdf/preise-leistungen/entgeltinformation-vorteilskonto-plus.pdf?n=true> (Abrufdatum: 01.06.2021).

Starzak, Tobias (2015): Kognition bei Menschen und Tieren: Eine vergleichende philosophische Perspektive, Berlin [u.a.].

Statista (2019): Marktkapitalisierung der DAX-Unternehmen in Deutschland (Stand: Mai 2019; in Millionen Euro), Statista Infografik, URL: <https://de.statista.com/statistik/daten/studie/322374/umfrage/die-groessten-deutschen-dax-unternehmen-nach-marktkapitalisierung/> (Abrufdatum: 17.06.2019).

Statistisches Bundesamt (2021): Finanzen und Steuern: Umsatzsteuerstatistik (Vorankündigungen) 2019, Fachserie 14, Reihe 8.1, Bonn.

Statman, Meir (1987): How Many Stocks Make a Diversified Portfolio?, in: The Journal of Financial and Quantitative Analysis, Vol. 22, No. 3, S. 353-363.

Steem.com (2017): Steem: An incentivized, blockchain-based, public content platform – June 2018, White Paper.

Steiner, Manfred; Bruns, Christoph; Stöckl, Stefan (2017): Wertpapiermanagement: Professionelle Wertpapieranalyse und Portfoliostrukturierung, 11. Auflage, Stuttgart.

Steiner, Peter; Uhlir, Helmut (1991): Wertpapieranalyse, 4. Auflage, Heidelberg.

Steinhagen Consulting (2021): Bitcoin als langfristiger Wertspeicher? Unsere Meinung: Nein!, URL: <https://steinhagenconsulting.com/bitcoin-als-langfristiger-wertspeicher-unsere-meinung-nein/> (Abrufdatum: 01.06.2021).

Steinmetz, Fred; Meduna, Marc von; Ante, Lennart; Fiedler, Ingo (2021): Ownership, uses and perceptions of cryptocurrency: Results from a population survey, in: Technological Forecasting and Social Change, Vol. 173, Article 121073, S. 1-17.

Stephan, Ulrich (1998): Informationseffizienz von Aktienindexoptionen, Wiesbaden, zugleich: Dissertation Universität Köln, 1997.

Sternberg-Lieben, Detlev (2019): StGB § 146 Geldfälschung, in: Schönke, Adolf; Schröder, Horst (Hrsg.): Strafgesetzbuch: Kommentar, 30. Auflage, München.

Stevenson, Richard A.; Jennings, Edward H. (1984): Fundamentals of Investments, 3. Auflage, San Francisco.

Stoll, Christian; Klaaßen, Lena; Gallersdörfer, Ulrich (2019): The Carbon Footprint of Bitcoin, in: Joule, Vol. 3, No. 7, S. 1647-1661.

Stoll, Heinrich W. (1878): Die Meister der griechischen Litteratur: Eine Uebersicht der klassischen Litteratur der Griechen für die reifere Jugend und Freunde des Alterthums, Leipzig.

- Stosch, Klaus von (2018):** Einführung in die systematische Theologie, Paderborn.
- STOXX (2020):** STOXX® Calculation Guide: Creating an Investment Intelligence Advantage (December 2020), Zug.
- STOXX (2021a):** Dissemination Calendar 2021 Zug.
- STOXX (2021b):** Guide to the DAX Equity Indices: Formerly known as Guide to the Equity Indices of Deutsche Börse AG (Version 11.1.5), Zug.
- STOXX (2021c):** STOXX® Bond Index Guide: Creating an Investment Intelligence Advantage (March 2021), Zug.
- STOXX (2021d):** STOXX® Europe 600, URL: <https://www.stoxx.com/index-details?symbol=SXXP> (Abrufdatum: 28.12.2021).
- Swihart, Bruce; Lindsey, Jim (2020):** rmutl: Utilities for Nonlinear Regression and Repeated Measurements Models (R-Paket, Version 1.1.5).
- Szabo, Nick (1994):** Smart Contracts, URL: <http://www.fon.hum.uva.nl/rob/Courses/InformationInSpeech/CDROM/Literature/LOTwinterschool2006/szabo.best.vwh.net/smart.contracts.html> (Abrufdatum: 01.06.2021).
- Tarasiewicz, Matthias; Newman, Andrew (2015):** Cryptocurrencies as Distributed Community Experiments, in: Lee Kuo Chuen, David (Hrsg.): Handbook of Digital Currency: Bitcoin, Innovation, Financial Instruments, and Big Data, Amsterdam [u.a.], S. 201-222.
- Tasca, Paolo; Hayes, Adam; Liu, Shaowen (2018):** The evolution of the bitcoin economy: Extracting and analyzing the network of payment relationships, in: The Journal of Risk Finance, Vol. 19, No. 2, S. 94-126.

- Tennant, Laurence (2017):** Improving the Anonymity of the IOTA Cryptocurrency, Working Paper.
- Tether.to (2016):** Tether: Fiat currencies on the Bitcoin blockchain, White Paper.
- Teupe, Sebastian (2018):** Ängste und Sehnsucht. Von der D-Mark zum Euro, in: Aus Politik und Zeitgeschichte – Zeitschrift der Bundeszentrale für Politische Bildung, Heft 27/2018, S. 41-46.
- thecrix.de (2021):** CRIX – CRypto IndeX, URL: <https://thecrix.de/> (Abrufdatum: 01.06.2021).
- Therneau, Terry (2015):** A Package for Survival Analysis in S (R-Paket, Version 2.38).
- Theussl, Stefan; Hornik, Kurt (2019):** Rglpk: R/GNU Linear Programming Kit Interface (R-Paket, Version 0.6-4).
- Thiele, Carl-Ludwig (2016):** Die Zukunft des Bargelds, Rede beim 8. Forum Privater Haushalt: "Geld – geprägte Freiheit für den Verbraucher?", Deutsche Bundesbank, Stand: 13.04.2016, URL: <https://www.bundesbank.de/de/presse/reden/die-zukunft-des-bargelds-710910> (Abrufdatum: 01.06.2021).
- Thiele, Carl-Ludwig (2018):** Die besseren Bitcoins, Deutsche Bundesbank, Stand: 23.07.2018, URL: <https://www.bundesbank.de/de/presse/gastbeitraege/die-besseren-bitcoins-723230> (Abrufdatum: 01.06.2021).
- Thiele, Carl-Ludwig; Diehl, Martin (2017):** Stabiles Geld braucht eine stabilitätsorientierte Geldpolitik, in: ifo Schnelldienst, Vol. 70, No. 22, S. 3-6.
- Tobin, James (1958):** Liquidity Preference as Behavior Towards Risk, in: The Review of Economic Studies, Vol. 25, No. 2, S. 65-86.

- Todorov, Valentin; Filzmoser, Peter (2009):** An Object-Oriented Framework for Robust Multivariate Analysis, in: Journal of Statistical Software, Vol. 32, No. 3, S. 1-47.
- Tokat, Yesim; Wicas, Nelson W. (2007):** Portfolio Rebalancing in Theory and Practice, in: The Journal of Investing, Vol. 16, No. 2, S. 52-59.
- Topaloglou, Nikolas; Tsomidis, Georgios (2018):** Investors' Behavior in Cryptocurrency Market, Working Paper.
- Trapletti, Adrian; Hornik, Kurt (2019):** tseries: Time Series Analysis and Computational Finance (R-Paket, Version 0.10-47).
- Travis, Hannibal (2021):** Crypto Coin Offerings and the Freedom of Expression, in: Chapman Law Review, Vol. 24, S. 401-485.
- Trew, Chris; Brandon, Guy; Dorier, Nicolas (2017):** Stratis Blockchain Solutions: White Paper.
- Trimborn, Simon; Härdle, Wolfgang K. (2016):** CRIX an Index for blockchain based Currencies, SFB 649 Discussion Paper 2016-021.
- Trimborn, Simon; Härdle, Wolfgang K. (2018):** CRIX an Index for cryptocurrencies, in: Journal of Empirical Finance, Vol. 49, S. 107-122.
- Trimborn, Simon; Li, Mingyang; Härdle, Wolfgang K. (2020):** Investing with Cryptocurrencies – A Liquidity Constrained Investment Approach, in: Journal of Financial Econometrics, Vol. 18, No. 2, S. 280-306.
- Troschke, Alexander (2011):** Strategien der Diversifikation vor Markowitz, Lohmar [u.a.], zugleich: Dissertation Technische Universität Chemnitz, 2011.

- Tsay, Ruey S.; Wood, David (2018):** MTS: All-Purpose Toolkit for Analyzing Multivariate Time Series (MTS) and Estimating Multivariate Volatility Models (R-Paket, Version 1.0).
- Tu, Jun; Zhou, Guofu (2011):** Markowitz meets Talmud: A combination of sophisticated and naive diversification strategies, in: Journal of Financial Economics, Vol. 99, No. 1, S. 204-215.
- Tuszynski, Jarek (2020):** caTools: Tools: Moving Window Statistics, GIF, Base64, ROC AUC, etc (R-Paket, Version 1.18.0).
- Tversky, Amos; Kahneman, Daniel (1974):** Judgment under Uncertainty: Heuristics and Biases, in: Science, Vol. 185, No. 4157, S. 1124-1131.
- Tversky, Amos; Kahneman, Daniel (1992):** Advances in Prospect Theory: Cumulative Representation of Uncertainty, in: Journal of Risk and Uncertainty, Vol. 5, No. 4, S. 297-323.
- Uddin, Md Akther; Ali, Md Hakim; Masih, Mansur (2020):** Bitcoin — A hype or digital gold? Global evidence, in: Australian Economic Papers, Vol. 59, No. 3, S. 215-231.
- Ulrich, Joshua (2019):** TTR: Technical Trading Rules (R-Paket, Version 0.23-6).
- Union Investment (2021):** Investment Grade, URL: <https://www.union-investment.de/startseite/unsere-fonds/fonds-erklaert/lexikon/investment-grade> (Abrufdatum: 01.06.2021).
- Urbanek, Simon; Horner, Jeffrey (2020):** Cairo: R Graphics Device using Cairo Graphics Library for Creating High-Quality Bitmap (PNG, JPEG, TIFF), Vector (PDF, SVG, PostScript) and Display (X11 and Win32) Output (R-Paket, Version 1.5-12.2).

- Valiante, Diego (2017):** The 'Visible Hand' of the ECB's Quantitative Easing, in: International Economics and Economic Policy, Vol. 14, No. 4, S. 601-624.
- Van Alstyne, Marshall (2014):** Why Bitcoin Has Value: Evaluating the evolving controversial digital currency, in: Communications of the ACM, Vol. 57, No. 5, S. 30-32.
- Van Montfort, M. A. J.; Witter, J. V. (1986):** The Generalized Pareto distribution applied to rainfall depths, in: Hydrological Sciences Journal, Vol. 31, No. 2, S. 151-162.
- Velde, François R. (2013):** Bitcoin: A primer, Chicago Fed Letter No. 317.
- Venables, William N.; Ripley, Brian D. (2002):** Modern Applied Statistics with S 4. Auflage, New York.
- Verbraucherzentrale Brandenburg (2018):** Dynamische Preisdifferenzierung im Deutschen Online-Handel: Eine Untersuchung der Verbraucherzentralen – August 2018, Potsdam.
- Vermaak, Werner (2021):** What Is Bitcoin Cash?, Coinmarketcap Crypto Basics, URL: <https://coinmarketcap.com/alexandria/article/what-is-bitcoin-cash> (Abrufdatum: 01.06.2021).
- Visa (2018):** Produkte, URL: <https://www.visa.de/produkte/> (Abrufdatum: 23.05.2018).
- Vitols, Sigurt (2001):** The Origins of Bank-Based and Market-Based Financial Systems: Germany, Japan, and the United States, in: Streeck, Wolfgang; Yamamura, Kozo (Hrsg.): The origins of nonliberal capitalism: Germany and Japan in comparison, Ithaca [u.a.], S. 171-199.
- Vitols, Sigurt (2004):** Changes in Germany's bank-based financial system: A varieties of capitalism perspective, WZB Discussion Paper, No. SP II 2004-03.

- Voigt, Rüdiger (2015):** Der moderne Staat: Zur Genese des heutigen Staatsverständnisses, Wiesbaden.
- Völkl, Kerstin; Korb, Christoph (2018):** Deskriptive Statistik: Eine Einführung für Politikwissenschaftlerinnen und Politikwissenschaftler, Wiesbaden.
- Voshmgir, Shermin (2019):** Token Economy: How Blockchains and Smart Contracts revolutionize the Economy, Berlin.
- Walker, Martin C. W. (2021):** Can investors embrace both cryptocurrencies and ESG?,
Stand: 05.02.2021, URL:
<https://blogs.lse.ac.uk/businessreview/2021/02/05/can-investors-embrace-both-cryptocurrencies-and-esg/> (Abrufdatum: 01.06.2021).
- Wang, Jiang (1993):** A Model of Intertemporal Asset Prices Under Asymmetric Information, in: The Review of Economic Studies, Vol. 60, No. 2, S. 249-282.
- Webb, Nick (2018):** A Fork in the Blockchain: Income Tax and the Bitcoin/Bitcoin Cash Hard Fork, in: North Carolina Journal of Law & Technology, Vol. 19, No. 4, S. 283-311.
- Weber, Beat (2016):** Bitcoin and the legitimacy crisis of money, in: Cambridge Journal of Economics, Vol. 40, No. 1, S. 17-41.
- Wei, Taiyun; Simko, Viliam (2017):** corrplot: Visualization of a Correlation Matrix (R-Paket, Version 0.84).
- Wei, Wang Chun (2018):** Liquidity and market efficiency in cryptocurrencies, in: Economics Letters, Vol. 168, S. 21-24.
- Weiß, Hagen (2019):** Tokenisierung: Vermögensanlage oder Wertpapier? Die Blockchain-Technik lässt die Grenzen zwischen beiden verschwimmen, in: BaFin Journal, Ausgabe April 2019, S. 8-10.

- White, Lawrence H. (1984a):** Competitive Payments Systems and the Unit of Account, in: The American Economic Review, Vol. 74, No. 4, S. 699-712.
- White, Lawrence H. (1984b):** The Methodology of the Austrian School Economists, Auburn.
- White, Lawrence H. (1999):** The Theory of Monetary Institutions, Oxford.
- Wickham, Hadley (2007):** Reshaping Data with the reshape Package, in: Journal of Statistical Software, Vol. 21, No. 12, S. 1-20.
- Wickham, Hadley (2016):** ggplot2: Elegant Graphics for Data Analysis, 2. Auflage, New York.
- Wickham, Hadley; Bryan, Jennifer (2019):** readxl: Read Excel Files (R-Paket, Version 1.3.1).
- Wickham, Hadley; François, Romain; Henry, Lionel; Müller, Kirill (2020):** dplyr: A Grammar of Data Manipulation (R-Paket, Version 0.8.4).
- Wicksell, Knut (1922):** Vorlesungen über Nationalökonomie auf Grundlage des Marginalprinzipes: Theoretischer Teil, Band 2: Geld und Kredit, Jena.
- Widgren, Stefan; Hulbert, Christopher (2019):** rmatio: Read and Write 'Matlab' Files (R-Paket, Version 0.14.0).
- Wiedenbeck, Michael; Züll, Cornelia (2010):** Clusteranalyse, in: Wolf, Christof; Best, Henning (Hrsg.): Handbuch der sozialwissenschaftlichen Datenanalyse, Wiesbaden, S. 525-552.
- Wilks, Samuel S. (1932):** Certain Generalizations in the Analysis of Variance, in: Biometrika, Vol. 24, No. 3/4, S. 471-494.

- Witt, Stephen F.; Dobbins, Richard (1979):** The Markowitz Contribution to Portfolio Theory, in: Managerial Finance, Vol. 5, No. 1, S. 3-17.
- Wittenberg, Stefan (2020):** Blockchain für Unternehmen: Anwendungsfälle und Geschäftsmodelle für die Praxis, Stuttgart.
- Wolff, Hans-Georg; Bacher, Johann (2010):** Hauptkomponentenanalyse und explorative Faktorenanalyse, in: Wolf, Christof; Best, Henning (Hrsg.): Handbuch der sozialwissenschaftlichen Datenanalyse, Wiesbaden, S. 333-365.
- Wood, Gavin (2021):** Ethereum: A secure decentralised generalised transaction ledger (Petersburg Version 41c1837 2021-02-14), Yellow Paper.
- World Bank (2018):** An analysis of trends in cost of remittance services, Remittance Prices Worldwide, No. 26, Washington D.C.
- World Gold Council (2021a):** Gold demand, URL: <https://www.gold.org/about-gold/gold-demand> (Abrufdatum: 01.06.2021).
- World Gold Council (2021b):** Gold supply, URL: <https://www.gold.org/about-gold/gold-supply> (Abrufdatum: 01.06.2021).
- Wu, Chen Y.; Pandey, Vivek K. (2014):** The Value of Bitcoin in Enhancing the Efficiency of an Investor's Portfolio, in: Journal of Financial Planning, Vol. 27, No. 9, S. 44-52.
- Würtz, Diethelm (2020):** timeSeries: Financial Time Series Objects (Rmetrics) (R-Paket, Version 3062.100).
- Würtz, Diethelm; Mächler, Martin (2016):** stabledist: Stable Distribution Functions (R-Paket, Version 0.7-1).
- Würtz, Diethelm; Setz, Tobias; Chalabi, Yohan (2017a):** fAssets: Rmetrics – Analysing and Modelling Financial Assets (R-Paket, Version 3042.84).

Würtz, Diethelm; Setz, Tobias; Chalabi, Yohan (2017b): fBasics: Markets and Basic Statistics (R-Paket, Version 3042.89).

Würtz, Diethelm; Setz, Tobias; Chalabi, Yohan (2017c): fMultivar: Rmetrics – Analysing and Modeling Multivariate Financial Return Distributions (R-Paket, Version 3042.80).

Würtz, Diethelm; Setz, Tobias; Chalabi, Yohan (2017d): fTrading: Rmetrics – Trading and Rebalancing Financial Instruments (R-Paket, Version 3042.79).

Würtz, Diethelm; Setz, Tobias; Chalabi, Yohan (2017e): fUnitRoots: Rmetrics – Modelling Trends and Unit Roots (R-Paket, Version 3042.79).

Würtz, Diethelm; Setz, Tobias; Chalabi, Yohan; Chen, William (2017): fPortfolio: Rmetrics – Portfolio Selection and Optimization (R-Paket, Version 3042.83).

Würtz, Diethelm; Setz, Tobias; Chalabi, Yohan; Chen, William; Ellis, Andrew (2015): Portfolio Optimization with R/Rmetrics: Update 2015, Zürich.

Würtz, Diethelm; Setz, Tobias; Chalabi, Yohan; Mächler, Martin; Byers, Joe W. (2018): timeDate: Rmetrics – Chronological and Calendar Objects (R-Paket, Version 3043.102).

XETRA (2021): Deutsche Börse erweitert innovatives, zentral gecleartes Krypto-Angebot auf Xetra um Ethereum und Bitcoin Cash, Pressemitteilung vom 09.03.2021, URL: <https://www.xetra.com/xetra-de/newsroom/pressemitteilungen/liste-pressemitteilungen/Deutsche-B-rse-erweitert-innovatives-zentral-gecleartes-Krypto-Angebot-auf-Xetra-um-Ethereum-und-Bitcoin-Cash-2568576> (Abrufdatum: 01.06.2021).

XRP Ledger Project (2021a): Transaction Costs, URL: <https://xrpl.org/transaction-cost.html> (Abrufdatum: 10.04.2021).

XRP Ledger Project (2021b): XRP Overview: Your Questions About XRP, Answered, URL: <https://xrpl.org/overview.html> (Abrufdatum: 10.04.2021).

Yermack, David (2013): Is Bitcoin a Real Currency? An Economic Appraisal, National Bureau of Economic Research Working Paper Nr. 19747.

Yermack, David (2015): Is Bitcoin a Real Currency? An Economic Appraisal, in: Lee Kuo Chuen, David (Hrsg.): Handbook of Digital Currency: Bitcoin, Innovation, Financial Instruments, and Big Data, Amsterdam [u.a.], S. 31-43.

Yi, Shuyue; Xu, Zishuang; Wang, Gang-Jin (2018): Volatility connectedness in the cryptocurrency market: Is Bitcoin a dominant cryptocurrency?, in: International Review of Financial Analysis, Vol. 60, S. 98-114.

Yoshimoto, Atsushi (1996): The Mean-Variance Approach to Portfolio Optimization subject to Transaction Costs, in: Journal of the Operations Research Society of Japan, Vol. 39, No. 1, S. 99-117.

Yu, Yang G.; Zhang, Jinyuan (2020): Flight to Bitcoin, SSRN Working Paper No. 3278469.

Zademach, Hans-Martin; Baumeister, Christian (2014): Wagniskapital und Entrepreneurship: Grundlagen, Empirische Befunde, Entwicklungstrends, in: Pechlaner, Harald; Doepfer, Benedict C. (Hrsg.): Wertschöpfungskompetenz und Unternehmertum: Rahmenbedingungen für Entrepreneurship und Innovation in Regionen, Wiesbaden, S. 121-144.

Zeileis, Achim; Grothendieck, Gabor (2005): zoo: S3 Infrastructure for Regular and Irregular Time Series, in: Journal of Statistical Software, Vol. 14, No. 6, S. 1-27.

Zeileis, Achim; Hothorn, Torsten (2002): Diagnostic Checking in Regression Relationships, in: R News, Vol. 2, No. 3, S. 7-10.

Zeileis, Achim; Windberger, Thomas (2018): glogis: Fitting and Testing Generalized Logistic Distributions (R-Paket, Version 1.0-1).

Zhang, Zongyang; Yin, Jiayuan; Liu, Yizhong; Liu, Jianwei (2020): Deanonymization of Litecoin Through Transaction-Linkage Attacks, 11th International Conference on Information and Communication Systems (ICICS), S. 59-65.

Zimmermann, Klaus F.; Hinte, Holger; Thalmaier, Anja (1999): Ursachen und Wege zur Bekämpfung von Arbeitslosigkeit, Forschungsinstitut zur Zukunft der Arbeit, IZA Research Report No. 1.

Zrzavý, Jan; Storch, David; Mihulka, Stanislav (2013): Evolution: Ein Lese-Lehrbuch, 2. Auflage, Berlin [u.a.].

Hinweis: Sollten in wenigen Ausnahmefällen der zuvor angegebenen Quellen zu den angegebenen Nachnamen der Autoren keine Vornamen angegeben worden sein, so handelt es sich nicht um eine formatierungstechnische Inkonsistenz, sondern schlicht um fehlende Angaben seitens der Autoren, die selbst durch eine sorgfältige Recherche über zusätzliche Kanäle nicht aufgeklärt werden konnten.

Rechtsquellenverzeichnis

Bundesgesetze

Bürgerliches Gesetzbuch (BGB) in der Fassung der Bekanntmachung vom 2. Januar 2002 (BGBl. I S. 42, 2909; 2003 I S. 738), das zuletzt durch Artikel 3 des Gesetzes vom 16. Juli 2021 (BGBl. I S. 2947) geändert worden ist.

Einkommensteuergesetz (EStG) in der Fassung der Bekanntmachung vom 8. Oktober 2009 (BGBl. I S. 3366, 3862), das zuletzt durch Artikel 2 des Gesetzes vom 16. Juli 2021 (BGBl. I S. 2993) geändert worden ist.

Geldwäschegesetz (GwG) in der Fassung der Bekanntmachung vom 23. Juni 2017 (BGBl. I S. 1822), das zuletzt durch Artikel 24 Absatz 11 des Gesetzes vom 25. Juni 2021 (BGBl. I S. 2154) geändert worden ist.

Gesetz gegen unlauteren Wettbewerb (UWG) in der Fassung der Bekanntmachung vom 3. März 2010 (BGBl. I S. 254), das zuletzt durch Artikel 1 des Gesetzes vom 26. November 2020 (BGBl. I S. 2568) geändert worden ist.

Gesetz über die Deutsche Bundesbank (BBankG) in der Fassung der Bekanntmachung vom 22. Oktober 1992 (BGBl. I S. 1782), das zuletzt durch Artikel 14 Absatz 3 des Gesetzes vom 28. Juni 2021 (BGBl. I S. 2250) geändert worden ist.

Gewerbeordnung (GewO) Gewerbeordnung in der Fassung der Bekanntmachung vom 22. Februar 1999 (BGBl. I S. 202), die zuletzt durch Artikel 10 Absatz 6 des Gesetzes vom 27. Juli 2021 (BGBl. I S. 3274) geändert worden ist.

Handelsgesetzbuch (HGB) in der im Bundesgesetzblatt Teil III, Gliederungsnummer 4100-1, veröffentlichten bereinigten Fassung, das zuletzt durch Artikel 4 des Gesetzes vom 16. Juli 2021 (BGBl. I S. 3079) geändert worden ist.

Kapitalanlagegesetzbuch (KAGB) vom 4. Juli 2013 (BGBl. I S. 1981), das zuletzt durch Artikel 5 des Gesetzes vom 10. August 2021 (BGBl. I S. 3483) geändert worden ist.

Kreditwesengesetz (KWG) in der Fassung der Bekanntmachung vom 9. September 1998 (BGBl. I S. 2776), das zuletzt durch Artikel 14 des Gesetzes vom 3. Juni 2021 (BGBl. I S. 1568) geändert worden ist.

Kreditwesengesetz a.F. (KWG a.F.) in der Fassung der Bekanntmachung vom 9. September 1998 (BGBl. I S. 2776), das zuletzt durch Artikel 8 des Gesetzes vom 25. März 2019 (BGBl. I S. 357) geändert worden ist.

Münzgesetz (MünzG) vom 16. Dezember 1999 (BGBl. I S. 2402), das zuletzt durch Artikel 10 des Gesetzes vom 22. Dezember 2011 (BGBl. I S. 2959) geändert worden ist.

Strafgesetzbuch (StGB) in der Fassung der Bekanntmachung vom 13. November 1998 (BGBl. I S. 3322), das zuletzt durch Artikel 29 des Gesetzes vom 7. Juli 2021 (BGBl. I S. 2363) geändert worden ist.

Wertpapierprospektgesetz (WpPG) vom 22. Juni 2005 (BGBl. I S. 1698), das zuletzt durch Artikel 3 des Gesetzes vom 9. Juli 2021 (BGBl. I S. 2570) geändert worden ist.

Zahlungsdiensteaufsichtsgesetz (ZAG) in der Fassung der Bekanntmachung vom 17. Juli 2017 (BGBl. I S. 2446), das zuletzt durch Artikel 5 des Gesetzes vom 25. Juni 2021 (BGBl. I S. 2083) geändert worden ist.

Europäische Verträge

Vertrag über die Arbeitsweise der Europäischen Union (AEUV) in der konsolidierten Fassung vom 26. Oktober 2012 (ABl. EU C326 S. 47).

Europarechtliche Verordnungen

Verordnung 2017/1129/EU des Europäischen Parlaments und des Rates vom 14. Juni 2017 über den Prospekt, der beim öffentlichen Angebot von Wertpapieren oder bei deren Zulassung zum Handel an einem geregelten Markt zu veröffentlichen ist und zur Aufhebung der Richtlinie 2003/71/EG (Abl. EU L168 S. 12).

Verordnung 2866/98/EG des Rates vom 31. Dezember 1998 über die Umrechnungskurse zwischen dem Euro und den Währungen der Mitgliedsstaaten, die den Euro einführen (ABl. EG L359 S. 1).

Verordnung 974/98/EG des Rates vom 3. Mai 1998 über die Einführung des Euro (ABl. EG L139 S. 1).

Europarechtliche Richtlinien

Richtlinie 2018/843/EU des Europäischen Parlaments und des Rates vom 30. Mai 2018 zur Änderung der Richtlinie (EU) 2015/849 zur Verhinderung der Nutzung des Finanzsystems zum Zwecke der Geldwäsche und der Terrorismusfinanzierung und zur Änderung der Richtlinien 2009/138/EG und 2013/36/EU (ABl. EU L 156 S. 43).

Richtlinie 2015/2366/EU des Europäischen Parlaments und des Rates vom 25. November 2015 über Zahlungsdienste im Binnenmarkt, zur Änderung der Richtlinien 2002/65/EG, 2009/110/EG und 2013/36/EU und der Verordnung (EU) Nr. 1093/2010 sowie zur Aufhebung der Richtlinie 2007/64/EG (ABl. EU L337 S. 35).

Richtlinie (EU) 2015/849 des Europäischen Parlaments und des Rates vom 20. Mai 2015 zur Verhinderung der Nutzung des Finanzsystems zum Zwecke der Geldwäsche und der Terrorismusfinanzierung, zur Änderung der Verordnung (EU) Nr. 648/2012 des Europäischen Parlaments und des Rates und zur Aufhebung der Richtlinie 2005/60/EG des Europäischen Parlaments und des Rates und der Richtlinie 2006/70/EG der Kommission (ABl. EU L141 S. 73).

Richtlinie 2014/65/EU des Europäischen Parlaments und des Rates vom 15. Mai 2014 über Märkte für Finanzinstrumente sowie zur Änderung der Richtlinien 2002/92/EG und 2011/61/EU (ABl. EU L173 S. 349).

Richtlinie 2009/110/EG des Europäischen Parlamentes und des Rates vom 16. September 2009 über die Aufnahme, Ausübung und Beaufsichtigung der Tätigkeit von

E-Geld-Instituten, zur Änderung der Richtlinien 2005/60/EG und 2006/48/EG sowie zur Aufhebung der Richtlinie 2000/46/EG (ABl. EU L267 S. 7).

Richtlinie 2009/65/EG des Europäischen Parlaments und des Rates vom 13. Juli 2009 zur Koordinierung der Rechts- und Verwaltungsvorschriften betreffend bestimmte Organismen für gemeinsame Anlagen in Wertpapieren (OGAW) (ABl. EU L302 S. 32).

Richtlinie 2007/64/EG des Europäischen Parlaments und des Rates vom 13. November 2007 über Zahlungsdienste im Binnenmarkt, zur Änderung der Richtlinien 97/7/EG, 2002/65/EG und 2006/48/EG sowie zur Aufhebung der Richtlinie 97/5/EG (ABl. EU L319 S. 1).

Gerichtsurteile

Bundesgerichtshof (BGH), Urteil vom 27.01.1959 – Aktenzeichen: 5 StR 428/57 (Landgericht Hannover), Neue Juristische Wochenschrift 1959, 947.

Kammergericht Berlin, Urteil vom 25.09.2018 – Aktenzeichen: (4) 161 Ss 28/18 (35/18), Neue Juristische Wochenschrift 2018, 3734.

Bundestagsdrucksachen

Bundestagsdrucksache 17/14530 vom 09. August 2013: Schriftliche Fragen mit den in der Woche vom 5. August 2013 eingegangenen Antworten der Bundesregierung.

Bundestagsdrucksache 19/6034 vom 27. November 2018: Antwort der Bundesregierung auf die Kleine Anfrage der Abgeordneten Frank Schäffler, Christian Dürr, Dr. Florian Toncar, weiterer Abgeordneter und der Fraktion der FDP – Drucksache 19/5689 – Die Rolle der Bundesanstalt für Finanzdienstleistungsaufsicht bei Kryptowährungen und Token.

Autorenvereinbarung

Titel des Papiers: Re-evaluating cryptocurrencies' contribution to portfolio diversification: A portfolio analysis with special focus on German investors"

Autoren: (I) Tim Schmitz, M. Sc. (Heinrich-Heine-Universität Düsseldorf)
(II) Dr. Ingo Hoffmann (Heinrich-Heine-Universität Düsseldorf)

Version: Version November 2021

Arbeitsaufteilung: Die oben genannten Autoren legen für die o.g. Arbeit zum aktuellen Bearbeitungsstand folgende Arbeitsaufteilung offen:

- Tim Schmitz, M. Sc.
- Gesamte Analysekonzeption der Studie & Literaturrecherche
 - Datenerhebung (ausgenommen: Bloomberg-Daten), Fusion und Aufbereitung der Datensätze
 - Gesamte Konzeption und Konstruktion aller verwendeten selbst-konstruierten Krypto/Volatilitätsindizes
 - Gesamte Methodenauswahl (inkl. deren inhaltlicher Weiterentwicklung, z. B. bei den Rolling-Window-/Spanning-Tests) und Konzeption geeigneter Auswertungsgrafiken
 - Programmieren der notwendigen Berechnungen in R (komplett) und Anpassungen in Matlab (teilweise)
 - Überführung einiger Matlab-Programmierungen und -Ergebnisse in R (zur einheitlichen Präsentation der Analyseergebnisse)
 - Durchführung der Analyse mit den o.g. Analysetools (in Matlab und R) für den zusammengeführten Datensatz und Auswertung bzw. Ergebnisinterpretation
 - Schreiben des Papiers

Wirtschafts-
wissenschaftliche
Fakultät
Lehrstuhl für Betriebs-
wirtschaftslehre, insbesondere
Finanzwissenschaften

Prof. Dr. Christoph J. Bömer
Telefon: +49 (0) 211 81 11518
christoph.boemer@hhu.de
Scheidtstr. 4, 40225 Düsseldorf
Telefon: +49 (0) 211 81 15258
finanzwissenschaften@hhu.de
www.fidh.hu.de

Heinrich-Heine-Universität
Düsseldorf
Universitätsstraße 1
40225 Düsseldorf
Gebäude 24.31
Esplanade 07
www.hhu.de



Dr. Ingo Hoffmann

- Datenerhebung (nur Bloomberg-Daten)
- Rangfolge bei mathematischen Verständnisproblemen (z. B. bei komplizierten mathematischen Feinheiten der Spanning-Tests)
- Bereitstellung eines numerischen Optimierers für komplizierte Optimierungen in Matlab (z. B. beim Optimierungsmodell mit Transaktionskosten)
- Korrekturlesen des Papiers

Verteilung der Autorentpunkte

Basierend auf der realen Aufgabeverteilung und dem damit verbundenen Arbeitsaufwand vereinbaren die Autoren somit folgende Verteilung der Autorentpunkte:

Tim Schmitz, M. Sc. **90%**
Dr. Ingo Hoffmann **10%**

Weitere Verwendung der gemeinsam erarbeiteten Inhalte

Die Autoren räumen sich zudem das Recht ein, die gemeinsam im Projekt erarbeiteten Inhalte ganz oder teilweise in anderen Publikationen (wie z. B. in der Dissertationsschrift von Herrn Schmitz) aufzugreifen und weiterzugeben. In einem solchen Fall wird dann ein entsprechender Verweis auf das gemeinsame Projekt (als Quellenangabe dieser Inhalte) erwartet.

Düsseldorf, den 10.02.2022

(Tim Schmitz, M. Sc.)

(Dr. Ingo Hoffmann)

Eigenanteilserklärung: Projekt Schmitz/Hoffmann (2021)

Eidesstattliche Versicherung

Ich, Herr Tim Schmitz, versichere an Eides statt, dass die vorliegende Dissertation von mir selbstständig und ohne unzulässige fremde Hilfe unter Beachtung der „Grundsätze zur Sicherung guter wissenschaftlicher Praxis an der Heinrich-Heine-Universität Düsseldorf“ erstellt worden ist.

Düsseldorf, der 28. März 2022

Unterschrift