

Aus dem Institut für Systemische Neurowissenschaften
der Heinrich-Heine-Universität Düsseldorf
Direktor: Univ.-Prof. Dr. med. Simon Eickhoff

Smartphone-Nutzungsverhalten von Erwachsenen mit hochfunktionalem Autismus

-

Ergebnisse einer klinischen Kohortenstudie
mit Verwendung der Smartphone-App „JTrack Social“

Dissertation

zur Erlangung des Grades eines Doktors der Medizin
der Medizinischen Fakultät der Heinrich-Heine-Universität Düsseldorf

vorgelegt von
Johannes Eckert

2024

Widmung

„In der Ruhe liegt die Kraft.“

In liebevoller Erinnerung an meinen guten Freund und Lehrmeister, Herrn Walter Hartl.

Auflistung eigener Veröffentlichungen

Die vorliegende Studie wurde vom Doktoranden im Rahmen eines freien Vortrags dem wissenschaftlichen Publikum beim Kongress der Deutschen Gesellschaft für Psychiatrie und Psychotherapie, Psychosomatik und Nervenheilkunde (DGPPN-Kongress) am 25. November 2022 präsentiert. Für die 14. Wissenschaftliche Tagung Autismus-Spektrum (WTAS) gestaltete der Doktorand ein Poster, welches die Arbeit zusammenfasste. Wissenschaftlerinnen und Wissenschaftler sowie Betroffene aus dem autistischen Spektrum gaben im Austausch wertvolle Anregungen für diese Dissertation.

Zusammenfassung

Es existieren bisher keine Studien, welche die Smartphone-Nutzung von Erwachsenen mit hochfunktionalem Autismus (HFA) untersuchen. Die automatische und kontinuierliche Datenaufzeichnung über Smartphones ist potenziell geeignet, um sogenannte digitale Biomarker zu erfassen, die im Rahmen der Diagnostik und Validierung von Therapieangeboten unterstützend eingesetzt werden könnten.

Die Smartphone-App „JTrack Social“ ermöglicht Forschenden, valide und mit einer hohen Datensicherheit versehene Verhaltensparameter zu erfassen. Sie wurde im Rahmen der hier dargestellten Studie verwendet, um für vier Monate Smartphonedaten von zwei Gruppen zu erheben: Erwachsenen mit HFA und neurotypischen Kontrollpersonen. Ein Unterschied zwischen den beiden Gruppen hinsichtlich deren Smartphone-Nutzung wurde postuliert.

Aufgezeichnet wurde, welche App auf dem Smartphone wie lange pro Tag genutzt wurde [Min.] und wie lange pro Tag physische Aktivität registriert wurde [Min.]. Eine Kategorisierung der verwendeten Apps ermöglichte eine Auswertung von kategorie- und gruppenspezifischen Unterschieden. Die Statistik wurde mit Hilfe von gemischten, linearen Modellen berechnet.

Im Zeitraum von November 2021 bis März 2022 wurden 13 Menschen mit klinisch diagnostiziertem HFA und 30 alters- und geschlechtsangepasste Kontrollpersonen in die Studie aufgenommen. Die Auswertung der App-Nutzung zeigte statistische Trends, wonach Erwachsene mit HFA ihr Smartphone seltener für verbale Kommunikation, häufiger für schriftliche Kommunikation und ebenfalls häufiger für digitale Spiele nutzten als neurotypische Kontrollpersonen. Ein statistisch signifikanter Unterschied in der Dauer von physischer Aktivität konnte zwischen den Kohorten nicht festgestellt werden.

Diese Studie beschreibt somit erstmals objektiv das Smartphone-Nutzungsverhalten von Erwachsenen mit HFA mit Hilfe von automatisch erfassten Daten. Die festgestellten Trends weisen auf Unterschiede zwischen dieser Gruppe und neurotypischen Personen hin, die durch die verfügbare Literatur untermauert werden. Die Arbeit enthält nützliche Hilfestellungen für zukünftige Studien zu diesem Thema. Sie beinhaltet unter anderem einen wissenschaftlichen Leitfaden mit zehn Empfehlungen, an denen die Entwicklung eines digitalen Verhaltensbiomarkers für Erwachsene mit HFA ausgerichtet werden kann.

Abstract

To date, no studies exist examining smartphone-use in adults with high-functioning autism (HFA). Automatic, continuous data recording via smartphones is potentially suitable to describe so-called digital biomarkers. A digital behavioural biomarker for adults with HFA could be used to support diagnosis and validation of treatments.

The smartphone app ‘JTrack Social’ allows researchers to record certain parameters of behaviour in an effective way and with a high level of data security. It was used in the context of the study presented here to collect smartphone data for four months from two groups: adults with HFA and neurotypical control subjects. A difference between the two groups in terms of their smartphone use was postulated.

It was recorded which app was used on the smartphone for how long per day [min] and how long per day physical activity was registered [min]. Categorisation of apps used allowed evaluation of category- and group-specific differences. The statistic was calculated using mixed linear models.

Between November 2021 and March 2022, thirteen people with clinically diagnosed HFA and thirty age and gender-matched control individuals were included in the study. Evaluation of app-use revealed trends that adults with HFA used their smartphones less frequently for verbal communication, more frequently for written communication, and furthermore, more frequently for digital games than neurotypical control subjects. No statistically significant difference in duration of physical activity was found between cohorts.

This study therefore describes objectively, for the first time, smartphone-use behaviour in adults with HFA using automatically collected data. The trends found indicate differences between this group and neurotypical individuals, which are supported by the available literature. The paper contains useful guidance for future studies on this topic. Among other things, it includes a scientific guide with ten recommendations that can guide the development of a digital behavioural biomarker for adults with HFA.

Abkürzungsverzeichnis

ADHS	Aufmerksamkeitsdefizit-/Hyperaktivitätsstörung
ADOS-2	“ <i>Autism Diagnostic Observation Schedule - 2</i> “ (Lord et al., 2012)
AQ	„Autismus-Quotient“-Fragebogen (Baron-Cohen et al., 2001)
ASS	Autismus-Spektrum-Störung
BDI-II	„Beck-Depression-Inventar II“ (Hautzinger et al., 2006)
DATE	„Düsseldorfer Autismus Therapiegruppe für Erwachsene“
<i>df</i>	<i>degrees of freedom</i>
fMRT	funktionelle Magnetresonanztomographie
H_a	Alternativhypothese
HFA	Hochfunktionaler Autismus
ICD-10	<i>International Statistical Classification of Diseases and Related Health Problems – 10th Version</i> (Auhuber et al., 2020)
ICD-11	<i>International Statistical Classification of Diseases and Related Health Problems – 11th Version</i> (Stein et al., 2020)
IQ	Intelligenzquotient
KG	Kontrollgruppe
M	Mittelwert
MWT-B	„Mehrfachwahl-Wortschatz-Test-B“ (Lehrl, 1977)
SD	Standardabweichung (<i>standard deviation</i>)
SE	Standardfehler (<i>standard error</i>)

Inhaltsverzeichnis

Zusammenfassung	I
Abstract.....	II
Abkürzungsverzeichnis.....	III
Inhaltsverzeichnis	IV
1 Einleitung.....	1
1.1 Einführung in die Arbeit.....	1
1.2 Autismus im Erwachsenenalter	1
1.2.1 Überblick zu Autismus-Spektrum-Störungen.....	1
1.2.2 Schwierigkeiten bei der Diagnostik.....	4
1.2.3 Herausforderungen bei der Validierung von Therapieangeboten.....	7
1.3 Digitale Biomarker als Chance	8
1.4 Aktueller Forschungsstand	13
1.5 Ziele der Arbeit.....	15
2 Material und Methoden.....	17
2.1 Studiendesign.....	17
2.2 Studiendurchführung	18
2.2.1 Ein- und Ausschlusskriterien	18
2.2.2 Rekrutierung	19
2.2.3 Studienablauf	19
2.3 Datensammlung	20
2.3.1 Demografische Angaben.....	20
2.3.2 Fragebögen	20
2.3.3 Smartphone-App: „JTrack Social“	21
2.3.4 Pseudonymisierung.....	23
2.4 Datenanalyse.....	24
2.4.1 Datenaufbereitung.....	24

2.4.2	Auswertung der demografischen und psychometrischen Daten.....	30
2.4.3	Auswertung der Smartphonedaten.....	30
2.5	Ethikvotum	32
3	Ergebnisse.....	33
3.1	Rekrutierung, Studienzeitraum und Dropouts	33
3.2	Ergebnisse der demographischen und psychometrischen Daten	34
3.3	Ergebnisse aus den Smartphonedaten.....	38
3.3.1	Vollständigkeit der Daten	38
3.3.2	Vergleich der App-Nutzung.....	40
3.3.3	Vergleich der physischen Aktivität.....	47
3.3.4	Post-Hoc Analyse: Einfluss des Geschlechts.....	48
4	Diskussion.....	50
4.1	Smartphone-Nutzungsverhalten von Erwachsenen mit HFA.....	50
4.1.1	Analyse der App-Nutzung	50
4.1.2	Analyse der physischen Aktivität	53
4.1.3	Einfluss des Geschlechts auf die Smartphone-Nutzung	54
4.2	Analyse der Studiendurchführung	55
4.3	Limitationen.....	57
4.4	Praktische Implikationen: Biomarkerentwicklung	59
4.5	Schlussfolgerungen.....	65
5	Literatur- und Quellenverzeichnis	66
6	Anhang.....	83
6.1	Fragebögen	83
6.2	Flyer für die Rekrutierung der Kontrollgruppe.....	89
6.3	Digitale Anhänge	91
	Danksagung	92

1 Einleitung

1.1 Einführung in die Arbeit

Im klinischen Alltag fällt auf, dass Erwachsene mit einer Autismus-Spektrum-Störung (ASS) ein spezifisches Nutzungsverhalten am Smartphone haben, das sich von dem neurotypischer Personen unterscheidet. Betroffene berichten, dass sie ihr mobiles Endgerät vorwiegend für schriftliche Kommunikation und eher selten für verbale Kommunikation nutzen. Die Arbeit beginnt mit einer generellen Einführung in das Thema der ASS und einer Erörterung der aktuellen Herausforderungen in der Versorgung dieser Personengruppe. Es folgt eine Analyse der bisherigen wissenschaftlichen Literatur zum Thema Smartphone-Nutzungsverhalten von Menschen mit ASS und warum die Kenntnis dieses Verhaltens einen Mehrwert für wissenschaftliche oder klinische Anwendungen haben könnte.

1.2 Autismus im Erwachsenenalter

1.2.1 Überblick zu Autismus-Spektrum-Störungen

Die ASS sind gekennzeichnet durch qualitative Beeinträchtigungen der sozialen Interaktion und Kommunikation sowie durch stereotype, repetitive Verhaltensweisen. Sie werden den tiefgreifenden Entwicklungsstörungen zugeordnet und sind durch einen Symptombeginn im frühen Kindesalter charakterisiert (Warnke & Taurines, 2016).

Medizinhistorisch entwickelte sich nach der Erstbeschreibung von Leo Kanner und Hans Asperger eine syndromal ausgerichtete Klassifikation (Asperger, 1944; Kanner, 1943). Diese Einteilung sollte vor allem prognostischen Wert haben und eine Einschätzung der Einschränkungen über die Lebensspanne hinweg ermöglichen. In der Praxis wurden vor allem anamnestische Informationen bezüglich des Spracherwerbs in der Kindheit als Grundlage für die Unterscheidung herangezogen. Eine sichere Unterscheidung des frühkindlichen und atypischen Autismus vom Asperger-Syndrom konnte in empirischen Untersuchungen jedoch bei Erwachsenen nicht gelingen (Frazier et al., 2012; Kamp-Becker et al., 2010). Aber auch der prognostische Wert der Kategorisierung ist unklar geblieben, da anders als vermutet auch Personen mit einem Asperger-Syndrom von einer hohen Last psychischer Begleiterkrankungen betroffen sind, die oftmals mit einem Suizidrisiko einhergehen (Hirvikoski et al., 2016). Daher wird heute zunehmend ein Spektrum-Begriff verwendet, welcher verdeutlichen soll, dass es fließende Übergänge

zwischen den Schweregradausprägungen einer ASS gibt und autistische Persönlichkeitsmerkmale auch in der sogenannten Normalbevölkerung vorhanden sind (Falkai et al., 2015). Es zeigte sich, dass mithilfe des - im Folgenden beschriebenen - psychosozialen Funktionsniveaus die Prognose der Erkrankung besser abgeschätzt werden kann (Schilbach, 2022).

Einschränkungen in den psychischen, sozialen und beruflichen Dimensionen werden zusammengefasst im psychosozialen Funktionsniveau einer Person. Mit dem *Global Assessment of Functioning Scale* können diese Einschränkungen quantifiziert werden (Grootenboer et al., 2012). Einschränkungen in diesen Lebensbereichen führen oftmals zu einem subjektiven Leidensdruck, welcher ein Diagnosekriterium für eine psychische Erkrankung darstellt (Auhuber et al., 2020). Eine deutliche Beeinträchtigung des psychosozialen Funktionsniveaus ist insbesondere bei Menschen mit ASS zu erwarten, die gleichzeitig eine Intelligenzminderung aufweisen. Bei einem IQ von unter 70 wird laut ICD-10 die Diagnose einer Lernbehinderung bzw. Intelligenzminderung gestellt (Auhuber et al., 2020). Dies betrifft in etwa ein Drittel aller Menschen mit ASS (Zeidan et al., 2022). Wenn bei Diagnosestellung keine geistige Beeinträchtigung vorliegt, werden die Betroffenen als Menschen mit hochfunktionalem Autismus (HFA) bezeichnet (Schilbach, 2016). Dieser Name kann irreführend sein, da die Intelligenzleistung alleine möglicherweise keinen validen Prädiktor für das Funktionsniveau einer Person mit ASS darstellt (Alvares et al., 2020).

Viele Betroffene mit einer ASS identifizieren sich mit ihrer Diagnose und möchten daher als Autist oder Autistin angesprochen werden. Im medizinischen Kontext ist die Bezeichnung „Person mit einer Autismus-Spektrum-Störung“ geläufig, da ASS auch im ICD-11-Katalog als Störungen der neuronalen Entwicklung - und damit als Erkrankung - definiert werden (Stein et al., 2020). In dieser Arbeit werden beide Bezeichnungen im Wechsel verwendet.

Die Prävalenz von ASS stieg in den letzten zehn Jahren weltweit an und wird aktuell mit einem Prozent angegeben (Elsabbagh et al., 2012; Zeidan et al., 2022). Die Forschung zeigt deutlich, dass mehr Männer als Frauen mit ASS diagnostiziert werden. Das Verhältnis zwischen den Geschlechtern hat sich in den letzten 10 Jahren jedoch verringert und wird aktuell mit zwei bis vier Männer auf eine Frau angegeben (Elsabbagh et al., 2012; Hofer & Fellingner, 2021; Warnke & Taurines, 2016; Zeidan et al., 2022). Dies könnte an einer ungleichen Verteilung der Erkrankung liegen. Es wäre jedoch auch

denkbar, dass Frauen mit Autismus seltener erkannt werden. Meng-Chuan et al. berichteten, dass Frauen im Erwachsenenalter weniger sozial-kommunikative Defizite zeigen, sich jedoch stärker durch ihre Erkrankung belastet fühlen als Männer (2011). In der Studie wird als Erklärung dafür die stärker ausgeprägte Fähigkeit von Frauen angeführt, neurotypische Verhaltensweisen zu imitieren, so dass ein attenuierter autistischer Phänotyp vorliegt, der diagnostisch weniger leicht erkannt wird. Historisch gesehen sind Frauen auch auf diesem Feld der Medizin weniger berücksichtigt worden, weshalb gesicherte wissenschaftliche Erkenntnisse diesbezüglich noch nicht erbracht werden konnten (Putnam et al., 2023).

Hinsichtlich der möglichen Ursachen wird ASS in primär-idiopathische und sekundär-symptomatische Formen eingeteilt. Primär-idiopathische ASS folgen einer multifaktoriellen Genese, bei der sowohl biologische, psychische als auch soziale Faktoren eine Rolle spielen (van Elst, 2018). In einem systematischen Review konnte ein starker genetischer Einfluss gezeigt werden (Tick et al., 2016). Demgegenüber sind bei weniger als fünf Prozent aller ASS sekundär-symptomatische Ursachen identifizierbar, wie zum Beispiel das fragile X-Syndrom, das Velokardiofaziale-Syndrom und das Klinefelter-Syndrom (Warnke & Taurines, 2016).

Menschen mit ASS präsentieren ein heterogenes Bild klinischer Auffälligkeiten. Es treten Defizite in der sozial-emotionalen Gegenseitigkeit auf (z.B. fällt Betroffenen das Aufrechterhalten einer Small-Talk-Konversation schwer, da der Sinn dieses Austausches nicht erkannt wird; van Elst, 2019). Oftmals kann im diagnostischen Gespräch ein reduzierter oder starrer Blickkontakt beobachtet werden, da Menschen mit ASS nicht intuitiv die Dauer des Blickkontaktes abschätzen können (Canigueral & Hamilton, 2019). Eine reduzierte Gestik sowie Schwierigkeiten bei der situativen und kontext-sensitiven Kommunikation (z.B.: durch Nichtbeachtung von sozialen Distanzen) sind auffällig (van Elst, 2019). Betroffene haben Schwierigkeiten bei der Interpretation von Gesichtsausdrücken (Gillespie-Smith et al., 2021), der Körpersprache (Muller et al., 2008) oder des Tonfalls (Rutherford et al., 2002).

Bei Personen mit ASS ist die Prosodie (sprachlich-artikulatorische Erscheinungen wie Akzent, Intonation und Pausen) und das Erkennen von sprachlich vermittelten sozialen Signalen (Ironie, Sarkasmus, etc.) deutlich gestört. Dies führt dazu, dass die Personen explizit kommunizieren, also vieles wortwörtlich verstehen (Schilbach, 2016). Nach Friedemann Schulz von Thun besteht Kommunikation aus expliziten (z.B. „Es ist kalt“)

und impliziten (z.B. sich die Oberarme halten, sich eine Jacke anziehen) Botschaften (1983). Das Erkennen von impliziten Gesprächsinhalten erfolgt bei Menschen mit ASS nicht intuitiv und erfordert deshalb viel Konzentration (Schilbach et al., 2012).

Die Lebensqualität von Menschen mit ASS kann wegen der spezifischen Beeinträchtigungen der sozialen Interaktion und Kommunikation und des subjektiven Leidensdruckes eingeschränkt sein. Eine große individuelle aber auch gesundheitspolitische Relevanz haben auch die mannigfaltigen Komorbiditäten von Autismus. 70 % aller Menschen mit Autismus leiden an gleichzeitig auftretenden anderen Krankheiten (Lehnhardt et al., 2013; Lugnegard et al., 2011). Die häufigsten psychiatrischen Komorbiditäten sind Aufmerksamkeitsdefizit-/Hyperaktivitätsstörungen (ADHS), Angststörungen, Schlafstörungen, Persönlichkeitsstörungen, affektive Störungen und psychotische Störungen (Lai et al., 2019).

1.2.2 Schwierigkeiten bei der Diagnostik

Der Diagnosestellung einer ASS geht in Deutschland standardmäßig eine umfangreiche Abklärung voraus. Der erste Verdacht auf eine tiefgreifende Entwicklungsstörung wird zum Beispiel durch Angestellte in Bildungseinrichtungen, durch betreuendes Gesundheitspersonal, das persönliche Umfeld oder die Person selbst geäußert. Die Abklärung sollte bei Erwachsenen nach einer konsensbasierten Empfehlung in der S3 Leitlinie zum Thema „Autismus-Spektrum-Störungen im Kindes-, Jugend- und Erwachsenenalter; Teil 1: Diagnostik“ folgendes beinhalten:

1. *“Symptomerfassung im Quer- und Längsschnitt basierend auf ICD-10-Kriterien für F84.0, F84.1 und F84.5*
2. *Anamneseerhebung mit detaillierter Erfassung von ICD-10 Symptomen im Vor- und Schulalter (Eigen- und Fremdanamnese) sowie aktuelle Symptome; allgemeine Entwicklungsanamnese, medizinische und psychiatrische Anamnese, Dokumentation möglicher Risikofaktoren*
3. *Direkte Verhaltensbeobachtung [...]*
5. *Bei Verdacht auf Sprachentwicklungsstörung: Standardisierte Erfassung der Sprachentwicklung*
6. *Erfassung des aktuellen Funktionsniveaus hinsichtlich persönlich-familiärer, schulischer und beruflicher Aspekte*
7. *Internistisch-neurologische Untersuchung*

8. *Klinisch indizierte Labor- und apparative Untersuchungen*
9. *Abklärung vorhandener internistisch-neurologischer sowie psychiatrischer komorbider Erkrankungen [...]“ (Deutsche Gesellschaft für Kinder- und Jugendpsychiatrie, 2016, S. 136)*

In Deutschland haben sich im Bereich der Erwachsenenpsychiatrie ausgewählte Ambulanzen auf die Diagnostik von ASS spezialisiert. Bei der „Ambulanz für Störungen der sozialen Interaktion“ am LVR-Klinikum Düsseldorf kann eine Liste mit allen qualifizierten Spezialambulanzen in Deutschland angefordert werden (Interaktionsambulanz@lvr.de). Die Durchführung der Diagnostik ist zeitaufwendig. Daher bestehen in vielen Ambulanzen lange Wartezeiten von ein bis zwei Jahren, bis ein Erstgespräch stattfinden kann (van Elst, 2019). Ein Problem bei der Diagnoseabklärung im Erwachsenenalter sind in vielen Fällen auch fehlende Auskunftspersonen, welche die Entwicklung im Kindesalter beschreiben könnten (Lai & Baron-Cohen, 2015).

Es stehen einige psychometrische Tests zur Anwendung bei Menschen mit Autismus bereit (z.B.: Allison et al., 2012; Baron-Cohen et al., 2001; Gillberg et al., 2001; Ritvo et al., 2008). In bisherigen Studien zeigte jedoch keines der Hilfsmittel eine zufriedenstellende Validität für die diagnostische Anwendung im Erwachsenenalter, sodass diese nur vereinzelt additiv bzw. als Screening-Instrument zur klinischen Anwendung kommen (Baghdadli et al., 2017).

Für die Diagnostik im Kindesalter konnten sich zwei strukturierte Untersuchungsverfahren als sogenannter „Goldstandard“ etablieren (Lebersfeld et al., 2021). Der *Autism Diagnostic Observation Schedule - 2* (ADOS-2) ist einer der beiden strukturierten Fremdbeurteilungsbögen und kann auch bei „Jugendlichen und jungen Erwachsenen“ (Modul 4) angewendet werden (Lord et al., 2012). Es zeigte sich jedoch, dass der Test eine geringe Sensitivität für die Erkennung von Menschen mit HFA und eine geringe Spezifität insbesondere bei der Unterscheidung zwischen Autismus und anderen Störungen der sozialen Interaktion hat (z.B. psychotische Störungen; Maddox et al., 2017). Eine alleinige Diagnostik mithilfe dieses psychometrischen Tests wird daher ebenfalls nicht empfohlen.

Wie eingeschränkt Menschen mit ASS durch ihre Erkrankung sind, hängt zu einem großen Teil von der Fähigkeit der Betroffenen ab, Kompensationsmöglichkeiten zu entwickeln. Durch kognitive Lernprozesse gelingt es Menschen mit ASS zum Teil, die intuitiven, sozial-kommunikativen und interaktionellen Defizite auszugleichen

(Schilbach, 2016). Die Fähigkeit von kognitiven Lernprozessen ist vom IQ einer Person abhängig. Daher gelingt Menschen mit hochfunktionalem Autismus eine Anpassung im Vergleich zu Personen mit einer Intelligenzminderung deutlich besser (Lehrl, 1977). Die Erfassung der Intelligenzleistung, zum Beispiel über die Erhebung der absolvierten Schuljahre oder über psychometrische Untersuchungen wie dem Mehrfachwahl-Wortschatz-Test (MWT-B; Lehrl, 1977), ist dementsprechend im klinischen wie im wissenschaftlichen Kontext von Relevanz.

Im Vergleich zu Personen mit einer Intelligenzminderung werden hochfunktionale Autistinnen und Autisten zum Teil erst im Erwachsenenalter diagnostiziert (Fusar-Poli et al., 2022; van Elst, 2019). Dies könnte unter anderem daran liegen, dass autistische Verhaltensweisen von Betroffenen „getarnt“ werden und dadurch in der klinischen Beobachtung nicht offensichtlich sind (Lai & Baron-Cohen, 2015). Bei einem subjektiven Leidensdruck durch autistische Symptome verhindert die fehlende Diagnosestellung jedoch die Entwicklung eines angemessenen Selbstbildes und Selbstwertgefühls, das als notwendige Voraussetzung für eine adäquate Therapieplanung angesehen werden kann (van Elst, 2019). Besonders häufig passiert dies – aus oben genannten Gründen – bei Frauen, die im Durchschnitt später die ASS-Diagnose erhalten als Männer (Breddemann et al., 2022). Darüber hinaus können psychiatrische Komorbiditäten nicht als Teil einer Grunderkrankung erkannt und entsprechend ganzheitlich therapiert werden. Die autismustypischen Besonderheiten führen außerdem dazu, dass die schulische oder universitäre bzw. die berufliche Entwicklung nicht gelingt, was sich in deutlich erhöhten Arbeitslosigkeitsquoten bei Personen mit HFA trotz vorliegender beruflicher Qualifikation äußert (Lindsay et al., 2021).

Die Diagnosestellung einer Autismus-Spektrum-Störung kann über den Zugang zu gezielten therapeutischen Maßnahmen hinaus an sich einen positiven Effekt auf die Betroffenen haben. Die Diagnose stellt eine objektive Erklärung für die Andersartigkeit dar, welche seit langer Zeit subjektiv wahrgenommen wird (Lai & Baron-Cohen, 2015). Wenn ein positives Krankheitsbild entwickelt werden kann, ist dieses für Menschen mit Autismus auch mit einer höheren Lebenszufriedenheit verbunden (Cooper et al., 2022).

1.2.3 Herausforderungen bei der Validierung von Therapieangeboten

Nach heutigem Wissen ist eine kausale Therapie von einer ASS nicht möglich. Auch liegen derzeit keine spezifischen psychotropen Substanzen in zugelassener Form vor, die auf die autistische Kernsymptomatik abzielen. Lediglich einzelne Symptome können bislang erfolgreich im Off-Label-Bereich medikamentös behandelt werden (van Elst, 2013; 2019).

Der „Bundesverband zur Förderung von Menschen mit Autismus e.V.“ listet für Deutschland Anlaufstellen für Menschen mit Autismus auf (www.autismus.de). Dabei handelt es sich um Orte, an denen Unterstützungs- oder Therapieangebote wahrgenommen werden können. Individualisierte Unterstützungsangebote können zum Beispiel Konflikte in der Arbeitswelt oder dem Sozialleben adressieren. Jedoch ist festzustellen, dass Personen, die ethnischen Minderheiten angehören oder einen geringen sozio-ökonomischen Status haben, auch seltener solche Angebote annehmen (Eilenberg et al., 2019; Warnke & Taurines, 2016).

Die Einübung von Kompensationsstrategien im Rahmen von Psychotherapien kann Autistinnen und Autisten ermöglichen, Missverständnisse und Konflikte im Alltag zu reduzieren und damit den Leidensdruck zu minimieren. Ausgewählte Psychotherapieprogramme bauen auf den Konzepten der Verhaltenstherapie auf und fördern den Ausbau kommunikativer sowie sozialer Fähigkeiten mit psychoedukativen Elementen (z.B.: Ebert et al., 2013; Gavronski et al., 2012; Krämer et al., 2016). Die „Freiburger Asperger-Spezifische Therapie für Erwachsene (FASTER)“ beinhaltet sowohl Elemente der Psychoedukation, des Stressmanagements als auch des sozialen Kompetenztrainings mithilfe von Videoausschnitten und wird gerade in einer Phase 1 Studie auf ihre Wirksamkeit hin überprüft (Tebartz van Elst et al., 2021). Ein anderer Ansatz wird bei der „Düsseldorfer Autismus Therapiegruppe für Erwachsene (DATE)“ verfolgt (Schilbach et al., 2022). Die DATE baut auf dem „Schematherapie-informierten sozialen Interaktionstraining (STISI)“ auf, welches 2018 erstmals vorgestellt wurde (Parpart et al., 2018). Während eines 12-wöchigen Therapieprogramms wird den Teilnehmenden ein Kommunikationsmodell vermittelt, um zu erklären, wie sie auch als autistische Person in sozialen Situationen Schemata erkennen und ihr Verhalten daran anpassen können. Es werden empirische Indikatoren erarbeitet, die eine Komplexitätsreduktion der sozialen Situation ermöglichen sollen, damit es auch Personen mit ASS gelingt, die Zuordnungen zu treffen und zu nutzen. Das Ziel ist es, adaptive und

flexible Verhaltensweisen in sozialen Situationen zu fördern und die Lebensqualität zu erhöhen.

Zusammengefasst konnte bisher jedoch für kein strukturiertes Therapieprogramm in einer groß angelegten Interventionsstudie eine therapeutische Wirksamkeit belegt werden. Ein Grund für die limitierten Therapieangebote könnte sein, dass es kein Standardvorgehen für die Überprüfung der Wirksamkeit von Interventionen gibt (Aman et al., 2004; Brugha et al., 2015). Bei der Validierung von Therapieangeboten werden bisher zum Beispiel psychometrische Tests, strukturierte Verhaltensbeobachtungen in naturalistischen Szenarien oder neurophysiologische Messungen als Zielvariablen verwendet (Godoy et al., 2022). Keine der verwendeten Variablen wurde jedoch bisher auf deren Sensitivität auf Verhaltensänderungen bei Erwachsenen mit HFA untersucht (Brugha et al., 2015). Die heterogene Anwendung von abhängigen Variablen bei Interventionsstudien stellt darüber hinaus ein Problem dar, wenn die Wirksamkeit von therapeutischen Maßnahmen verglichen werden soll (Godoy et al., 2022).

1.3 Digitale Biomarker als Chance

Wie im vorigen Abschnitt ausgeführt, ist die Versorgung von Erwachsenen mit HFA in Deutschland und darüber hinaus weiterhin optimierungsbedürftig. Hochfunktionale Autistinnen und Autisten werden oft nicht erkannt, da sie ihr Verhalten an das von neurotypischen Personen anpassen. Bei einem Verdacht auf eine ASS beträgt die Wartezeit auf eine Diagnostik in den deutschen Spezialambulanzen aktuell bis zu zwei Jahre. Die Diagnostik an sich ist aufwendig, da die vorhandenen psychometrischen Tests nicht aussagekräftig und Informationen aus dem Kindesalter nicht immer vorhanden sind. Darüber hinaus kann Erwachsenen mit HFA derzeit keine gesichert wirksame Therapiemaßnahme empfohlen werden. Für klinische Interventionsstudien steht kein Messwert zur Verfügung, der auf Verhaltensänderungen bei erwachsenen Autistinnen und Autisten sensitiv ist. Einerseits sollte die Diagnostik schneller und zielgerichteter erfolgen, andererseits bedarf es einer wissenschaftlichen Validierung bestehender, sowie der Entwicklung neuer Therapieangebote.

Sarah Wigham et al. empfehlen, für diese Population ein neues Untersuchungsverfahren zu entwickeln, das in der Diagnostik, individuellen Therapieplanung, sowie in der Evaluation von Therapieangeboten angewendet werden könnte (2019). Mit der

Entwicklung eines biologischen Markers (Biomarkers), der die Kernsymptomatik von ASS reflektiert, könnte dies erreicht werden.

Die *Definitions Working Group* des *National Institutes of Health Biomarkers* aus den USA definiert Biomarker wie folgt: “ *[as a] characteristic that is objectively measured and evaluated as an indicator of normal biological processes, pathogenic processes, or pharmacologic responses to a therapeutic intervention*” (2001). Im besten Fall sollte ein Biomarker leicht anzuwenden, kostengünstig, skalierbar, valide und methodologisch objektiv sein (McPartland, 2016). Einige Kolleginnen und Kollegen vermuten, dass Diagnostik und Therapie in der Psychiatrie künftig auf Grundlage von objektiven, kontinuierlich erhobenen Daten angeboten und damit translationale, personalisierte Medizin ermöglicht werden könnte (Pandina, 2021; Steinert und Thoma, 2021; Torous et al., 2016).

Derzeit gibt es keinen Biomarker, der die subjektive ärztliche Beurteilung in der klinischen Arbeit mit HFA unterstützt (McPartland, 2016; Shen et al., 2020; Vargason et al., 2020). Aus der Literatur sind jedoch bereits einige Versuche bekannt, einen Biomarker bei Menschen mit Autismus zu identifizieren. Die verschiedenen Ansätze könnten unter anderem nach der Art der Gewinnung von Messdaten eingeteilt werden:

- **Untersuchung von peripheren Körperflüssigkeiten (z.B.: Blut, Urin, Speichel)**

Bisher ist nicht bekannt, welche pathogenetischen Mechanismen dem Beginn und der Entwicklung von Störungen der sozialen Interaktion und Kommunikation bei Menschen mit Autismus zugrunde liegen. Grundlegende Hypothesen sehen für diese neurologische Entwicklungsstörung jedoch einen Zusammenhang mit einer durch Genetik und Umwelteinflüsse beeinträchtigten Stoffwechselregulation der Energieverwertung und einem dysregulierten Immunsystem (Bjorklund et al., 2018; Shen et al., 2020). Mit der Untersuchung von Genen, Proteinen, Peptiden, Metaboliten, Zytokinen und Entzündungsfaktoren werden Anstrengungen unternommen, die Ätiologie der Erkrankung besser zu verstehen. Eine ausführliche Zusammenfassung der verfügbaren Literatur dazu lieferten Liming Shen et al. (2020). Vorteile von Biomarkern, welche sich mittels Labortests aus Körperflüssigkeiten messen ließen, wären die schnelle Verfügbarkeit und die kostengünstige Anwendung (Vargason et al., 2020).

- Funktionelle Magnetresonanztomographie (fMRT) des Gehirns

Mithilfe der fMRT lassen sich Veränderungen der Konnektivität zwischen bestimmten Hirnregionen von Menschen mit Autismus untersuchen. Bei mehreren großen Kohortenstudien konnten Hypo- und Hyperkonnektivitäten zwischen kortikalen Zentren bei Menschen mit Autismus nachgewiesen werden (Brun et al., 2016; Holiga et al., 2019). Eine aktuelle strukturierte Analyse der verfügbaren Literatur dazu liefert eine starke Evidenz für das Vorhandensein von ebenjenen funktionellen Konnektivitäten bei Kindern mit ASS und nährt die Hoffnung, dass dieses Untersuchungsverfahren zukünftig eine entscheidende Rolle bei der Früherkennung von ASS spielt (Hiremath et al., 2021). Trotz der breiten Verfügbarkeit von MRT-Geräten könnten Biomarker, die auf dieser Technologie basieren, jedoch auf wissenschaftliche Untersuchungen beschränkt bleiben, da eine hohe Compliance der Betroffenen vorausgesetzt werden muss und die Untersuchung mittels fMRT zeitintensiv und kostspielig ist (Horga et al., 2014; Vargason et al., 2020).

- Objektive Messung des Verhaltens

Biomarker, die auf die Untersuchung von Körperflüssigkeiten oder MRT-Bildern basieren, beziehen die psychopathologischen Auffälligkeiten der Betroffenen nicht in die Analyse mit ein und haben daher eine begrenzte Aussagekraft (Vargason et al., 2020). Darüber hinaus unterscheidet sich der methodische Ansatz dabei grundlegend von dem aktuellen Goldstandard in der Diagnostik von ASS, welcher auf dem klinischen Interview und der direkten Verhaltensbeobachtung beruht.

Verhaltensauffälligkeiten bei psychischen Erkrankungen manifestieren sich jedoch häufig am stärksten im Alltag und bleiben bei der klinischen Untersuchung in einer medizinischen Einrichtung oft verborgen. Es besteht die Hoffnung, dass über eine objektive Verhaltensbeobachtung im natürlichen Umfeld der Betroffenen zukünftig eine effektivere, personalisierte Diagnostik angeboten werden kann, da Teilaspekte der psychopathologischen Auffälligkeiten dabei miterfasst werden (Lahnakoski et al., 2022).

Erste wissenschaftliche Erkenntnisse auf diesem Feld wurden in künstlichen Szenarien bei Kindern mit ASS gesammelt. Die Untersuchungen reichten von Analysen der Blickwendung beim Erklären des eigenen Namens (Perochon et al., 2021), oder des Lächelns bei bestimmten Videosequenzen (Bangerter et al., 2020) bis

hin zur Analyse von Eltern-Kind-Interaktionen Mithilfe von Ton- (Warlaumont et al., 2014) oder Videoaufzeichnungen (Kojovic et al., 2021). Ob diese Erkenntnisse auf Erwachsene übertragbar sind, muss jedoch in zukünftigen Studien überprüft werden. Mithilfe von Okulographie und Pupillometrie konnten jedoch bereits signifikante Unterschiede zwischen Autistinnen und Autisten im Erwachsenenalter und neurotypischen Kontrollpersonen bei Augen- und Pupillenbewegungen in sozialen Situationen festgestellt werden (Del Valle Rubido et al., 2020).

Neben der klassischen Korrelationsanalyse von Symptomen mit einem spezifischen Verhalten wird die Methodik des maschinellen Lernens auch in diesem Feld angewendet, um Autismus-Spektrum-Störungen besser erkennen zu können oder neue Therapieangebote zu evaluieren (Washington et al., 2020). Mithilfe von Videos, die soziale Interaktionen abbilden, oder automatischer Blickerfassung können statistische Modelle berechnet werden. Auch mithilfe dieser Modelle könnte ein digitaler Biomarker entwickelt werden. Durch diese Herangehensweise wäre es denkbar, dass sich die Definitionen von Autismus-Spektrum-Störungen verändern. Dies könnte eine Entwicklung weg von einer individuellen, subjektiven Diagnostik hin zu einer automatischen, nicht überprüfaren digitalen Diagnostik bedeuten. Die Risiken dieser Veränderung sollten vor deren Implementierung adressiert und kritisch gegen die potenziellen Vorteile abgewogen werden.

Eine weitere Möglichkeit, das Verhalten objektiv zu messen, stellt die sogenannte digitale Phänotypisierung über Smartphones dar. In Deutschland nutzten im Jahr 2021 etwa 63 Mio. Menschen ein Smartphone (Statista, 2021a). Die Nutzungsdaten von diesen Geräten können aufgezeichnet und mit klinischen Symptomen korreliert werden. Dies entspricht einem digitalen Erscheinungsbild (= Phänotyp) einer Person oder Personengruppe. Torous et al. (2016) definieren digitale Phänotypisierung als: „*[the] moment-by-moment quantification of the individual-level human phenotype in-situ using data from smartphones and other personal digital devices.*“. Die Erfassung aller relevanten Daten eines Menschen liefert demnach ein digitales Abbild, welches in der Forschung und in der klinischen Arbeit Anwendung finden könnte (Jain et al., 2015; Lahnakoski et al., 2022).

Smartphones nehmen eine besondere Rolle ein, da mit deren Hilfe eine Vielzahl an verschiedenen Daten erhoben werden können. Neben den Inhalten der Smartphone-Nutzung können auch die Metadaten – das Wischverhalten oder die Andruckstärke beim

Bedienen der Geräte - erfasst werden (Steinert and Thoma, 2021). Darüber hinaus verfügen moderne Geräte über eine Vielzahl an Sensoren wie zum Beispiel Bewegungssensoren (Beschleunigungssensor, Gyroskop), Ortungsempfänger (GPS), Umweltsensoren (Barometer, Thermometer, Lichtsensor) und Gesundheitssensoren (Pulsoxymeter, Elektrokardiograph; Far et al., 2021). Über eingebaute Mikrofone lassen sich Sprach- und Stimmuster erfassen. Damit kann die Geschwindigkeit, Intonation und Lautstärke der Sprache analysiert werden, ohne Kenntnis von den Gesprächsinhalten zu erlangen (Hirschtritt and Insel, 2018).

Die technischen Möglichkeiten werden in verschiedenen medizinischen Disziplinen angewendet, um einen digitalen Phänotyp von Patienten und Patientinnen zu erzeugen. Gesundheitssensoren bieten sich zum Beispiel an, um Personen hinsichtlich kardiovaskulärer Risikoereignisse, Phasen von Schlafapnoe, Höhe der Blutglukose oder Exazerbationen bei Asthma bronchiale kontinuierlich zu überwachen (Izmailova et al., 2018). Im Bereich der Neurowissenschaften konnte bereits die über Smartphones erfasste Gehzeit als digitaler Biomarker für die Progression der Parkinson-Erkrankung identifiziert werden (Lipsmeier et al., 2018). Des Weiteren fassten Darius Rohani et al. in einer systematischen Arbeit zusammen, dass depressive Symptome mit einer verlängerten Zeit im eigenen Zuhause korreliert werden können (2018). Automatisch aufgezeichnete Smartphonedaten können einen beispiellos detaillierten Einblick in das Verhalten von Menschen geben und damit möglicherweise die Notwendigkeit einer therapeutischen Intervention noch vor einer Exazerbation der Symptome, beispielsweise von psychotischen Störungen, anzeigen (Barnett et al., 2018; Birnbaum et al., 2020).

Zusammengefasst stellt die Methodik der digitalen Phänotypisierung eine durchaus verheißungsvolle Mess-Technologie dar, die bereits jetzt in einigen Bereichen der Medizin auf ihren klinischen Nutzen hin untersucht wird. Zukünftig könnte die Versorgung von Menschen mit psychischen Erkrankungen verbessert werden, indem psychiatrische Symptome mit einem digitalen Phänotyp korreliert werden und dieser genutzt wird, um einen digitalen Biomarker zu entwickeln.

1.4 Aktueller Forschungsstand

Erkenntnisse aus zuvor beschriebenen Studien anderer medizinischer Fachdisziplinen legen nahe, dass sich mithilfe der digitalen Phänotypisierung über Smartphones auch bei Personen mit HFA psychopathologische Auffälligkeiten und Störungen der sozialen Interaktion und Kommunikation abbilden lassen könnten. Ein Verhaltensbiomarker von hochfunktionalen Autistinnen und Autisten könnte helfen, die Diagnostik und Verlaufscharakterisierung von Erwachsenen mit HFA zu verbessern (Washington et al., 2020). Um bisherige Erkenntnisse zu diesem Thema umfassend zusammenzutragen zu können, wurde eine Literaturrecherche auf Basis folgender Frage durchgeführt:

- Welchen Einfluss hat die digitale Phänotypisierung mithilfe von Smartphonedaten auf die gezielte Diagnosestellung und kontinuierliche Verlaufscharakterisierung im Vergleich zur Standardversorgung bei Erwachsenen mit HFA?

Dazu wurde eine Suche mit den Stichwörtern „autism spectrum disorder“, „autistic disorder“, „digital phenotyping“ und „smartphones“ auf den medizinischen Rechercheplattformen Cochrane, Pubmed, LIVIVO und Google Scholar durchgeführt.

Die Recherche zeigte, dass bisher keine Studie veröffentlicht wurde, die das Smartphone-Nutzungsverhalten von hochfunktionalen Autistinnen und Autisten im Erwachsenenalter auf Basis von automatisch erfassten Daten beschreibt. Es ist daher nicht bekannt, ob das Vorliegen von Autismus mit einem veränderten Smartphone-Nutzungsverhalten assoziiert ist. Dementsprechend hat digitale Phänotypisierung bisher keinen Einfluss auf die Versorgung von Erwachsenen mit HFA.

Wenngleich bisher keine objektiven Daten zum Smartphone-Nutzungsverhalten bei Menschen mit Autismus veröffentlicht worden sind, können in der Literatur Hinweise für ein spezifisches Nutzungsverhalten gefunden werden. Wie einleitend beschrieben (vgl. S. 1), ist aus der klinischen Arbeit eine Präferenz von schriftlicher im Vergleich zu verbaler Kommunikation zu beobachten. Übereinstimmend damit zeigte eine subjektive Erhebung unter Erwachsenen mit Autismus, dass bei der Verwendung von Smartphones eine klare Präferenz von schriftlicher Kommunikation besteht (Benford & Standen, 2009; Howard & Sedgewick, 2021). Kinder mit ASS verbringen mehr Zeit mit digitalen Endgeräten als Kinder mit neurotypischer Entwicklung (MacMullin et al., 2016). Dies könnte auf einen höheren Konsum von Video, Musik oder Lese-Apps sowie von digitalen Spielen zurückzuführen sein (Meneer & Ernest, 2020). Ein weiterer denkbarer Grund wäre die längere Verwendung von sozialen Medien, da diese für junge Menschen mit

Autismus eine wichtige Möglichkeit zur sozialen Teilhabe darstellen (Gillespie-Smith et al., 2021). In einer systematischen Übersichtsarbeit konnte gezeigt werden, dass sich Kinder mit ASS statistisch signifikant weniger bewegen als neurotypische Kinder und Jugendliche (Rech et al., 2022). Unklar ist, ob sich diese Ergebnisse auf Erwachsene mit HFA übertragen lassen.

Zusammengefasst ergeben sich Hinweise dafür, dass sich das Smartphone-Nutzungsverhalten von Erwachsenen mit HFA in den Bereichen der Kommunikation, des Medienkonsums, der sozialen Interaktion über digitale Plattformen, der Nutzung von Spielen und der gesamten Nutzungszeit im Vergleich zu dem von Menschen mit neurotypischer Entwicklung unterscheiden könnte. Ebenfalls könnte ein Unterschied in der Dauer der körperlichen Bewegung pro Tag angenommen werden. Über medizinische Rechercheplattformen ist keine Studie zu finden, die versucht hat, die hiermit identifizierte Forschungslücke mithilfe von passiv und automatisch aufgezeichneten Smartphonedaten zu schließen.

1.5 Ziele der Arbeit

Diese Arbeit verfolgt das Ziel, erstmals das Smartphone-Nutzungsverhalten von Erwachsenen mit HFA im Vergleich zu neurotypischen Kontrollpersonen mithilfe von automatisch erfassten Daten zu beschreiben. Es wird daher unter Berücksichtigung der zuvor beschriebenen Forschungslücke folgende Forschungsfrage definiert:

- Wie unterscheidet sich das automatisch aufgezeichnete Smartphone-Nutzungsverhalten von Erwachsenen mit HFA im Vergleich zu dem von neurotypischen Kontrollpersonen?

Die bisherige Literatur zum Thema unterstützt die Annahme, dass Unterschiede in der Smartphone-Nutzung bei der Kommunikation sowie der Interaktion mit sozialen Medien, digitalen Spielen und Unterhaltungsplattformen zwischen hochfunktionalen Autistinnen und Autisten und neurotypischen Personen bestehen. Ebenfalls könnten die gesamte Nutzungszeit des Smartphones und die Dauer der Bewegung pro Tag abweichen. Folgende Zielvariablen sollen daher pro Tag passiv und kontinuierlich mithilfe der App „JTrack Social“ erfasst und ausgewertet werden:

Kategorie	Zielvariable	Einheit
	Nutzungszeit gesamt	Minuten pro Tag
	Soziale Plattformen	Minuten pro Tag
	Kommunikation_Verbal	Minuten pro Tag
Kategorien der App-Nutzung	Kommunikation_Schriftlich	Minuten pro Tag
	Kommunikation_Gesamt	Minuten pro Tag
	Video/Musik/Lesen	Minuten pro Tag
	Spiele	Minuten pro Tag
Aktivitäten	Bewegung	Minuten pro Tag

Tabelle 1: Zielvariablen der Studie.

Auf Basis der Forschungsfrage und der Zielvariablen werden zwei Hypothesen gebildet. Bei der Hypothesenbildung kann auf keine bisher veröffentlichten Daten zurückgegriffen werden, sodass für diese explorative Studie ungerichtete Hypothesen formuliert werden:

- *Hypothese 1:* Es gibt einen statistisch signifikanten Unterschied zwischen dem automatisch aufgezeichneten App-Nutzungsverhalten am Smartphone zwischen Erwachsenen mit HFA und neurotypischen Kontrollpersonen.

- *Hypothese 2*: Es gibt einen statistisch signifikanten Unterschied zwischen der automatisch über Smartphones aufgezeichneten Dauer der Bewegung pro Tag zwischen Erwachsenen mit HFA und neurotypischen Kontrollpersonen.

Die Studiendaten sollen getrennt nach Geschlecht erhoben werden. In einer sekundären Analyse soll untersucht werden, ob sich die Geschlechter hinsichtlich der Zielvariablen statistisch signifikant unterscheiden. Eine Analyse der Studiendurchführung – insbesondere die Datenaufzeichnung über die „JTrack Social“ App – soll einen Rückschluss auf die Qualität der erhobenen Daten liefern.

Die Forschungsmotivation für die vorliegende Arbeit stellt die aktuelle Versorgungssituation von Erwachsenen mit HFA in Deutschland dar. Die Beschreibung des Smartphone-Nutzungsverhaltens dieser Personengruppe gilt als erster Schritt hin zu einer Entwicklung eines digitalen Biomarkers für Autismus. Die Identifizierung eines Verhaltensbiomarkers oder einer Kombination von Markern, welche autistische Verhaltensweisen valide abbilden, stellt das langfristige Forschungsziel dar. Solche Biomarker würden die Versorgung von hochfunktionalen Autistinnen und Autisten im Erwachsenenalter verbessern, da damit möglicherweise die Diagnostik schneller und zielgerichteter erfolgen könnte. Ebenfalls wäre eine Anwendung bei der wissenschaftlichen Validierung bestehender sowie die Entwicklung neuer Therapieangebote denkbar. Die Ergebnisse aus dieser Studie sollen hinsichtlich des langfristigen Zieles evaluiert und Empfehlungen für die weiteren Forschungsschritte erarbeitet werden.

2 Material und Methoden

2.1 Studiendesign

Das Studiendesign sah zwei Kohorten vor, zwischen denen der in der Forschungsfrage formulierte Unterschied im Smartphone-Nutzungsverhalten untersucht werden sollte:

1. Kohorte: Erwachsene Personen mit HFA
2. Kohorte: Kontrollgruppe (KG) bestehend aus Personen ohne Autismus oder andere psychische Erkrankungen (Ein- und Ausschlusskriterien auf S. 18)

Eine Beobachtungsstudie war als geeignete Methode ausgewählt worden, um die Forschungsfragen zu untersuchen, da bisher keine Literatur veröffentlicht worden war, welche den Zusammenhang von Autismus bei Erwachsenen und automatisch aufgezeichneten Smartphonedaten beschrieben hatte (Izmailova et al., 2018). Die im Rahmen dieser Arbeit durchgeführte Studie war eingebettet in ein größeres Forschungsprojekt mit dem Titel „Track_Autism“ an der „Ambulanz für Störungen der sozialen Interaktion“ der Abteilung für Allgemeine Psychiatrie 2 des LVR-Klinikums Düsseldorf (Chefarzt: Prof. Dr. Leonhard Schilbach).

Es wurde eine prospektive Kohortenstudie durchgeführt. Der Beobachtungszeitraum war auf 122 Tage festgelegt. Der lange Beobachtungszeitraum wurde gewählt, um eine möglichst eindeutige Aussage über die Nutzungsmuster der Teilnehmenden treffen zu können und Datenvariabilitäten (etwa durch Wochentage, Wetter, individuelle Tagespläne) auszugleichen (Ryding & Kuss, 2020). Der Zeitraum war ebenfalls abgestimmt mit einer anderen Studie im Forschungsprojekt „Track Autism“, wodurch eine Vergleichbarkeit gewährleistet werden soll.

Von den Studienleitern des Forschungsprojekts „Track_Autism“ wurde mithilfe einer Power Analyse berechnet, dass eine Stichprobengröße von mindestens 15 Personen pro Kohorte erforderlich sein würde, um statistisch signifikante Unterschiede ($p < .05$) mit einer kleinen Effektstärke ($d > 0.15$) und einer Power von 95 % zu entdecken. Für die hier beschriebene Studie wurde als Rekrutierungsziel abweichend davon eine Stichprobengröße von 15 Personen mit HFA und 30 neurotypischen Kontrollpersonen vereinbart. Durch die Vergrößerung der Stichprobe der KG war eine genauere Erfassung der Zielvariablen zu erwarten. Die ungleiche Stichprobengröße wurde bei der Wahl der statistischen Methode zur Auswertung der Messdaten berücksichtigt.

Im Rahmen der Studie wurden über einen Zeitraum von vier Monaten ausschließlich quantitative Daten erhoben. Wie in den folgenden Abschnitten beschrieben, wurden die Zielvariablen aus den automatisch aufgezeichneten Smartphonedaten der Teilnehmenden berechnet. Das App-Nutzungsverhalten und die Bewegung pro Tag stellten dabei die statistischen Endpunkte dar. Bei Studieneinschluss wurden darüber hinaus demografische und psychometrische Daten erhoben, welche zur Charakterisierung der Stichproben herangezogen werden konnten.

Der Doktorand war an der Konzeption und Detailplanung des Forschungsprojekts „Track_Autism“ aktiv beteiligt und verfasste gemeinsam mit den Studienleitern das Studienprotokoll. Die Rekrutierung der Teilnehmenden und Erhebung aller Studiendaten führte er selbstständig durch. Bei der Durchführung der statistischen Analyse wurde der Doktorand durch Prof. Dr. Dukart unterstützt. Die gesamte Dateneingabe und -pflege wurde mit dem Programm Microsoft Excel ausgeführt. Die statistische Analyse wurde mit dem Open-Source-Statistikprogramm „Jamovi“ mit der Erweiterung „Linear Models“ berechnet (The jamovi project, 2021).

2.2 Studiendurchführung

2.2.1 Ein- und Ausschlusskriterien

Im Studienprotokoll des Forschungsprojekts waren spezifische Ein- und Ausschlusskriterien festgeschrieben. Demnach musste vor dem Einschluss in die Studie bei allen Studieninteressierten gesichert sein, dass diese volljährig (≥ 18 Jahre), einwilligungsfähig und in Deutschland wohnhaft sind. Zum Zeitpunkt der Rekrutierung stand die für die Datenaufzeichnung verwendete App lediglich für das Betriebssystem „Android“ zur Verfügung (Biomarker Group, 2021). Die Nutzung eines Smartphones mit diesem Betriebssystem war daher ebenfalls eine Voraussetzung, um an der Studie teilnehmen zu können. Vor jedem Einschluss musste eine schriftliche Einwilligung in die Studienteilnahme vorliegen.

Um die Stichprobe von Menschen mit Autismus möglichst repräsentativ zu wählen, wurden lediglich Personen eingeschlossen, welche die Diagnose *frühkindlicher Autismus* oder *Asperger-Syndrom* in der Ambulanz für Störungen der sozialen Interaktion in Düsseldorf erhalten hatten (nach ICD-10: F84.0 oder F84.5). In der Krankenakte der Studieninteressierten wurde überprüft, ob die Ausschlussdiagnosen *Psychose*,

hirnorganische Störung, Suchterkrankung oder *Intelligenzminderung* vermerkt waren (nach ICD-10: F2, F06, F1, F7).

Bei Studieninteressierten der Kontrollgruppe wurden die Ein- und Ausschlusskriterien anamnestisch erfragt. Um den Einfluss möglicher Kovariablen zu minimieren, stellte jegliche psychische Erkrankung in der Vorgeschichte ein Ausschlusskriterium dar.

2.2.2 Rekrutierung

Die Rekrutierung der Autistinnen und Autisten fand in der „Ambulanz für Störungen der sozialen Interaktion“ des LVR-Klinikums Düsseldorf statt.

Die Rekrutierung der Kontrollgruppe fand im universitären Umfeld der Heinrich-Heine-Universität Düsseldorf, am Johanna-Etienne-Krankenhaus Neuss aber auch über eine ländliche Hausarztpraxis statt. Hierfür wurde vom Doktoranden ein Flyer gestaltet (siehe S. 89). Die Stichprobe der Kontrollpersonen sollte sich in den demografischen Variablen „Alter“ und „Geschlecht“ nicht signifikant von der HFA-Stichprobe unterscheiden. Dies wurde bei der Rekrutierung der Kontrollgruppe berücksichtigt.

2.2.3 Studienablauf

Der Studienablauf sah vor, dass ein einmaliges Treffen mit dem Doktoranden erfolgt und dann die Smartphone-Nutzung automatisch im Hintergrund für vier Monate mithilfe der Smartphone-App „JTrack Social“ aufgezeichnet wird.

Für den Einschluss war ein persönlicher Termin vorgesehen. Auf ausdrücklichen Wunsch der Studieninteressierten konnten die erforderlichen Unterlagen aber auch postalisch versendet werden und der Studieneinschluss digital über eine Videokonferenz oder während eines Telefongespräches erfolgen. Inhalt des Erstgesprächs war die Aufklärung über den Zweck und den Ablauf der Studie und welche Daten im Verlauf erhoben werden. Eine freiwillige Einwilligung zur Teilnahme und zur Datenerhebung wurde durch die Studieninteressierten gegeben. Auch wurden die Ein- und Ausschlusskriterien abschließend überprüft.

Bei erfolgreicher Aufnahme in die Studie wurden die demografische Angaben anamnestisch erhoben (S. 20). Die autistische Diagnose wurde, wenn zutreffend, der Krankenakte entnommen. Die psychometrischen Fragebögen (S. 20) wurden in Papierform ausgegeben und durch die Teilnehmenden ausgefüllt. Im Anschluss wurde den Probanden und Probandinnen geholfen, die App „JTrack Social“ auf ihrem

Smartphone zu installieren und richtig einzurichten. Dabei war zu beachten, dass es für eine korrekte Funktion der App notwendig war, Benachrichtigungen, die Standortbestimmung und die Aufzeichnung der Nutzungsaktivitäten zu erlauben. Die Batterieoptimierung musste in den Einstellungen für die App ausgeschaltet werden, sodass keine automatische Abschaltung während der Hintergrundaktivität erfolgte. Den Teilnehmenden wurde gezeigt, wie die Datenaufzeichnung in der App jederzeit gestoppt werden kann.

Nach dem Studieneinschluss zeichnete die App über einen Zeitraum von 122 Tagen automatisch und kontinuierlich die im Studienprotokoll festgehaltenen Daten auf (S. 21). Nach Ablauf dieses Zeitraums wurde die Datenaufzeichnung automatisch angehalten und der Proband oder die Probandin über die Beendigung der Studie informiert.

Für die Teilnahme an der Studie wurden allen Teilnehmenden 15 € als Aufwandsentschädigung ausbezahlt. Die Finanzierung erfolgte über Hausmittel des Forschungszentrums Jülich.

2.3 Datensammlung

2.3.1 Demografische Angaben

Zu Beginn der Studienteilnahme wurden das Alter, das Geschlecht, autistische Diagnosen und allfällige psychiatrische Nebendiagnosen von den Teilnehmenden erfragt, bzw. deren Krankenakte entnommen. Die Ergebnisse wurden tabellarisch festgehalten.

2.3.2 Fragebögen

Mit den gewählten psychometrischen Tests konnte das Ausmaß autistischer Symptome quantifiziert, eine ausgeprägte Intelligenzminderung ausgeschlossen und eine depressive Episode erkannt werden.

Mithilfe des „Autismus-Quotient“ (AQ) - Fragebogens erfolgte die Quantifizierung von Symptomen, welche auf eine ASS hindeuten: reduzierte soziale Fähigkeiten, reduzierte Kommunikationsfähigkeiten, reduzierte Vorstellungskraft, außergewöhnliche Aufmerksamkeit für Details und stark einseitiger Fokus der Aufmerksamkeit (Baron-Cohen et al., 2001). Die Teilnehmenden wurden gebeten, 50 Aussagen auf einer fünfstufigen Likert-Skala zu bewerten („Stimme völlig zu“ bis „Stimme gar nicht zu“). Bei jedem der Items wird in der Auswertung entweder 0 oder 1 Punkt vergeben (siehe Fragebogen und Auswertungsvorgabe im Anhang auf S. 83). Um die Auswertung des

AQ-Fragebogens zu vereinfachen, wurde vom Doktoranden eine digitale Auswertungsvorlage erstellt. Im Tabellenblatt können an der entsprechenden Stelle die Antworten auf die 50 Fragen eingetragen werden. Das Endergebnis wird automatisch aus der Summe der Punkte berechnet (0-50 Punkte). Die Excel-Vorlage wurde als digitaler Anhang dieser Arbeit hinzugefügt (Digitaler Anhang 1, S. 91).

Der Fragebogen „Mehrfachwahl-Wortschatz-Test-B“ (MWT-B) wurde angewendet, um den Intelligenzquotienten (IQ) abzuschätzen. Die Teilnehmenden wurden gebeten, in 37 Zeilen jeweils ein deutsches Wort unter Fantasiewörtern zu finden. Bei der Auswertung wurde überprüft, wie viele der 37 Wörter korrekt erkannt wurden (0-37 Punkte). Mithilfe des Summenwertes aller richtig erkannten Wörter konnte der IQ der Teilnehmenden von einer Normtabelle im Manual abgelesen werden (Lehrl, 1977, S. 37). Die Erfassung des IQ bei wissenschaftlichen Untersuchungen ist sinnvoll, da die Beantwortung von Fragebögen wie dem AQ die Fähigkeit zur Selbstreflexion erfordert, welche bei Personen ab einem IQ > 80 angenommen werden kann (Lehrl, 1977).

Der Fragebogen „Beck-Depression-Inventar II“ (BDI-II) ist ein in psychiatrischen Kliniken weit verbreiteter psychometrischer Test zur Quantifizierung von depressiven Symptomen. Er wird unter anderem beim Therapiemonitoring von antidepressiver Medikation angewendet (Bundesärztekammer, 2022). Die Teilnehmenden werden gebeten, in 21 Kategorien (Traurigkeit, Schuldgefühle, Interessensverlust, etc.) eine für sie passende Aussage auf einer 4 stufigen Likert-Skala (0-3 Punkte) zu wählen. Das Endergebnis stellt der Summenwert aller Punkte dar (0-63 Punkte). Der Fragebogen beinhaltet auch eine Frage nach Suizidgedanken. Wenn Suizidgedanken angegeben wurden, erfolgte eine telefonische Kontaktaufnahme durch den Doktoranden zur weiteren Abklärung. Jederzeit bestand die Möglichkeit zur Rücksprache mit einem Facharzt oder einer Fachärztin für Psychiatrie & Psychotherapie.

2.3.3 Smartphone-App: „JTrack Social“

Für die technische Umsetzung der Datenaufzeichnung über Smartphones stehen zum Beispiel folgende Anwendungen bereit: „JTrack Social“ (Far et al., 2021), „AWARE“ (Ferreira et al., 2015), „RADAR“ (Ranjan et al., 2018), „Beiwe“ (Torous et al., 2016) und „mCerebrum“ (Hossain et al., 2017). Das Programm „JTrack Social“ erscheint in besonderem Maße für die wissenschaftliche Anwendung geeignet, da es hohe Datenschutzstandards und eine leichte Bedienung vereint (Far et al., 2021).

Die Applikation „JTrack Social“ wurde am Forschungszentrum Jülich entwickelt und steht als Open-Source Software den Teilnehmenden und dem Forschungsteam kostenlos zur Verfügung (Arbeitsgruppe „Digitale Biomarker“, Leiter: Prof. Dr. Jürgen Dukart). Die Entwickler erläutern in ihrer Publikation die Funktionsweise und die Bedienung des Tools (Far et al., 2021). Für Forschende steht das „JTrack Dashboard“ zur Verfügung. Dort konnte während des Studienaufnahmegesprächs ein individueller QR-Code generiert werden. Dieser musste von den Teilnehmenden über die Kamera des Smartphones eingescannt werden, um die Datenaufzeichnung zu initiieren. Online konnte über das „JTrack Dashboard“ jederzeit eingesehen werden, wann die Aufzeichnung gestartet wurde, die letzte Datenübertragung stattfand und das geplante Ende der Aufzeichnung war. Über dieses Tool konnte die Datenaufzeichnung bei Bedarf auch gestoppt werden (z.B. beim Rückzug der Einwilligung zur Teilnahme an der Studie).

Im Studienprotokoll des Forschungsprojekts „Track_Autism“ wurde festgehalten, welche Daten mithilfe der Smartphone-App aufgezeichnet werden durften. Die Entwickler der App passten die Funktionsweise an diese Vorgaben an, sodass darüber hinaus keine Daten aufgezeichnet wurden. Folgende Teilbereiche der Smartphone-Nutzung wurden erfasst:

- Applikationsnutzung: Es wurde der Name und die Nutzungsdauer pro Tag [Minuten] von jeder im Vordergrund aktiven App aufgezeichnet. Die Aufzeichnung von Inhalten der Interaktion innerhalb einer App, Spracheingaben oder Kameraaufzeichnungen waren ausgeschlossen. Daten dieser Kategorie wurden für die Überprüfung der ersten Hypothese dieser Arbeit herangezogen.
- Aktivitätserkennung: Die App erkannte mithilfe der in den Smartphones verbauten Sensoren automatisch Aktivitäten aus den Kategorien „Stehen“, „Gehen“, „Laufen“, „Fahrradfahren“, „Telefon in der Hand halten“ und „Autofahren“. Für jede Kategorie wurde die Dauer pro Tag [Minuten] aufgezeichnet. Die ersten vier Kategorien dieses Teilbereichs wurden für die Überprüfung der zweiten Hypothese dieser Arbeit herangezogen.
- Bewegungserkennung: Die GPS-Ortung des Smartphones wurde genutzt, um kontinuierlich eine relative Positionsveränderung [Meter] aufzuzeichnen. Der genaue Aufenthaltsort wurde dabei nicht erfasst. Daten dieses Teilbereichs waren für die in dieser Arbeit untersuchte Forschungsfrage nicht relevant.

Die aufgezeichneten Daten wurden von der App zunächst lokal auf den Endgeräten der Teilnehmenden zwischengespeichert. Sobald eine WLAN-Verbindung aufgebaut wurde, fand eine verschlüsselte Übertragung der Daten an einen Server des Forschungszentrums Jülich statt. Im Anschluss wurden alle Forschungsdaten auf dem Smartphone automatisch gelöscht, sodass der Speicherplatz des Geräts wieder freigegeben war. Eine Übertragung der Daten über das mobile Netz war nur möglich, wenn die Teilnehmenden dies in der App aktiv angefordert hatten.

Während der Datenaufzeichnung wurde vom Doktoranden mindestens einmal wöchentlich im „JTrack Dashboard“ überprüft, wann die letzte Datenübertragung der Teilnehmenden an den Server stattgefunden hatte. Bei fehlender Übertragung in den vorangegangenen zwei Wochen erfolgte eine Kontaktaufnahme, um die Ursache zu eruieren. Als mögliche Fehlerquellen konnte eine falsche Einstellung der Batterieoptimierung oder eine fehlende WLAN Verbindung über einen längeren Zeitraum eruiert werden. War ein vorzeitiges Studienende gewünscht, wurde die Datenaufzeichnung im „JTrack Dashboard“ remote gestoppt.

2.3.4 Pseudonymisierung

Für die individuelle Zuordnung aller Daten wurde den Teilnehmenden bei Studieneinschluss eine individuelle Studien-ID zugeordnet. Diese zufällige vierstellige Zahl wurde in einem passwortgesicherten Dokument auf einem Server des LVR-Klinikums Düsseldorf den Klarnamen zugeordnet. Alle Studiendaten lagen demnach während der Studie in pseudonymisierter Form vor. Die Verknüpfung mit dem Klarnamen war notwendig, da die Ergebnisse der Fragebögen nach der Auswertung den demografischen Informationen und den Smartphonedaten zugeordnet werden mussten. Dies ermöglichte ebenfalls eine individuelle Kontaktaufnahme von Teilnehmenden bei Übertragungsproblemen während der viermonatigen Datenaufzeichnung. Die beantworteten Fragebögen in Papierform sowie die unterschriebenen Einwilligungserklärungen wurden im LVR-Klinikum Düsseldorf ausschließlich unter Angabe der Klarnamen archiviert.

Der Zuordnungsschlüssel der Teilnehmenden wurde spätestens einen Monat nach dem Ende der Datenaufzeichnung gelöscht. Bis zu diesem Zeitpunkt konnte eine Löschung von allen Studiendaten beantragt werden. Danach lagen alle Studiendaten in vollständig anonymisierter Form vor, eine Zuordnung von Studiendaten zu einer Person war nicht mehr möglich.

2.4 Datenanalyse

2.4.1 Datenaufbereitung

Die zuvor beschriebenen Rohdaten wurden von der Smartphone-App „JTrack Social“ automatisch an das Forschungszentrum Jülich übermittelt. Aus diesen mussten die für diese Arbeit relevanten Zielvariablen der App-Nutzung sowie die Bewegung pro Tag berechnet werden. Im ersten Schritt erfolgte eine Aufbereitung der Rohdaten.

Eine Kategorisierung der verwendeten Apps ermöglichte die Vereinheitlichung der individuellen Nutzung der Smartphones in den für diese Studie relevanten Teilbereichen und damit eine gruppenspezifische Auswertung der Nutzungszeiten. Das Betriebssystem Android bietet die Möglichkeit, einige Standard-Apps zu nutzen. Die meisten Nutzer und Nutzerinnen machen jedoch von der Möglichkeit Gebrauch, sich im „Google Play Store“ weitere Apps nach ihren individuellen Nutzungsanforderungen herunterladen zu können. Die Smartphone-App „JTrack Social“ übermittelte wie oben beschrieben den Namen jeder verwendeten App und wie lange diese pro Tag genutzt wurde. Die Vielzahl an Apps, welche von den Teilnehmenden genutzt wurde, machte eine Kategorisierung notwendig. Erst dadurch konnten generelle Aussagen über das App-Nutzungsverhalten getroffen werden.

Die Applikationen, welche im „Google Play Store“ heruntergeladen werden können, wurden bei der Veröffentlichung nicht einer vordefinierten Kategorie zugeordnet. Es mussten für diese Studie daher zunächst Kategorien definiert werden, welche für die Fragestellung der Arbeit eine Relevanz darstellen. Bei der Auswahl waren die in der Einleitung beschriebenen Besonderheiten der Kommunikation und sozialen Interaktion von Autistinnen und Autisten berücksichtigt worden. Wenngleich bisher keine Informationen betreffend das Smartphone-Nutzungsverhalten von Erwachsenen mit HFA veröffentlicht wurden, war für die folgenden Kategorien ein Unterschied zwischen den Kohorten für wahrscheinlich gehalten worden:

- „Soziale Plattformen“: Dieser Kategorie wurden Apps zugeordnet, die es den Nutzenden erlauben, Inhalte (Text, Video, Audio) einer begrenzten Gruppe oder öffentlich zugänglich zu machen, um damit soziale Beziehungen aufzubauen und zu pflegen (Schmidt & Taddicken, 2017, S. 23). Die App „Facebook“ ist zum Beispiel in diese Kategorie sortiert worden.

- „Kommunikation_Verbal“: Apps, die ausschließlich eine direkte, mündliche Kommunikation ermöglichen, wurden dieser Kategorie zugeordnet. Die App „Telefon“ ist auf jedem mobilen Endgerät installiert und stellt ein Beispiel für diese Kategorie dar.
- „Kommunikation_Schriftlich“: Wenn die Anwendungsmöglichkeit ausschließlich den schriftlichen Austausch beinhaltet, wurde diese Kategorie vergeben. Mail-Programme wie zum Beispiel „Google-Mail“ waren typische Vertreter dieser Kategorie.
- „Kommunikation_Gemischt“: Viele Applikationen bieten die Möglichkeit von sowohl verbaler als auch schriftlicher Kommunikation. In Abgrenzung zu „sozialen Plattformen“ werden diese Applikationen nicht primär für die (teil-) öffentliche Interaktion benutzt. Ein Beispiel hierfür wäre die Kommunikations-App „Signal“.
- „Video/Musik/Lesen“: Wenn über eine Applikation primär Inhalte passiv rezipiert werden, wurde diese Kategorie vergeben. Die Möglichkeit sich über diese Inhalte (zum Beispiel in einer Kommentarspalte) auszutauschen, wurde in der Bewertung vernachlässigt. Der Streamingdienst „Spotify“ stellt beispielsweise eine Applikation zur Verfügung, welche in diese Kategorie fällt.
- „Spiele“: Digitale Spiele sind regelbasierte Systeme, mit welchen zum Beispiel über eine Bildschirmeingabe interagiert werden kann (Juul, 2003). Das Spiel „Schach“ ist in seiner digitalen Form als App in diese Kategorie sortiert worden.

Die Kategorisierung einer App (vgl. Abb. 1) wurde vom Doktoranden wie folgt durchgeführt: Zunächst wurde der Name der App in das Suchfeld des „Google Play Stores“ (<https://play.google.com>) eingegeben. Es folgte eine Analyse der App-Beschreibung. Wenn aufgrund der darin enthaltenen Informationen eine eindeutige Nutzungsbestimmung erkennbar war, erfolgte eine dazu passende Einteilung. Neben den für diese Arbeit relevanten Kategorien (siehe oben), war dabei auch die Einteilung in „System“ und „Andere“ möglich. „System“ beinhaltet alle Apps, über die Funktionen des Smartphones beeinflusst werden können (z.B. die App „Einstellungen“). „Andere“ war für Apps vorgesehen, für die bisher keine Kategorie definiert wurde. Wenn eine Nutzungsbestimmung aus der App-Beschreibung nicht eindeutig erkennbar war oder der Namen der verwendeten App im „Google Play Store“ nicht zu finden war, wurde die Kategorie „Sonstige“ vergeben. Jede App wurde ausschließlich einer Kategorie

zugeordnet. Einem Tabellenblatt im Anhang kann die Zuteilung jeder App zu einer Kategorie entnommen werden (Digitaler Anhang 2, S. 91).

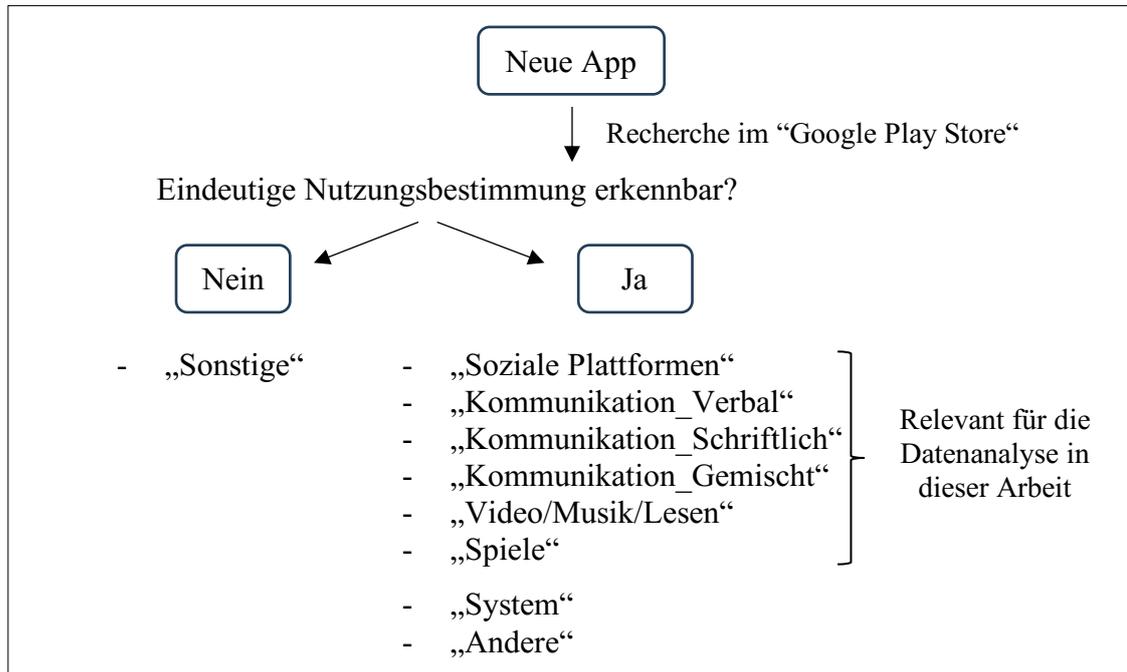


Abb. 1: Methodisches Vorgehen bei der App-Kategorisierung. Aus der App-Beschreibung im „Google Play Store“ wurde für jede App die Nutzungsbestimmung recherchiert. Es erfolgte eine Einteilung in eine der neun dargestellten Kategorien (in Anführungszeichen).

Anhand der vorgenommenen Kategorisierung wurde aus den Rohdaten der Smartphone-Nutzung für alle Teilnehmenden berechnet wie lange pro Tag Apps jeder Kategorie genutzt wurden [Minuten]. Der Programmiercode, der die Summe der Nutzungszeit, aller in einer Kategorie befindlichen Apps – jeweils pro Tag und Teilnehmenden – berechnet, wurde freundlicherweise von Prof. Dr. Dukart zur Verfügung gestellt. Für die statistische Auswertung der Kommunikation über Smartphones war neben den Subgruppen der verbalen und schriftlichen auch die gesamte Kommunikationsdauer pro Tag relevant. Daher wurde die Summe von „Kommunikation_Gemischt“, „Kommunikation_Verbal“ und „Kommunikation_Schriftlich“ berechnet und pro Tag und Teilnehmenden in die Kategorie „Kommunikation_Gesamt“ eingetragen. Für die Überprüfung der ersten Hypothese wurde neben den zuvor beschriebenen Teilbereichen der App-Nutzung auch die gesamte Nutzungsdauer des Smartphones pro Tag als Zielvariable berechnet. Die „Nutzungszeit gesamt“ wurde für jeden Studientag und jede Person aus der Summe aller neun Kategorien berechnet.

Neben der App-Nutzung wurden von der Smartphone-App auch Daten zu verschiedenen Aktivitäten an den Forschungsserver übermittelt. Die Zeiten, bei denen das Smartphone „Stehen“, „Gehen“, „Laufen“ oder „Fahrradfahren“ detektiert hat, wurden summiert und die Dauer pro Tag und Teilnehmenden in der Zielvariable „Bewegung“ ausgegeben [Minuten].

Für die deskriptive Beschreibung der Studiendaten war es angezeigt, die Vollständigkeit der Datenerhebung durch die Smartphone-App „JTrack Social“ darzustellen. Dies gelang mit einer Analyse der täglich aufgezeichneten Datenpunkte. Datenpunkte wurde getrennt nach App-Nutzungs- und Aktivitätsdaten erfasst. Ein Beispiel eines Datenpunktes wäre, dass eine Teilnehmerin am 5. Tag der Studienteilnahme von 14:32 – 14:43 Uhr die App „Telefon“ benutzt hat.

Alle für die Datenanalyse dieser Arbeit relevanten Daten wurden tabellarisch erfasst. Für jede Variable war eine Spalte reserviert (vgl. Tabelle 2). Alle Daten eines Studientages und von einer Person wurden jeweils in einer Zeile notiert. Bei einer vollständigen Studienteilnahme waren demnach 122 Zeilen einer Person zugeordnet.

Variable	Berechnung / Beschreibung	Einheit	Skalenniveau
ID	Zufällige, vierstellige Studien-ID		ID
JTrack Nummer	Fortlaufende Zahl		ID
Kohorte	HFA (Menschen mit hochfunktionalem Autismus) oder KG (Kontrollgruppe)		Nominal
Alter		Jahre	Kontinuierlich
Geschlecht	m (männlich), w (weiblich), d (divers)		Nominal
HD	Hauptdiagnose: F84.5 oder F84.0	ICD-10-Code	Nominal
ND 1	Psychiatrische Nebendiagnose 1	ICD-10-Code	Nominal
ND 2	Psychiatrische Nebendiagnose 2	ICD-10-Code	Nominal
AQ	Summenwert	Punkte	Kontinuierlich
MWT-B	Summenwert	Punkte	Kontinuierlich
IQ	MWT-B Summe angepasst nach der Normtabelle im Manual (Lehrl, 1977, S. 37)		Kontinuierlich

Variable	Berechnung / Beschreibung	Einheit	Skalenniveau
BDI-II	Summenwert	Punkte	Kontinuierlich
Start	Studieneinschluss	Datum	Nominal
Ende	Studienende	Datum	Nominal
Tag	Studientag: 1-122		Kontinuierlich
Datenpunkte_App-Nutzung	Smartphonedaten	Datenpunkte pro Tag	Kontinuierlich
Soziale Plattformen	App-Nutzung	Min pro Tag	Kontinuierlich
Kommunikation_Gemischt	App-Nutzung	Min pro Tag	Kontinuierlich
Kommunikation_Verbal	App-Nutzung	Min pro Tag	Kontinuierlich
Kommunikation_Schriftlich	App-Nutzung	Min pro Tag	Kontinuierlich
Kommunikation_Gesamt	App-Nutzung; Summe aus den drei Variablen darüber	Min pro Tag	Kontinuierlich
Video/Musik/Lesen	App-Nutzung	Min pro Tag	Kontinuierlich
Spiele	App-Nutzung	Min pro Tag	Kontinuierlich
Andere	App-Nutzung	Min pro Tag	Kontinuierlich
System	App-Nutzung	Min pro Tag	Kontinuierlich
Unbekannt	App-Nutzung	Min pro Tag	Kontinuierlich
Nutzungszeit gesamt	App-Nutzung	Min pro Tag	Kontinuierlich
Datenpunkte_Aktivität	Smartphonedaten	Datenpunkte pro Tag	Kontinuierlich
Stehen	Aktivität	Min pro Tag	Kontinuierlich
Gehen	Aktivität	Min pro Tag	Kontinuierlich
Laufen	Aktivität	Min pro Tag	Kontinuierlich
Fahrradfahren	Aktivität	Min pro Tag	Kontinuierlich
Bewegung	Aktivität; Summe aus den vier Variablen darüber	Min pro Tag	Kontinuierlich

Tabelle 2: Eine Erläuterung aller erhobenen Variablen. Alle fett geschriebenen Variablen entsprechen Zielvariablen. In der zweiten Spalte ist die Beschreibung und/oder die Berechnung der entsprechenden Variable angegeben. Für jede Variable kann - wenn zutreffend - die Einheit und das Skalenniveau abgelesen werden.

Nachdem alle Studiendaten in einem Tabellenblatt zusammengetragen wurden, mussten letzte Modifikationen als Vorbereitung auf die Datenanalyse durchgeführt werden. Dies beinhaltete neben der Festlegung des Skalenniveaus für alle Variablen (vgl. Tabelle 2) die im folgenden beschriebenen Maßnahmen.

Bei der Durchführung der Studie wurde versucht, den Einfluss von bekannten Kovariablen auf die Zielvariablen möglichst klein zu halten. Eine Kovariable, die nach der aktuellen Literatur die soziale Kommunikation über Smartphones beeinflusst, ist die Diagnose einer depressiven Störung (Rohani et al., 2018). Um diesen bekannten Einfluss auf die weitere Analyse so klein wie möglich zu halten, wurden depressive Symptome bei Studieneinschluss mit dem BDI-II Fragebogen erfasst. Alle Teilnehmenden, bei denen aufgrund des Testergebnisses eine depressive Episode angenommen werden konnte, wurden von der Datenauswertung ausgeschlossen. Bisher gibt es keine Studien, welche die statistischen Maße *Spezifität* und *Sensitivität* von unterschiedlichen Grenzwerten des Tests untersucht haben. Der Grenzwert sollte ausreichend hoch sein, um die falsch positiven Ergebnisse statistisch sehr unwahrscheinlich zu halten. Nach Rücksprache mit dem Autor des Testmanuals wurde ein Cut-off von >24 Punkten festgelegt. Ab diesem Wert ist aus dessen klinischer Erfahrung eine depressive Episode mit sehr hoher Wahrscheinlichkeit anzunehmen (Hautzinger et al., 2006).

Bei der Betrachtung der Forschungsdaten ließen sich in ausgewählten Fällen die aufgezeichneten Daten nicht durch eine übliche Nutzung der Smartphones erklären. Dies hat zum einen eine aufgezeichnete „Nutzungszeit gesamt“ von über 1000 Minuten an einem Tag betroffen. Es ist davon auszugehen, dass eine aktive Nutzung des Mobilgeräts von über 16.5 Stunden nicht möglich ist. Eine Erklärung für solche Messdaten, wäre ein Update oder eine andere falsch zugeordnete Hintergrundaktivität. An den betreffenden Tagen wurde für alle Kategorien der App-Nutzung und bei „Datenpunkte_App-Nutzung“ fehlende Daten eingetragen. Zum anderen müssten nach einer Information der App-Entwickler bei einer korrekten Messung der Aktivitäten mindestens zehn Datenpunkte übermittelt werden. Dies sollte selbst der Fall sein, wenn das Smartphone nicht genutzt wird. Da in diesem Fall die Aktivität „Gehen“ zum Beispiel nicht erkannt wird, sollte die Dauer von 0 Minuten in dieser Kategorie aufgezeichnet werden. An Tagen mit weniger als zehn Datenpunkten bei der Aktivitätsaufzeichnung wurden für alle Kategorien der Aktivitäten und bei „Datenpunkte_Aktivität“ fehlende Daten eingetragen. Zusammengefasst lagen vollständige Daten an einem Studientag vor, wenn bei

„Datenpunkte_App-Nutzung“ und „Datenpunkte_Aktivität“ nach der Bearbeitung keine fehlenden Daten notiert waren.

2.4.2 Auswertung der demografischen und psychometrischen Daten

Um die Ergebnisse des Smartphone-Nutzungsverhaltens der beiden Stichproben bewerten zu können, war eine Beschreibung der beiden Kohorten anhand deren demografischen und psychometrischen Eigenschaften angezeigt.

Zur näheren Beschreibung der HFA-Stichprobe wurde die Häufigkeitsverteilung der beiden autistischen Diagnosen (*Frühkindlicher Autismus* und *Asperger-Syndrom*) dargestellt und die Nebendiagnosen qualitativ analysiert. Die Geschlechterverteilung der Teilnehmenden wurde für jede Kohorte ermittelt und in einem Balkendiagramm grafisch dargestellt.

Die Variablen „Alter“, „IQ“ und „AQ“ hatten ein kontinuierliches Skalenniveau. In der jeweiligen deskriptiven Statistik konnte daher ein Mittelwert (M) und eine Standardabweichung (SD) berechnet werden (Harms, 2019, S. 28 ff.). Die statistischen Kennzahlen Minimum, erstes Quartil, Median, drittes Quartil und Maximum wurden mithilfe von Box-Plots visualisiert. Mithilfe einer induktiven Teststatistik konnte der Unterschied zwischen den Autistinnen und Autisten und der KG berechnet werden. Dazu mussten zunächst die Grundannahmen für jede der drei Variablen überprüft werden (Weiß, 2019, S. 59). Die Voraussetzung von unabhängigen Stichproben wurde in allen Fällen für gegeben erklärt. Die Streuung der Messwerte um den Mittelwert (Varianz) wurde als ungleich zwischen den Kohorten angenommen. Um die Annahme der Normalverteilung zu überprüfen, konnte der Shapiro-Wilk-Test angewendet werden (Shapiro & Wilk, 1965). Bei einer Signifikanz im Shapiro-Wilk-Test von $p \geq .05$ wurde die Annahme der Normalverteilung beibehalten, bei einem $p < .05$ musste von einer anderen Verteilung ausgegangen werden. Für die Berechnung des Unterschieds zwischen den beiden Kohorten wurde bei Annahme einer Normalverteilung der Welch's Test (Welch, 1947), im gegenteiligen Fall der Mann-Whitney Test (Mann & Whitney, 1947) herangezogen.

2.4.3 Auswertung der Smartphonedaten

Nach den bisher erfolgten Vorbereitungen konnten im nächsten Schritt die erhobenen Smartphonedaten untersucht werden. Dazu wurden zunächst die beiden Stichproben

mithilfe der Variablen beschrieben, um dann auf das Vorliegen eines wahren Unterschiedes zwischen den Grundgesamtheiten hin zu testen.

Die deskriptive Analyse der App-Nutzung beider Kohorten beinhaltete die grafische Darstellung der Nutzungszeiten und die Berechnung statistischer Kennwerte. Mithilfe von Kreisdiagrammen ließ sich darstellen, welcher Anteil der durchschnittlichen gesamten Nutzungszeit auf welche Kategorie entfallen war. Für die Zielvariablen der App-Nutzung wurden die statistischen Größen Mittelwert, Median, Standardabweichung, Minimum und Maximum berechnet (vgl. S. 15).

Die erste Hypothese, die diese Arbeit zu überprüfen versucht, besagt, dass es einen statistisch signifikanten Unterschied zwischen dem automatisch aufgezeichneten App-Nutzungsverhalten am Smartphone zwischen Menschen mit HFA und neurotypischen Kontrollpersonen gibt. Um den in der Hypothese postulierten Unterschied untersuchen zu können, wurden gemischte lineare Modelle gewählt. Das Studiendesign führte dazu, dass wiederholte Messungen bei der gleichen Person gemacht wurden, die Stichproben unterschiedlich groß waren und einige Datenpunkte nicht aufgezeichnet wurden. Gemischte lineare Modelle sind geeignet, um diese Besonderheiten bei der Auswertung zu berücksichtigen (Fahrmeir et al., 2009, S. 253).

Die Variablen „Geschlecht“ und „Kohorte“ sind nominal skaliert und beschreiben einen qualitativen Unterschied der Daten. Sie flossen daher als Faktoren in die Analyse mit ein. Die Variablen „Tag“ und „Alter“ sind kontinuierlich skaliert und wurden in der Analyse als Kovariablen berücksichtigt. Sie stellten einen quantitativen Unterschied der Daten dar. Die Faktoren und Kovariablen stellen in der Analyse die fixen Einflussfaktoren dar. Der y-Achsenabschnitt der Variable „ID“ wurde in der Analyse als zufälliger Einflussfaktor berücksichtigt. Gemischte lineare Modelle zeichnet sich dadurch aus, dass fixe und zufällige Variablen gleichzeitig in die Berechnung miteinbezogen werden können. Für alle Zielvariablen wurde demnach folgende Teststatistik berechnet:

$$\text{Zielvariable} \sim 1 + \text{Geschlecht} + \text{Kohorte} + \text{Alter} + \text{Tag} + (1 | \text{ID})$$

Die Teststatistik berechnete einen Unterschied im Mittelwert bei einem untersuchten Effekt von „KG“ minus „HFA“. Bei allen Zielvariablen, für die ein $p < .05$ berechnet wurde, wurde eine Grafik angefertigt, welche die durchschnittliche Nutzungszeit in der entsprechenden Kategorie jeweils für die Stichprobe von erwachsenen, hochfunktionalen Autistinnen und Autisten und die KG im Verlauf der Studiendauer visualisiert. Da sieben Zielvariablen für diese Hypothese untersucht wurden, ist das Signifikanzniveau gemäß

Bonferroni-Korrektur auf $\alpha = 0.007$ angepasst worden (Berechnung: $0.05 / 7 = 0.007$; Harms, 2019, S. 188).

Die Effektstärke einer Teststatistik wurde nach einer Formel von Jacob Cohen mithilfe des t -Werts und der Freiheitsgrade berechnet (Becker, 1998). Dazu wurde folgende Formel verwendet: Cohen's $d = \frac{2t}{\sqrt{\text{degrees of freedom (df)}}}$.

Kongruent zu dem Vorgehen bei der App-Nutzung wurden die Daten der Aktivitäten der Teilnehmenden analysiert. Die statistischen Kennwerte der Aktivitäten und der Variable „Bewegung“ wurden berechnet. Die Dauer der täglichen Bewegung wurde mithilfe eines Box-Plots visualisiert.

Die zweite Hypothese, die diese Arbeit zu überprüfen versucht, besagt, dass es einen statistisch signifikanten Unterschied bei der automatisch über Smartphones aufgezeichneten Bewegung pro Tag zwischen Erwachsenen mit HFA und neurotypischen Kontrollpersonen gibt. Die statistische Vorgehensweise bei der Berechnung war ident mit dem Vorgehen bei der Analyse der App-Nutzung. Da jedoch lediglich der Einfluss der beiden Kohorten auf die Variable „Bewegung“ berechnet wurde, ist das Signifikanzniveau für diese Hypothese auf $\alpha = 0.05$ festgesetzt worden.

Neben den bereits beschriebenen primären Analysen wurde in einer Post-Hoc Analyse der Einfluss der Variable „Geschlecht“ auf die Zielvariablen untersucht. Dabei waren Gesamtunterschiede in der Smartphone-Nutzung zwischen den Geschlechtern untersucht worden. Mit dieser Analyse war es nicht möglich, gruppenspezifische Aussagen getrennt nach Kohorten zu treffen. Für die Analyse wurden abermals gemischte lineare Modelle berechnet, bei denen der Effekt der Geschlechtszugehörigkeit („männlich“ minus „weiblich“) auf die Zielvariablen der App-Nutzung und die Bewegung untersucht wurde. Das Signifikanzniveau für die Analyse von acht abhängigen Variablen wurde gemäß Bonferroni-Korrektur auf $\alpha = 0.006$ festgelegt (Berechnung: $0.05 / 8 = 0.006$).

2.5 Ethikvotum

Für diese Studie wurde von der Ethikkommission der Heinrich-Heine-Universität Düsseldorf ein positives Ethikvotum gewährt (Studien-Nr.: 2021-1597).

Die Studie wurde beim deutschen Register für klinische Studien unter der Nummer „DRKS00027034“ registriert.

3 Ergebnisse

3.1 Rekrutierung, Studienzeitraum und Dropouts

In diesem Abschnitt werden die Ergebnisse der Studiendurchführung dargelegt, die dem Zweck dienen, den zeitlichen und räumlichen Rahmen der Studie einordnen und die Qualität der Rekrutierung bewerten zu können.

Die Rekrutierung für die Studie begann im Dezember 2021. Es wurden insgesamt 94 Autistinnen und Autisten gefragt, ob sie Interesse an einer Studienteilnahme hätten (vgl. Tabelle 3). Das Rekrutierungsziel von 15 Zusagen für diese Kohorte wurde erreicht. Rund ein Viertel der Kontaktaufnahmen wurden mit einer Absage beantwortet. Gründe für die Ablehnung waren, wenn angegeben, dass das Smartphone nicht genutzt werde, eine generelle technische Überforderung vorliege oder Datenschutzbedenken bestehen würden.

Rückmeldung	Personen	Anteil an allen Kontaktaufnahmen
Zusage	15	16 %
Zusage ohne Android-Smartphone	9	10 %
Absage	23	24 %
Fehlende Rückmeldung	47	50 %
Summe der Kontaktaufnahmen	94	

Tabelle 3: Rücklauf bei der Rekrutierung von Erwachsenen mit HFA.

Zeitgleich mit der Rekrutierung der ersten Kohorte wurde eine alters- und geschlechts-gematchte Kontrollgruppe rekrutiert. Es gelang, 30 neurotypische Kontrollpersonen für die Teilnahme an der Studie zu gewinnen.

Der erste Studieneinschluss erfolgte am 23.12.2021 und der letzte am 21.03.2022, sodass die gesamte Rekrutierung nach 117 Tagen abgeschlossen war. Aufgrund einer individuellen Studiendauer von 122 Tagen war der letzte Tag, an dem Studiendaten aufgezeichnet wurden, der 03.08.2022. Der gesamte Zeitraum der Datenaufzeichnung betrug demnach 229 Tage (ca. 8 Monate).

40 von 45 Teilnehmenden (89 %) hatten die vorgesehene Dauer von vier Monaten an der Studie mitgewirkt (vgl. Tabelle 4). Fünf Personen (11 %) hatten die Teilnahme an der Studie vorzeitig abgebrochen. Eine Person darunter hatte die vorzeitige Löschung aller bisher erhobenen Studiendaten beim Doktoranden beantragt. Unter den verbleibenden

vier Teilnehmenden betrug die minimale Studiendauer 55 Tage. Da dies weiterhin einen ausreichend repräsentativen Zeitraum umfasste, wurden die Studiendaten mit Zustimmung der betreffenden Teilnehmenden in die Analyse miteinbezogen.

122 Tage	Kohorte	Anzahl [Teilnehmende]	Anteil am n der Kohorte	Anteil am n der Studie
Erreicht	HFA	13	87 %	89 %
	KG	27	90 %	
Nicht erreicht	HFA	2	13 %	11 %
	KG	3	10 %	

Tabelle 4: Analyse der vollständigen Studienteilnahme. Der Tabelle ist zu entnehmen, wie viele Teilnehmende die angestrebte Studiendauer von 122 Tagen erreicht bzw. nicht erreicht haben. HFA: $n = 15$, KG: $n = 30$, Summe: $n = 45$.

Alle Teilnehmenden füllten den Fragebogen BDI-II vollständig aus. Bei einer Person der HFA-Stichprobe wurde ein Summenwert von 37 Punkten (Cut-off: > 24 Punkte) errechnet. Der sich daraus ergebende Hinweis auf eine schwere depressive Störung deckte sich mit der anamnestischen Angabe der Person, wonach eine rezidivierende depressive Störung vorbeschrieben war. Die Daten dieser Person wurden daher in die weitere Analyse nicht miteinbezogen. Vier Personen hatten im Fragebogen angegeben, dass sie Suizidgedanken hätten. Die betreffenden Personen wurden daraufhin telefonisch kontaktiert. Ein weiterer akuter Unterstützungsbedarf war bei keiner Person gegeben.

3.2 Ergebnisse der demographischen und psychometrischen Daten

Insgesamt konnten die Daten von 13 Autistinnen und Autisten und 30 neurotypischen Kontrollpersonen für diese Studie analysiert werden. Zunächst werden die demographischen und psychometrischen Daten von Menschen mit HFA mit denen der KG verglichen, um die Datensätze an Smartphonedaten besser einordnen zu können. Erfreulicherweise hatten alle Teilnehmenden Angaben zu ihren psychiatrischen Haupt- und Nebendiagnosen, ihrem Alter und ihrem Geschlecht gemacht und vollständig ausgefüllte Fragebögen abgegeben.

Über die Ambulanzdokumentation war bei der „HFA“-Kohorte zu erheben, dass bei zwei Teilnehmenden die Diagnose „Frühkindlicher Autismus“ vergeben wurde. Die übrigen 11 Personen hatten nach ICD-10 die Diagnose „Asperger-Syndrom“ erhalten. Zehn Autistinnen und Autisten gaben an, keine psychiatrische Nebendiagnose zu haben. Bei

einer Person war eine soziale Phobie bekannt und die Therapie einer leichten depressiven Episode eingeleitet worden. Zwei weitere Personen gaben an, die Diagnose einer rezidivierenden depressiven Störung zu haben. Keine der Personen, welche eine depressive Störung angegeben hatte, erreichte einen Summenscore im BDI-II Fragebogen von über 24 Punkten. Bei den Personen der KG wurden gemäß Ein- und Ausschlusskriterien keine psychiatrischen Haupt- und Nebendiagnosen festgestellt.

Die Geschlechtsverteilung zwischen den Kohorten war proportional zur Gruppengröße (vgl. Tabelle 5 und Abb. 2). Insgesamt wurden annähernd doppelt so viele Männer wie Frauen in die Studie eingeschlossen. Das Geschlecht „divers“ wurde von niemandem angegeben.

	Frauen	% von <i>n</i>	Männer	% von <i>n</i>	<i>n</i>
HFA	3	23 %	10	77 %	13
KG	10	33 %	20	67 %	30
Gesamt	13	30 %	30	70 %	43

Tabelle 5: Absolute und relative Geschlechterverteilung der Stichproben.

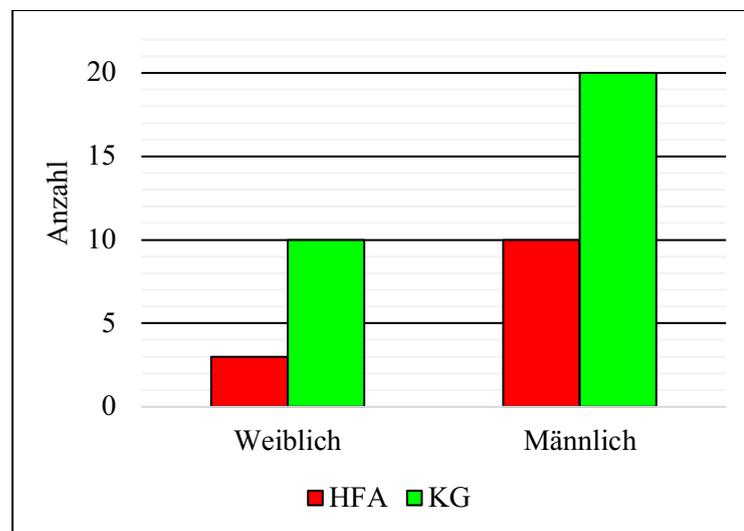


Abb. 2: Anzahl von Männern und Frauen in beiden Kohorten.

Das Alter der Teilnehmenden variierte zwischen 19 und 67 Jahren (vgl. Tabelle 6 und Abb. 3). Der Mittelwert und die Standardabweichung der Variable „Alter“ war für die beiden Kohorten sehr ähnlich. Für die Daten der Variable konnte bei beiden Stichproben ein $p < .05$ mithilfe des Shapiro-Wilk Tests berechnet werden. Aufgrund dessen wurde die Annahme einer Normalverteilung der Datensätze verworfen und ein ungerichteter Mann-Whitney-U Test für die Berechnung von Gruppenunterschieden verwendet.

Mithilfe dieser induktiven Teststatistik wurde die Vermutung bestätigt, dass kein statistisch signifikanter Unterschied zwischen den beiden Kohorten hinsichtlich der Variable „Alter“ besteht [Alternativhypothese (H_a): M von HFA \neq M von KG; $U = 171$, $p = .525$].

Kohorte	N	Mittelwert	Median	Standardabweichung	Minimum	Maximum
HFA	13	36.2	30	14.5	22	67
KG	30	33.4	26.5	14.2	19	67

Tabelle 6: Statistische Kennwerte betreffend die Variable „Alter“ für beide Kohorten.

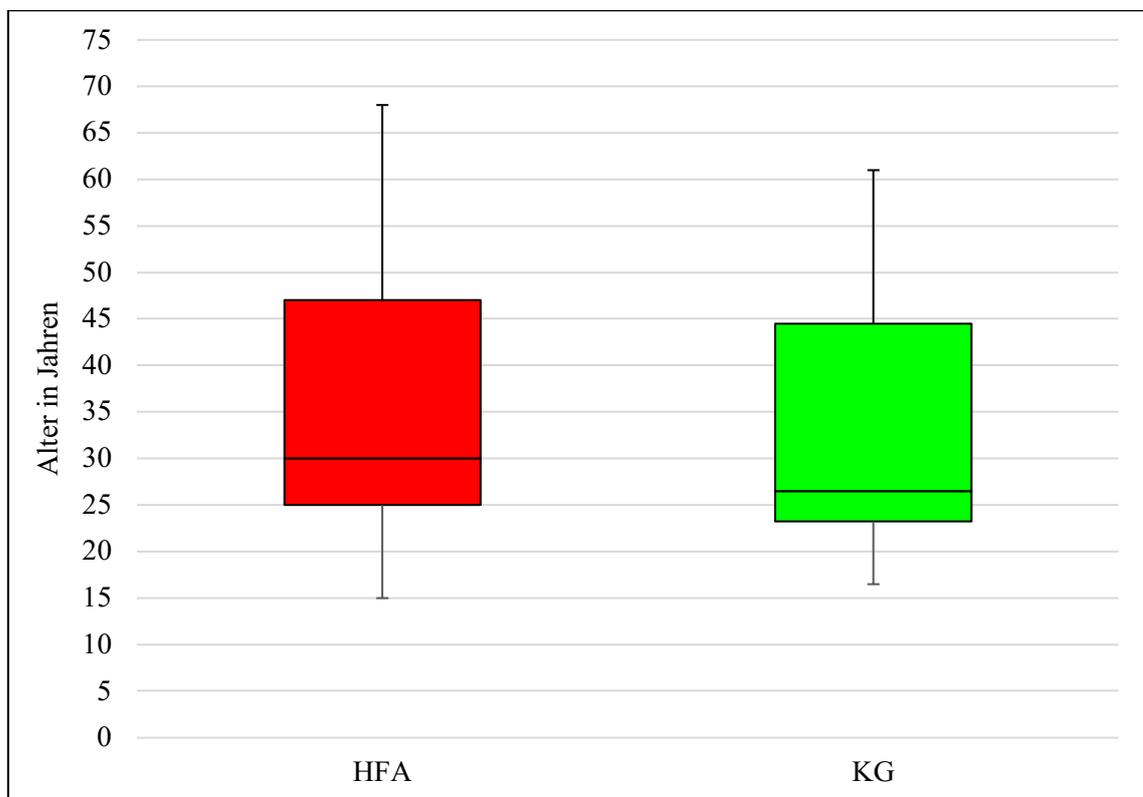


Abb. 3: Altersverteilung der beiden Stichproben. In den Box-Plots ist das erste Quartil, der Median und das dritte Quartil grafisch dargestellt. Ergänzt sind die Grafiken mit Whiskern vom Minimum bis zum Maximum der Daten.

Untersucht wurde ebenfalls der Unterschied im IQ zwischen den Stichproben. Der geringste IQ der Autisten und Autistinnen war mit einem Wert von 94 im gesamtgesellschaftlichen Durchschnitt (vgl. Tabelle 7 und Abb. 4). Auch bei dieser Variable musste die Annahme der Normalverteilung der Daten verworfen werden. Ein ungerichteter Mann-Whitney-U Test für unabhängige Stichgruppen (H_a : M von HFA \neq

M von KG) zeigte, dass kein signifikanter Unterschied im Mittelwert der beiden Gruppen hinsichtlich des Merkmals festzustellen war ($U = 180$, $p = .691$).

Kohorte	N	Mittelwert	Median	Standardabweichung	Minimum	Maximum
HFA	13	114	107	16.3	94	145
KG	30	113	107	17.1	91	145

Tabelle 7: Statistische Kennwerte betreffend die Variable „IQ“ für beide Kohorten. Für die Erhebung dieser Variable wurde der MWT-B Fragebogen verwendet.

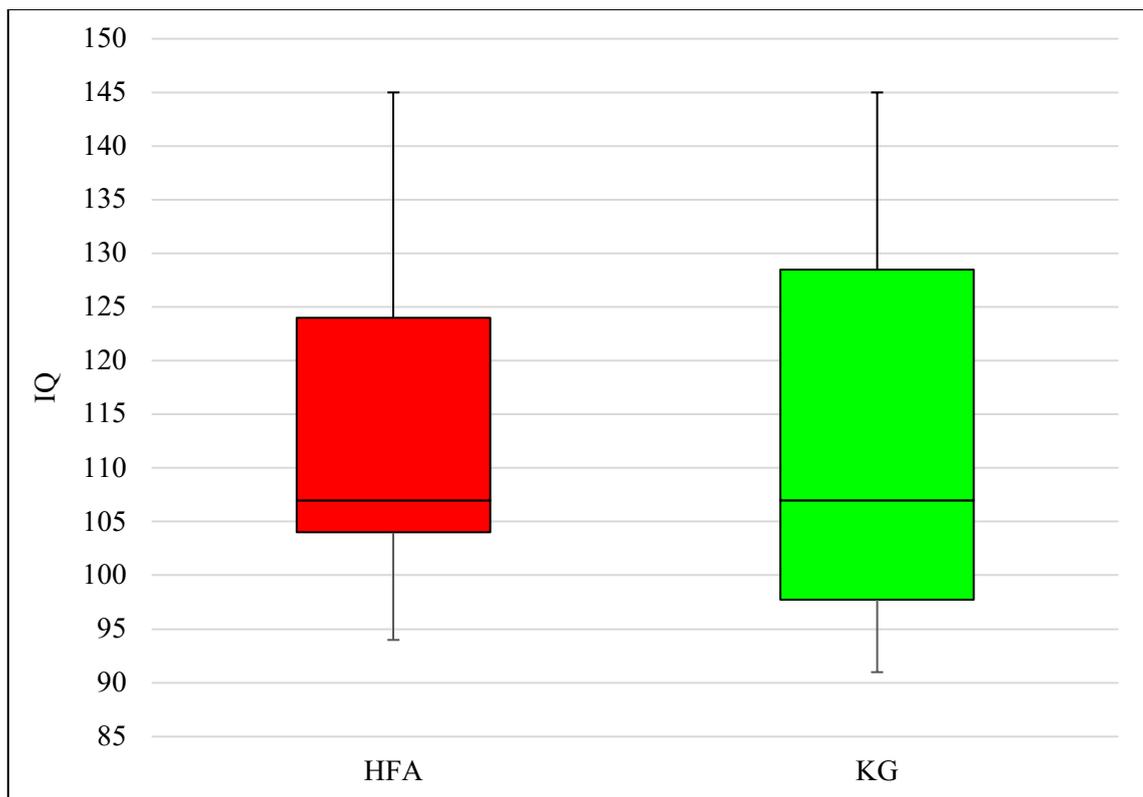


Abb. 4: Verteilung des IQ in beiden Stichproben. Für die Erhebung dieser Variable wurde der MWT-B Fragebogen verwendet. In den Box-Plots ist das erste Quartil, der Median und das dritte Quartil grafisch dargestellt. Ergänzt sind die Grafiken mit Whiskern vom Minimum bis zum Maximum der Daten.

Mithilfe der Angaben im AQ-Fragebogen konnten autistische Symptome quantifiziert werden. Die Summenwerte waren bei den Autistinnen und Autisten deutlich höher als bei den Kontrollpersonen. Es zeigte sich nur eine minimale Überlappung der Daten zwischen den beiden Kohorten (vgl. Abb. 5). Ein ungerichteter Welch's t -Test für unabhängige Stichgruppen ($H_a: M \text{ von HFA} \neq M \text{ von KG}$) bestätigte den Verdacht, dass der Unterschied im Mittelwert von 23,6 Punkten statistisch signifikant war ($t [15.2] = 8.65$, $p = < .001$, $d = 3.16$).

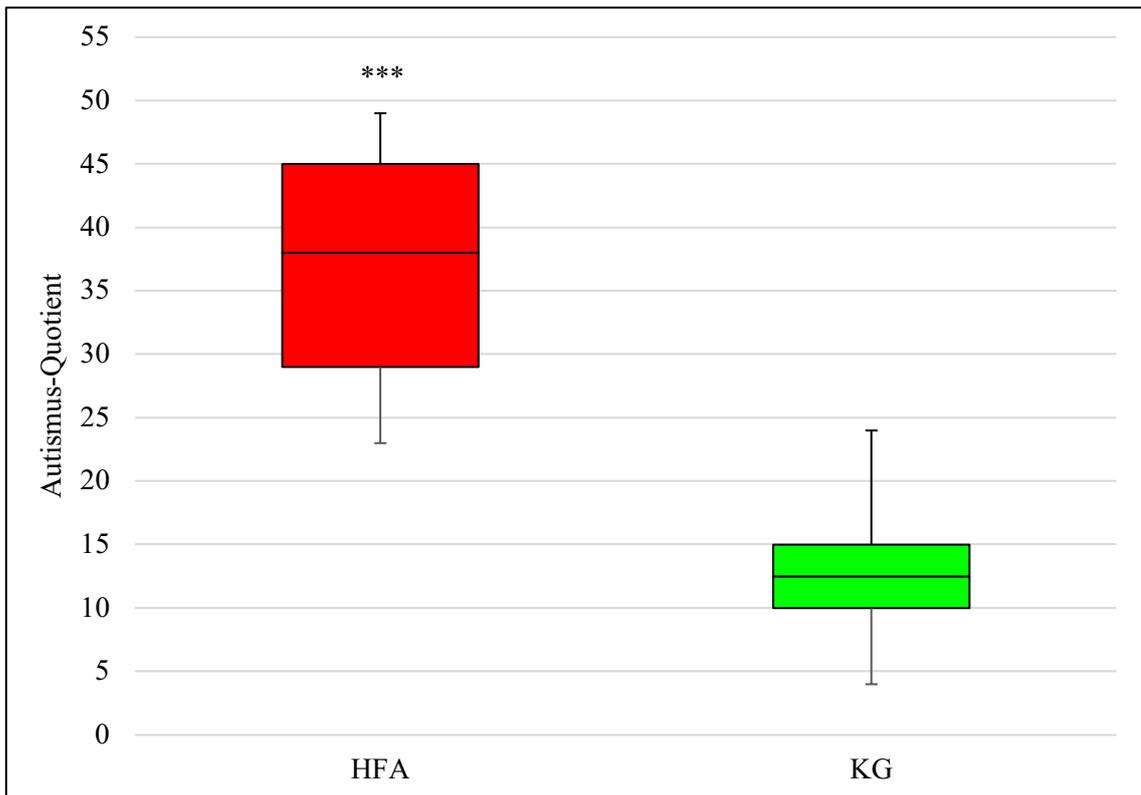


Abb. 5: Ergebnisse des AQ-Fragebogens getrennt nach Kohorte. In den Box-Plots ist das erste Quartil, der Median und das dritte Quartil grafisch dargestellt. Ergänzt sind die Grafiken mit Whiskern vom Minimum bis zum Maximum der Daten. *** = Ein Welch's t -Test für unabhängige Stichgruppen zeigte für den Unterschied im Mittelwert ein $p < .001$.

3.3 Ergebnisse aus den Smartphonedaten

3.3.1 Vollständigkeit der Daten

Um die Forschungsfrage dieser Arbeit beantworten zu können, wurde das Smartphone-Nutzungsverhalten von erwachsenen HFA mit dem von neurotypischen Kontrollpersonen verglichen. Begonnen wurde mit der Analyse der Vollständigkeit der Datenaufzeichnung über die App „JTrack Social“.

An der vorliegenden Studie haben alle Teilnehmenden in Summe an 5104 Tagen teilgenommen (HFA: 1540 Tage, KG: 3564 Tage; vgl. Tabelle 8). An 20 Studientagen (0.39 % aller Tage) soll das Smartphone länger als 1000 Minuten (16.7 Stunden) aktiv genutzt worden sein. Darüber hinaus wurden an 96 Studientagen (1.88 % aller Tage) weniger als 10 Datenpunkte bei der Aktivitätserkennung aufgezeichnet. Eine vollständige Aufzeichnung fand in Summe an 4123 Tagen statt (80.78 % aller Tage). Die Vollständigkeit der Aktivitätsaufzeichnung war in beiden Kohorten sehr ähnlich (HFA: 81 %, KG: 82 %).

	Datenpunkte	Alle Tage	Vollständige Daten [Tage]	Fehlende Daten [Tage]	Vollständige Daten [%]	Fehlende Daten [%]
HFA	Aktivität	1540	1255	285	81 %	19 %
	App-Nutzung	1540	1239	301	80 %	20 %
	Aktivität & App-Nutzung	1540	1210	330	79 %	21 %
KG	Aktivität	3564	2922	642	82 %	18 %
	App-Nutzung	3564	3322	242	93 %	7 %
	Aktivität & App-Nutzung	3564	2913	651	82 %	18 %
HFA & KG	Aktivität & App-Nutzung	5104	4123	981	81 %	19 %

Tabelle 8: Vollständigkeit der Datenaufzeichnung mithilfe der App „JTrack Social“. Vollständige Daten liegen bei „Aktivität“ vor, wenn an dem Tag mindestens 10 Datenpunkte aufgezeichnet sind. Vollständige Daten liegen bei „App-Nutzung“ vor, wenn an dem Tag mindestens ein Datenpunkt aufgezeichnet ist. Wenn beide Bedingungen erfüllt sind, liegen „vollständige Daten“ für „Aktivität & App-Nutzung“ vor - im gegenteiligen Fall wird von „fehlenden Daten“ gesprochen. Angegeben sind sowohl die absoluten Werte [Tage] als auch der relative Anteil bezogen auf alle Tage der entsprechenden Zeile.

Ergänzend zu der vorangegangenen Analyse wurde betrachtet, wie viele Tage mit vollständigen Daten von jeder und jedem Teilnehmenden vorlagen (vgl. Abb. 6). Bei sechs Teilnehmenden wurden an allen 122 Tagen sowohl Daten zu Aktivitäten als auch der App-Nutzung aufgezeichnet. Von der Person mit den meisten fehlenden Daten lagen 21 Tage mit vollständigem Datensatz vor. Der Unterschied in den Tagen mit vollständiger Datenaufzeichnung zwischen den Erwachsenen mit HFA ($M = 93.1$, $SD = 33.6$, $n = 13$) und Personen in der KG ($M = 97.1$, $SD = 27.4$, $n = 30$) wurde mithilfe eines Mann-Whitney-Tests untersucht. Dabei zeigte sich kein statistisch signifikanter Unterschied ($U=192$, $p = .937$) zwischen den Kohorten.

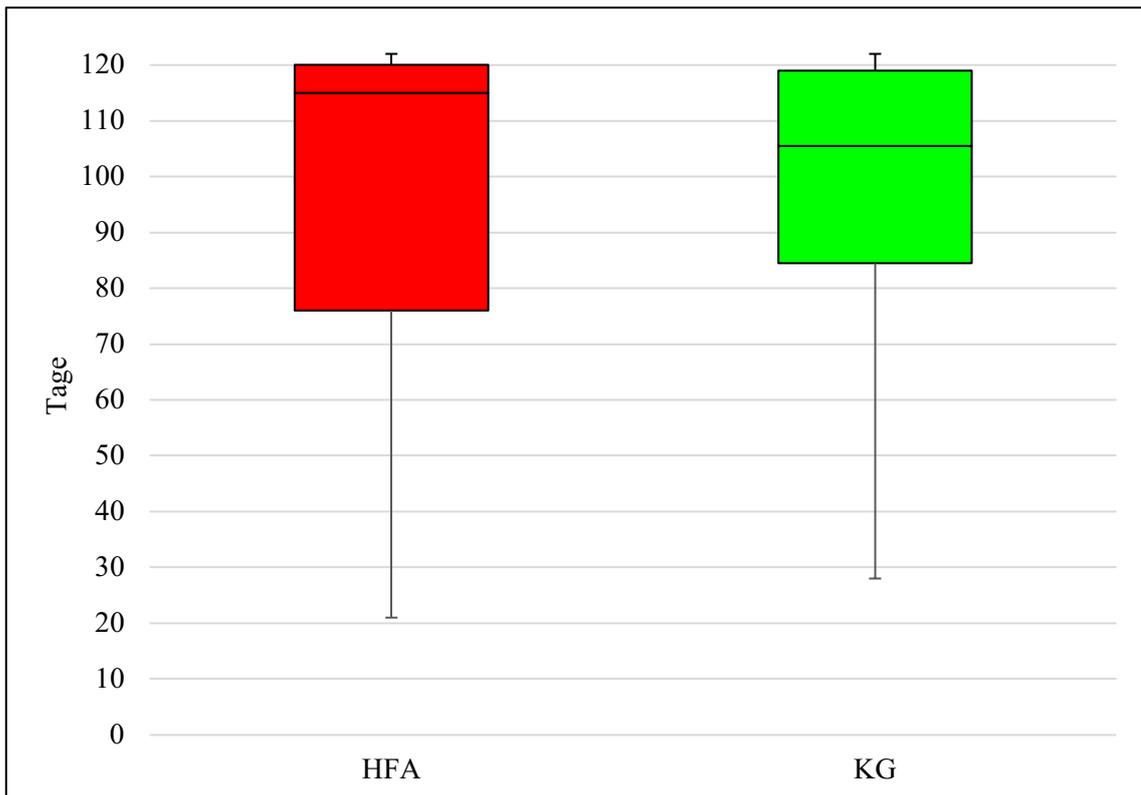


Abb. 6: Anzahl der Tage mit vollständiger Datenübertragung nach Kohorte. Für alle Teilnehmenden wurde berechnet, an wie vielen Tagen mindestens 10 Datenpunkte bei „Aktivität“ und mindestens ein Datenpunkt bei „App-Nutzung“ aufgezeichnet ist (= Anzahl der Tage mit „vollständiger Datenübertragung“). In den Box-Plots ist das erste Quartil, der Median und das dritte Quartil grafisch dargestellt. Ergänzt sind die Grafiken mit Whiskern vom Minimum bis zum Maximum der Daten.

In Summe wurden 2.7 Millionen Datenpunkte im Rahmen der Studie aufgezeichnet. Gründe für die hohe Zahl sind in der langen Studiendauer und in der automatischen Aufzeichnung der Studiendaten zu finden. Durchschnittlich wurden 655 Datenpunkte an einem Tag mit vollständigen Daten erhoben. Der Anteil an Daten der Aktivitäten (48.1 %) ist dem Anteil mit App-Nutzungs-Daten (51.9 %) sehr ähnlich.

3.3.2 Vergleich der App-Nutzung

In Folgenden werden die Ergebnisse der App-Kategorisierung berichtet, welche eine essenzielle Grundlage für die Auswertung der gruppenspezifischen Unterschiede der App-Nutzung zwischen erwachsenen HFA und Kontrollpersonen darstellten.

Der Datensatz zeigte, dass eine große Vielfalt an Apps von den Studienteilnehmenden genutzt wurde. In Summe wurden 1521 verschiedene Apps mindestens eine Minute aktiv während des Studienzeitraums verwendet (vgl. Tabelle 9). Am häufigsten wurden Apps in die Kategorie „Andere“ einsortiert ($n = 910$ Apps). 312 Apps (20.51 % aller Apps)

wurden in Kategorien eingeordnet, die in dieser Arbeit als Zielvariablen ausgewertet wurden. Von den 49 Apps, die zur Kommunikation genutzt wurden, bieten die meisten die Möglichkeit, sowohl schriftlich als auch verbal zu kommunizieren ($n = 22$). Lediglich sieben Apps lassen ausschließlich verbale Kommunikation zu.

Kategorie	Anzahl der Apps	Anteil an der Summe
Soziale Plattformen	30	2 %
Kommunikation_Gemischt	22	1.4 %
Kommunikation_Verbal	7	0.5 %
Kommunikation_Schriftlich	20	1.3 %
Video/Musik/Lesen	93	6.1 %
Spiele	140	9.2 %
Andere	910	59.8 %
System	166	10.9 %
Unbekannt	133	8.7 %
Summe	1521	100 %
Kommunikation_Gesamt	49	3.2 %

Tabelle 9: Anzahl der Apps in jeder Kategorie. „Kommunikation_Gesamt“ berechnet sich aus der Summe von schriftlicher, verbaler und gemischter Kommunikation.

Bei der deskriptiven Analyse der App-Nutzung von Autistinnen und Autisten zeigte sich eine gesamte Nutzungszeit von durchschnittlich 237 Minuten pro Tag ($SD = 240$ Min.). Durchschnittlich wurde etwa die Hälfte der täglichen Nutzungszeit (49.95 %) in Apps verbracht, die einer der Zielvariablen zugeordnet wurde, wenngleich der Anteil der Apps in diesen Kategorien nur 20.51 % betragen hat (vgl. Abb. 7). Die Zielvariable mit dem größten Anteil pro Tag war „Soziale Plattformen“ ($M = 40.2$ Min., $SD = 74.5$ Min.). Durchschnittlich 27.6 Minuten wurden pro Tag Apps genutzt, über die Videos geschaut, Musik gehört oder Text gelesen werden kann ($SD = 59.2$). Die meisten zur Kommunikation verwendeten Apps ermöglichen sowohl verbale als auch schriftliche Kommunikation. Die durchschnittliche Nutzungszeit von Spielen auf den Smartphones war mit 16.2 Minuten ($SD = 58.7$) gering, wenngleich mit 524 Minuten an einem Tag in dieser Kategorie das größte Maximum unter allen Zielvariablen gemessen wurde. Das Minimum in allen Kategorien waren null Minuten. Es gab demnach Tage, an denen Menschen mit HFA das Smartphone nicht genutzt haben.

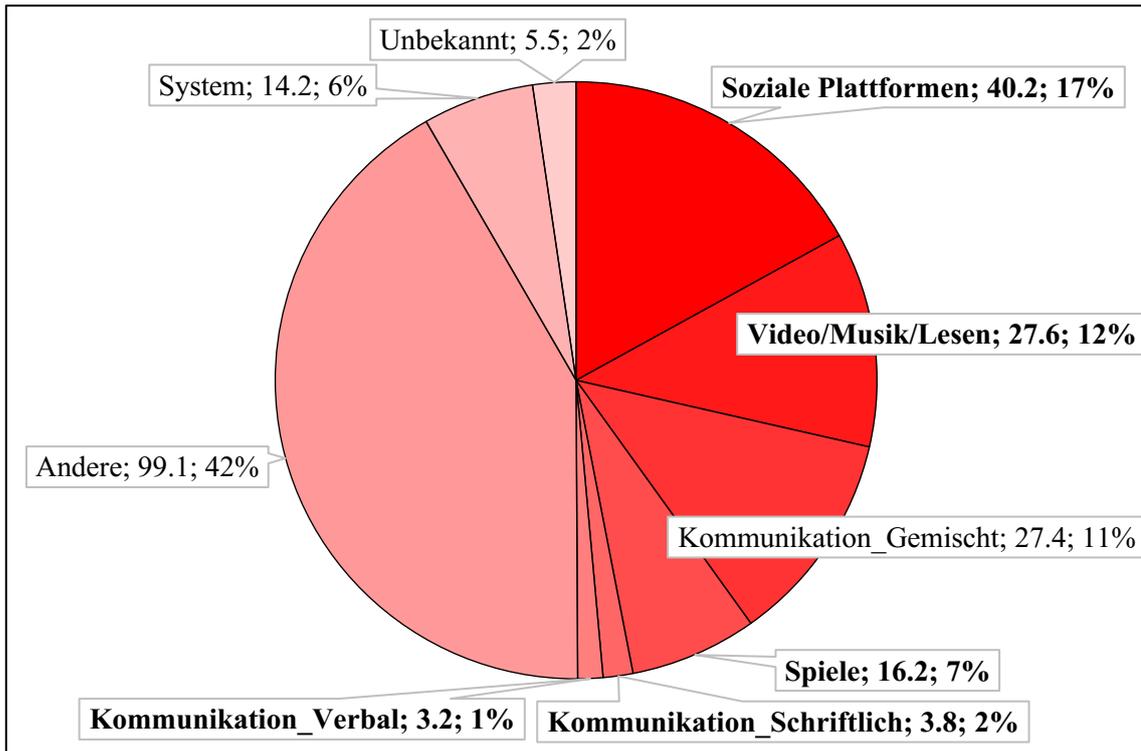


Abb. 7: Anteil der einzelnen App-Kategorien an der gesamten Nutzungszeit bei der Stichprobe von Erwachsenen mit HFA. Die durchschnittliche gesamte Nutzungszeit beträgt 237 Minuten pro Tag. Angegeben ist für alle Kategorien der Mittelwert [Minuten pro Tag] und der relative Anteil an der gesamten Nutzungszeit [%]. Die nicht dargestellte Variable „Kommunikation_Gesamt“ berechnet sich aus der verbalen, schriftlichen und gemischten Kommunikation (34.4; 15 %). Zielvariablen sind fett hervorgehoben.

Die gesamte Nutzungszeit des Smartphones lag bei den neurotypischen Kontrollpersonen bei durchschnittlich 152 Minuten pro Tag (vgl. Abb. 8). Die Werte streuten jedoch sehr breit um diesen Mittelwert (SD = 162 Min.). Die meiste Zeit wurde täglich ebenfalls auf sozialen Plattformen verbracht (M = 27.3 Min., SD = 65.1 Min.). Apps der verbalen Kommunikation wurden am dritthäufigsten genutzt. Apps, die nur schriftliche Kommunikation ermöglichen, wurden lediglich im einstelligen Minutenbereich genutzt (M = 1.6 Min., SD = 6 Min.). Das Minimum aller Kategorien lag ebenfalls bei null Minuten.

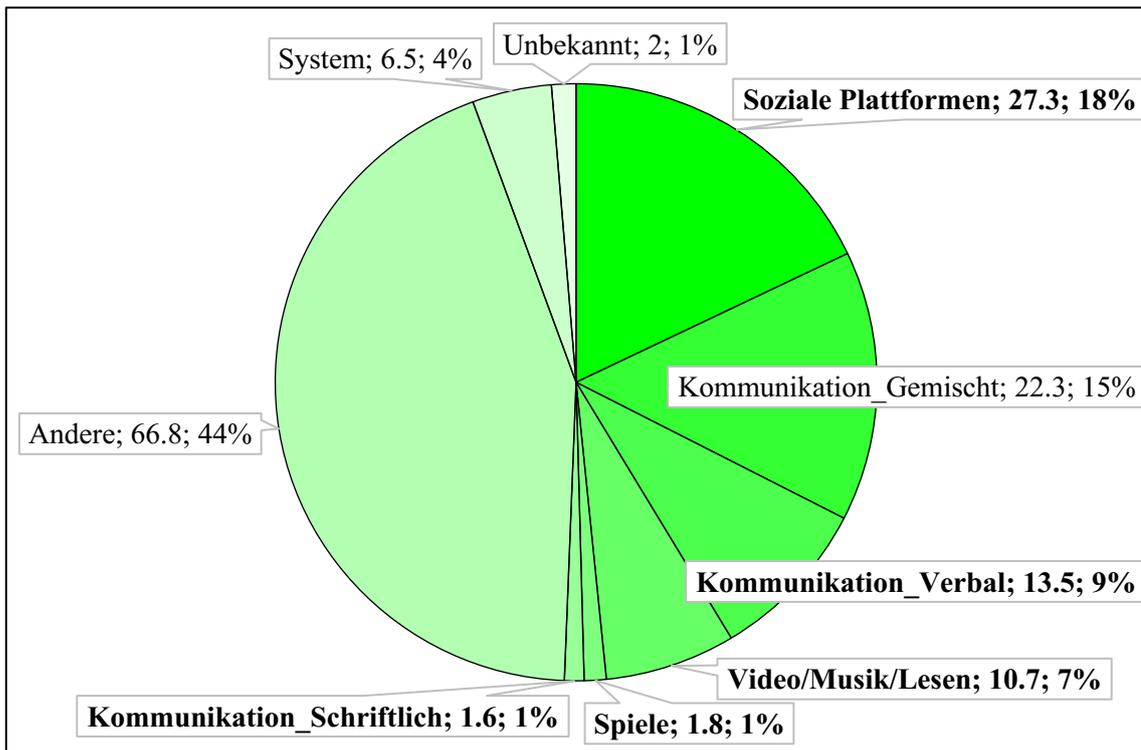


Abb. 8: Anteil der einzelnen App-Kategorien an der gesamten Nutzungszeit bei der Stichprobe von neurotypischen Kontrollpersonen. Die durchschnittliche gesamte Nutzungszeit beträgt 152 Minuten pro Tag. Angegeben ist für alle Kategorien der Mittelwert [Minuten pro Tag] und der relative Anteil an der gesamten Nutzungszeit [%]. Die nicht dargestellte Variable „Kommunikation_Gesamt“ berechnet sich aus der verbalen, schriftlichen und gemischten Kommunikation (37.4; 25 %). Zielvariablen sind fett hervorgehoben.

Im letzten Absatz dieses Abschnittes werden die Ergebnisse der induktiven Statistik festgehalten, welche für die Beantwortung der ersten Hypothese dieser Arbeit herangezogen werden (vgl. Tabelle 10 auf S. 46). Für die Berechnung von gruppenspezifischen Unterschieden zwischen Erwachsenen mit HFA und neurotypischen Kontrollpersonen wurden gemischte lineare Modelle berechnet. Damit konnte bei der verbalen und schriftlichen Kommunikation sowie bei der Spiele-Nutzung ein Trend zwischen den Gruppen erkannt werden. Für diese drei Variablen wurde jeweils eine Grafik erstellt, welche die durchschnittliche, tägliche Nutzungszeit je Kohorte für jeden Studientag grafisch darstellt (vgl. Abb. 9-11). Die Teststatistik für das Merkmal der „verbalen Kommunikation“ zeigte die größte Effektstärke aller Zielvariablen ($t [39.2] = 2.26, p = .03, d = 0.7$). Die Nutzungszeit war im Unterschied zu allen weiteren untersuchten Merkmalen bei der Kontrollgruppe höher als bei den Autistinnen und Autisten. Apps der „schriftlichen Kommunikation“ wurden in beiden Kohorten durchschnittlich kürzer als fünf Minuten genutzt. Für den Unterschied zwischen den

Kohorten in Bezug auf diese Variable [Schätzung = -2.66 Min., Standardfehler (SE) = 1.3 Min.] wurde eine mittlere Effektstärke und ein p -Wert $< .05$ berechnet ($t [39.3] = -2.04, p = .048, d = -0.6$). Wenngleich beim Unterschied in der verbalen und schriftlichen Kommunikation ein Trend erkennbar ist, trifft dies für die „gesamte Kommunikation“ nicht zu. Bei dieser App-Nutzungs-Kategorie ergibt die Teststatistik die gleichmäßigste Verteilung im 95 % Konfidenzintervall um die Null [-35, 25.87]. Der größte geschätzte Unterschied unter den Variablen mit einem p -Wert $< .05$ wurde bei der Spiele-Nutzung gefunden (Schätzung = -29.06 Min., SE = 13.85 Min.). Die Schätzung des Unterschieds in der gesamten Smartphone-Nutzung ergibt den größten Wert aller Zielvariablen mit nahezu zwei Stunden längerer Nutzungszeit bei Teilnehmenden mit HFA im Vergleich zu der KG (Schätzung = -115.8 Min., SE = 61.73 Min.). Dieser Unterschied ist jedoch - ebenso wie jener von den Variablen „Video/Musik/Lesen“ und „Soziale Plattformen“ - nicht statistisch signifikant.

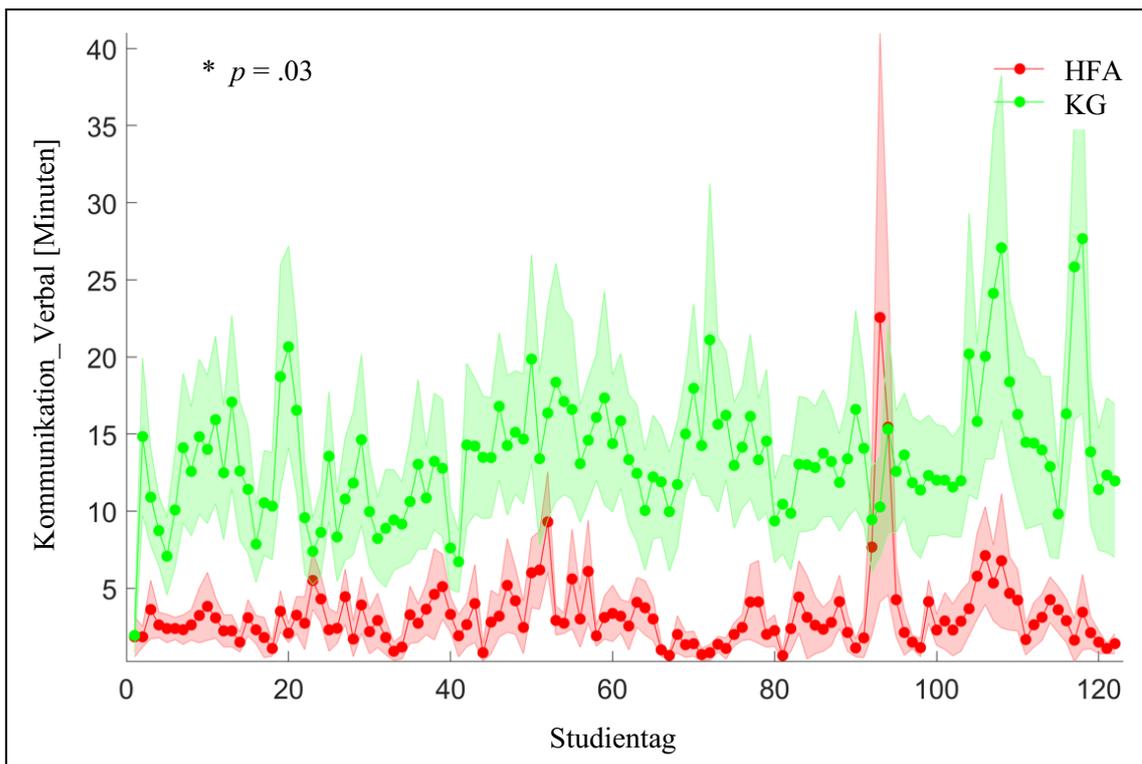


Abb. 9: Durchschnittliche Nutzungsdauer von verbaler Kommunikation im Studienverlauf getrennt nach Kohorte. Die Punkte repräsentieren den Mittelwert der Variable „Kommunikation_Verbal“ [Minuten] am entsprechenden Studientag aller Teilnehmenden einer Kohorte. Die schattierte Fläche stellt den Standardfehler dar. * = Mit gemischten linearen Modellen wurde der Unterschied zwischen den Kohorten berechnet. Der p -Wert des Einzelergebnisses ist angegeben.

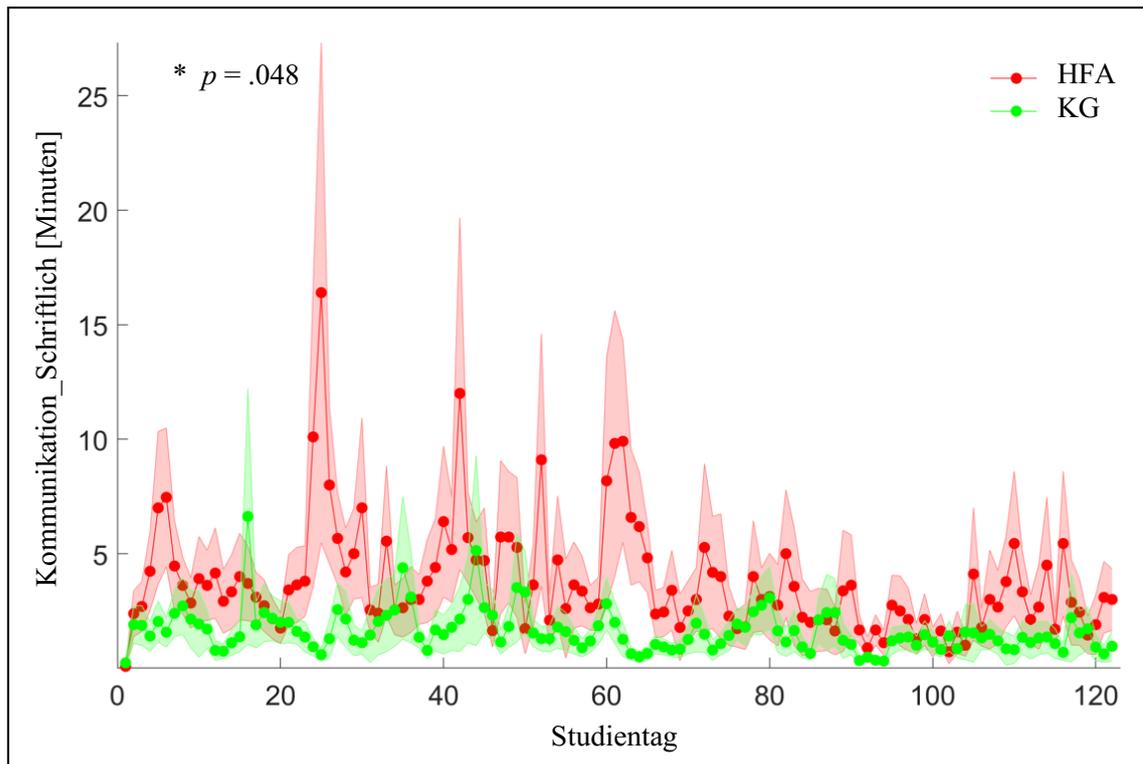


Abb. 10: Durchschnittliche Nutzungsdauer von schriftlicher Kommunikation im Studienverlauf getrennt nach Kohorte. Für eine detaillierte Beschreibung siehe die Legende von Abb. 9 auf Seite 44.

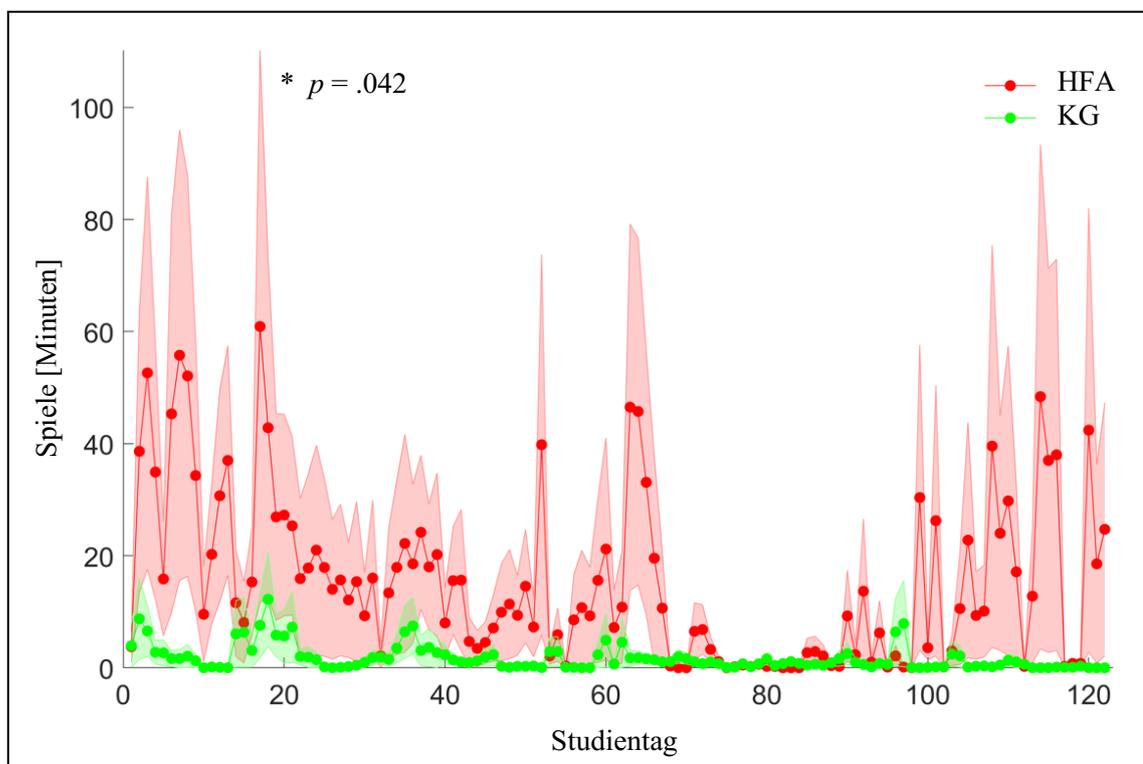


Abb. 11: Durchschnittliche Nutzungsdauer von digitalen Spielen im Studienverlauf getrennt nach Kohorte. Für eine detaillierte Beschreibung siehe die Legende von Abb. 9 auf Seite 44.

Zielvariable	Schätzung	SE	95% Konfidenzintervall		df	t	p	Cohen's d	r
			Unten	Oben					
Kommunikation_Verbal	10.72	4.75	1.42	20.03	39.2	2.26	.03 *	0.7	.3
Spiele	-29.06	13.85	-56.21	-1.91	38.7	-2.1	.042 *	-0.7	.3
Kommunikation_Schriftlich	-2.66	1.3	-5.21	-0.11	39.3	-2.04	.048 *	-0.6	.3
Nutzungszeit gesamt	-115.8	61.73	-236.79	5.18	39	-1.88	.068		
Video/Musik/Lesen	-22.54	13.11	-48.23	3.15	39.1	-1.72	.093		
Soziale Plattformen	-17.19	20.46	-57.3	22.92	39	-0.84	.406		
Kommunikation_Gesamt	-4.57	15.53	-35	25.87	39	-0.29	.77		

Tabelle 10: Ergebnisse der induktiven Statistik betreffend die App-Nutzung. Unabhängige Variable = „Kohorte“. Untersucher Effekt: „KG – HFA“. Formel des gemischten linearen Modells: Zielvariable ~ 1 + Geschlecht + Kohorte + Alter + Tag + (1 | ID). SE = Standardfehler. *df* = *degrees of freedom*. * = $p < .05$. Die Tabelle ist aufsteigend sortiert nach dem Ergebnis des p -Werts.

3.3.3 Vergleich der physischen Aktivität

In diesem Abschnitt werden die Ergebnisse der deskriptiven und induktiven Statistik der Aktivitäten pro Studientag berichtet, welche aus den Datensätzen von Erwachsenen mit HFA und Teilnehmenden der KG berechnet werden konnten. Die Berechnungen dienen dazu, die zweite Hypothese dieser Arbeit überprüfen zu können.

Aus den automatisch erfassten Smartphonedaten konnte erhoben werden, dass sich die Autistinnen und Autisten in der erhobenen Stichprobe durchschnittlich 43.5 Minuten pro Tag bewegt hatten (SE = 65.5 Min.; vgl. Abb. 12). Der Bereich der Messdaten reichte von 0 bis 646 Minuten Bewegung pro Tag. Die Smartphones der Teilnehmenden erkannten dabei meist die Aktivität „Gehen“ (M = 39.4 Min., SD = 62.7 Min.). Am zweitlängsten sind die Autistinnen und Autisten pro Tag Fahrrad gefahren (M = 3.6 Min., SD = 17.2 Min.). Der Anteil von Laufen (M = 0.4 Min., SD = 2.6 Min.) und Stehen (M = 0.1 Min., SD = 1.6 Min.) an der gesamten Bewegung war minimal.

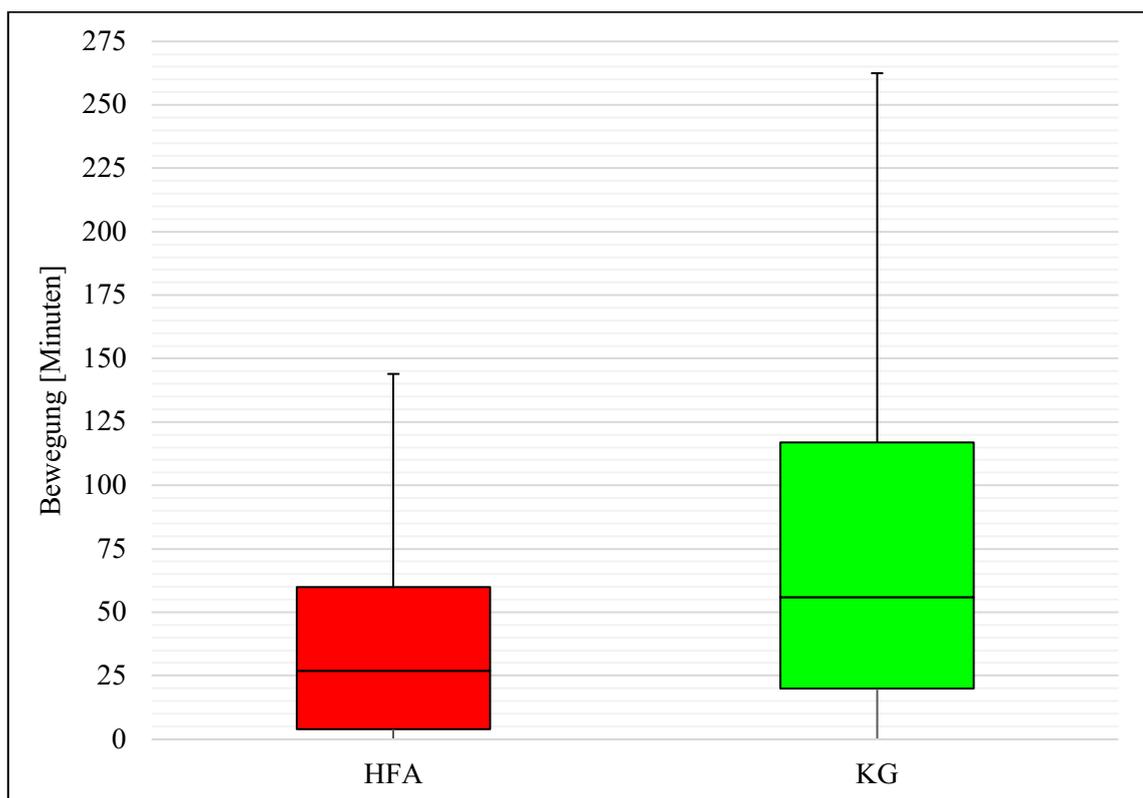


Abb. 12: Durchschnittliche Dauer der Bewegung pro Tag nach Kohorte. „Bewegung“ entspricht der Summe von „Gehen“, „Stehen“, „Laufen“ und „Fahrradfahren“. In den Box-Plots ist das erste Quartil, der Median und das dritte Quartil grafisch dargestellt. Ergänzt sind die Grafiken mit Whiskern von 1,5-facher Länge des Interquartilsabstandes unterhalb des ersten und oberhalb des dritten Quartils. Ausreißer sind nicht dargestellt.

Die durchschnittliche Bewegungszeit war in der Kontrollgruppe mehr als doppelt so lang wie in der Strichprobe von Menschen mit Autismus ($M = 89.9$ Min., $SD = 109$ Min.). Die längste Bewegungszeit an einem Tag betrug 995 Minuten (16.6 Stunden). Die durchschnittliche Bewegungszeit setzte sich in beiden Kohorten im selben Verhältnis aus den vier Aktivitäts-Bereichen zusammen. Zum Beispiel war die Aktivität „Gehen“ mit 89.54 % bei der Kontrollgruppe fast genau so häufig wie bei den Autistinnen und Autisten (90.54 %).

Die Berechnung eines gemischten linearen Modells diente dazu, einen Gruppenvergleich hinsichtlich des Merkmals „Bewegung“ zu untersuchen. Dazu wurde der Effekt, den die Gruppenzugehörigkeit („KG“ minus „HFA“) auf die Zielvariable hat, berechnet. Die Schätzung des Unterschiedes von 40.01 Minuten ($SE = 20.58$ Min.) zeigte kein statistisch signifikantes Ergebnis ($t [39.2] = 1.94, p = .059$).

3.3.4 Post-Hoc Analyse: Einfluss des Geschlechts

In einer sekundären Analyse wurde untersucht, ob ein statistisch signifikanter Unterschied in der Smartphone-Nutzung zwischen Männern und Frauen im vorliegenden Datensatz festzustellen war. Dazu wurde der Effekt, den die Geschlechtszugehörigkeit („männlich“ minus „weiblich“) auf die Zielvariablen hat, mithilfe von gemischten linearen Modellen berechnet (vgl. Tabelle 11). Keine der Analysen zeigte einen statistisch signifikanten Unterschied zwischen den Geschlechtern in den untersuchten Merkmalen.

Zielvariablen	Schätzung	SE	95% Konfidenzintervall		df	t	p
			Unten	Oben			
Kommunikation_Schriftlich	-2.03	1.33	-4.63	0.57	39.2	-1.53	.134
Kommunikation_Verbal	-6.55	4.84	-16.04	2.94	39.1	-1.35	.184
Kommunikation_Gesamt	-19.7	15.85	-50.76	11.35	39	-1.24	.221
Spiele	-12.18	14.13	-39.88	15.52	38.7	-0.86	.394
Bewegung	16.56	21.01	-24.61	57.73	39.2	0.79	.435
Nutzungszeit gesamt	-45.81	62.98	-169.25	77.64	39	-0.73	.471
Video/Musik/Lesen	9.13	13.37	-17.08	35.34	39	0.68	.499
Soziale Plattformen	-6.59	20.88	-47.52	34.33	39	-0.32	.754

Tabelle 11: Ergebnisse der induktiven Statistik betreffend den Einfluss der unabhängigen Variable "Geschlecht" auf die Zielvariablen. Untersuchter Effekt: „Männlich-Weiblich“. Formel des gemischten linearen Modells: Zielvariable $\sim 1 + \text{Geschlecht} + \text{Kohorte} + \text{Alter} + \text{Tag} + (1 | \text{ID})$. SE = Standardfehler. *df* = *degrees of freedom*. * = $p < .05$. Die Tabelle ist aufsteigend sortiert nach dem Ergebnis des *p*-Werts.

4 Diskussion

4.1 Smartphone-Nutzungsverhalten von Erwachsenen mit HFA

4.1.1 Analyse der App-Nutzung

Mithilfe der passiv und kontinuierlich erhobenen Studiendaten kann erstmals eine quantitative Analyse des Smartphone-Nutzungsverhaltens von Erwachsenen mit HFA berichtet werden. In der vorliegenden Arbeit werden die – mithilfe der Smartphone-App „JTrack Social“ – aufgezeichneten Daten unterteilt in App-Nutzungsdaten und Daten betreffend die täglichen Aktivitäten. Die erste Hypothese dieser Arbeit postuliert, dass ein statistisch signifikanter Unterschied in der App-Nutzung zwischen Menschen mit Autismus und neurotypischen Kontrollpersonen besteht. Nach einer genaueren Analyse der App-Nutzung folgt am Ende des aktuellen Abschnitts die abschließende Beantwortung dieser Hypothese.

Soziale Plattformen und Apps der Kommunikation werden üblicherweise für soziale Interaktion über Smartphones verwendet. Die Nutzung von Sozialen Plattformen stellt in beiden Kohorten den größten Anteil der täglichen Nutzung dar (17 % HFA; 18 % KG). Wenngleich der relative Anteil der gesamten Kommunikation an der gesamten Nutzungszeit der Smartphones in der Kontrollgruppe 10 Prozentpunkte höher als bei den Autistinnen und Autisten ist (15 % HFA; 25 % KG), zeigt sich in absoluten Zahlen ein sehr ähnliches Ergebnis (HFA: 34.4 Min.; KG: 37.4 Min.). Diese statistisch nicht signifikanten Unterschiede bei der gesamten Kommunikation und der Nutzung von sozialen Plattformen unterstreichen, dass soziale Interaktion über Smartphones für Menschen mit Autismus einen ähnlichen Stellenwert einnimmt wie für neurotypische Personen. Die Möglichkeit, sich im Internet über die eigenen Erfahrungen auszutauschen, könnte Menschen mit Autismus in ihrer Krankheitsbewältigung helfen (Brownlow et al., 2006). Die vorhandene Literatur deutet darauf hin, dass über soziale Plattformen eine ortsunabhängige Teilhabe an sozialen Gruppen mit ähnlichen Interessen auch für Menschen mit Autismus möglich ist und genutzt wird (Burke et al., 2010; Gillespie-Lynch et al., 2014). In einer Erhebung zeigte sich, dass diese Form der sozialen Teilhabe mit einer höheren Lebenszufriedenheit assoziiert ist (Ward et al., 2018).

Eine Kategorisierung der von den Teilnehmenden verwendeten Apps erlaubte eine getrennte Analyse der verbalen und der schriftlichen Kommunikation. Die statistischen Berechnungen lassen einen Trend erkennen, wonach hochfunktionale Autistinnen und

Autisten im Erwachsenenalter im Vergleich zu neurotypischen Kontrollpersonen häufiger schriftliche Kommunikation und seltener verbale Kommunikation über Smartphones nutzen. Diese Erkenntnisse decken sich mit Erfahrungen aus der klinischen Arbeit und subjektiven Erhebungen des Smartphone-Nutzungsverhaltens von Menschen mit Autismus (Benford & Standen, 2009; Howard & Sedgewick, 2021).

Ein möglicher Grund für die Präferenz zu schriftlicher Kommunikation könnte die weitgehende Reduktion auf explizite Gesprächsinhalte sein. Im Vergleich dazu sind bei der verbale Kommunikation - genauso wie bei face-to-face-Interaktionen mit neurotypischen Personen - deutlich mehr implizite Gesprächsinhalte zu verarbeiten. Die Möglichkeit zur automatischen und intuitiven Interpretation von diesen Formen der Kommunikation ist bei Autistinnen und Autisten bekanntermaßen eingeschränkt (vgl. S. 3). Schriftliche Kommunikation über Smartphones bietet Menschen mit Autismus mannigfaltige Vorteile. Es muss weder die Körpersprache des Gegenübers analysiert werden, noch die eigene Körpersprache an das normative Verhalten angepasst werden (Howard & Sedgewick, 2021). Sie bietet den Nutzenden mehr Kontrolle über die Interaktion, da Zeit zum Nachdenken gegeben ist und der Ablauf strukturiert und vorhersagbarer ist (Benford & Standen, 2009; Gillespie-Lynch et al., 2014). Darüber hinaus sind dabei weniger kontextabhängige Informationen zu verarbeiten (Schilbach, 2016). Diese Vorteile scheinen insbesondere in der Kommunikation mit bisher Unbekannten zu überwiegen. Bei der Interaktion mit Freunden, Familienmitgliedern und insbesondere anderen Personen mit HFA wird von Betroffenen in einer qualitativen Erhebung jedoch angegeben, dass verbale Kommunikation präferiert wird (Howard & Sedgewick, 2021). Mögliche Gründe für diese widersprüchliche Präferenz könnte sein, dass Autistinnen und Autisten sich dabei akzeptiert fühlen und „sie selbst“ sein können (Crompton et al., 2020). Aufgrund strenger Datenschutzstandards wurden bei der vorliegenden Studie keine individuellen Kommunikationsprofile erhoben und ausgewertet, sodass diese These nicht überprüft werden konnte.

Eine weitere Zielvariable, von der eine Analyse vorliegt, ist die Variable „Spiele“. Es zeigt sich ein Trend, wonach Erwachsene mit HFA häufiger digitale Spiele auf ihrem Smartphone nutzen als neurotypische Kontrollpersonen. Dieses Ergebnis deckt sich mit einer Erhebung von Nutzungszeiten digitaler Spiele bei Kindern mit ASS (Menear & Ernest, 2020). Digitale Spiele können eine Form des gesellschaftlichen Zusammenlebens für Menschen mit Autismus darstellen, welche sich ähnlich der schriftlichen Kommunikation über E-Mails durch eine strukturierte Form der Interaktion auszeichnet

(Ringland et al., 2016). Andere Erklärungen für dieses Ergebnis könnten die höhere Digitalaffinität und die erhöhte Prävalenz einer Spielsucht bei hochfunktionalen Autistinnen und Autisten darstellen (Murray et al., 2022).

Die Ergebnisse der Arbeit zeigen, dass Smartphones sowohl von Erwachsenen mit HFA als auch von neurotypischen Kontrollpersonen zu Unterhaltungszwecken genutzt werden. Der Unterschied in der Variable „Video/Musik/Lesen“ zeigte kein statisch signifikantes Ergebnis. Wenngleich zum Beispiel Musik einen Einfluss auf die Entwicklung von musikalischen Emotionen bei Menschen mit Autismus haben könnte (Molnar-Szakacs & Heaton), scheint die Dauer der Nutzung von Video-, Musik- oder Lese-Apps nicht spezifisch für autistische Personen zu sein.

Die summierte, tägliche Nutzungszeit des Smartphones gibt einen Überblick über den Stellenwert der unternommenen Untersuchungen. Die durchschnittliche Nutzungszeit des Smartphones von 152 Minuten in der Kontrollgruppe ist vergleichbar mit der in einer vorangegangenen Studie berichteten Dauer von 162 Minuten ($n = 2418$; Montag et al., 2015). Die Ergebnisse zeigen, dass bei den Autistinnen und Autisten die durchschnittliche Nutzungszeit des Geräts deutlich länger ist (ca. 4 Std.). Die gesamte Nutzungszeit ist damit im Durchschnitt um 1,5 Stunden länger als bei der Kontrollgruppe. In einer systematischen Übersichtsarbeit wurde bereits ein ähnlicher Effekt bei Kindern mit einer ASS berichtet (Slobodin et al., 2019). Der in der vorliegenden Studie untersuchte Unterschied erweist sich jedoch aufgrund der sehr hohen Varianz der Daten als nicht statistisch signifikant. Festzustellen ist, dass in den untersuchten Stichproben die Nutzung von Smartphones einen bedeutenden Faktor im täglichen Leben darstellt. Diese Erkenntnis scheint selbstverständlich bei der Betrachtung des Nutzungsverhaltens von jungen Erwachsenen. Jedoch auch bei älteren Erwachsenen wurde bereits eine durchschnittliche Nutzungszeit des Smartphones von über zweieinhalb Stunden berichtet (Busch et al., 2021).

Zur Überprüfung der ersten Hypothese dieser Arbeit wurden die Ergebnisse der induktiven Statistik von sechs Zielvariablen herangezogen. Bei drei der sechs Zielvariablen wurden in den Einzelergebnissen ein p -Wert kleiner als 5 % mit einer mittleren Effektstärke berechnet. Nach diesen Trends nutzen Erwachsene mit HFA ihr Smartphone seltener für verbale Kommunikation, häufiger für schriftliche Kommunikation und ebenfalls häufiger für digitale Spiele als neurotypische Kontrollpersonen. Bei den Variablen „Soziale Plattformen“, „Video/Musik/Lesen“ und

„Nutzungszeit gesamt“ lässt sich ein solcher Hinweis nicht finden. Für kein Einzelergebnis zeigt die Teststatistik einen p -Wert unter dem Signifikanzniveau ($\alpha = 0.007$). Es gibt daher keinen statistisch signifikanten Unterschied zwischen dem automatisch aufgezeichneten App-Nutzungsverhalten am Smartphone zwischen Erwachsenen mit HFA und neurotypischen Kontrollpersonen.

4.1.2 Analyse der physischen Aktivität

Die Auswertung der täglichen Bewegung der Teilnehmenden wurden genutzt, um die zweite Hypothese dieser Arbeit zu überprüfen. Die Ergebnisse dieser Studie zeigen, dass die durchschnittliche Dauer der täglichen Bewegung bei der HFA-Stichprobe weniger als die Hälfte im Vergleich mit der Kontrollgruppe ist (HFA: 43.5 Min.; KG: 89.9 Min.). Die Richtung des Unterschiedes deckt sich mit multiplen Erhebungen bei Kindern und Jugendlichen. Demnach haben Kinder mit ASS im Vergleich zu Kindern mit neurotypischer Entwicklung eine reduzierte Bewegung (Rech et al., 2022). Die induktive Statistik betreffend dieses Merkmal zeigte für die Daten der vorliegenden Studie jedoch, dass es keinen statistisch signifikanten Unterschied bei der automatisch über Smartphones aufgezeichneten Dauer der Bewegung pro Tag zwischen erwachsenen Autistinnen und Autisten und neurotypischen Kontrollpersonen gibt.

Der Grund für die fehlende statistische Signifikanz des gefundenen Unterschiedes könnte die sehr hohe Varianz der Daten sein (HFA: SD = 65.5 Min.; KG: SD = 109 Min.). Das Ergebnis zeigt, dass es bei Menschen mit ASS im Erwachsenenalter große interpersonelle Unterschiede bei der Dauer von physischer Aktivität pro Tag gibt. Dies könnte zum Beispiel durch unterschiedliche Berufe, Freizeitaktivitäten oder Spezialinteressen erklärt werden. Bei der Betrachtung von Spezialinteressen ist es beispielsweise denkbar, dass diese zu einer reduzierten (z.B. Tabellen über Sportergebnisse erstellen) oder gesteigerten, jedoch stereotypen Bewegung, pro Tag führen (z.B. das Abfahren von bestimmten Bahnlinien).

Störungen von Bewegungsabläufen sind ein Diagnose-Kriterium für ASS im amerikanischen Diagnosekatalog (American Psychiatric Association, 2013). Diese sind auch bei Erwachsenen mit dieser Erkrankung ausgeprägt. Zum Beispiel werden Schwierigkeiten bei der zeitlichen und räumlichen Koordination von Bewegungen bei Menschen mit Autismus beobachtet und als Dyspraxie bezeichnet (Cassidy et al., 2016; Gowen et al., 2023; Grieve & Gnanasekaran, 2008; Khoury et al., 2020). Motorische Entwicklungsstörungen, welche zu stereotypen, sich wiederholenden Bewegungen

führen, scheinen ebenfalls bis ins Erwachsenenalter zu persistieren (Khoury et al., 2020). Bereits einige Studien haben versucht, eine Methodik zu entwickeln, mit der sich autistisches Bewegungsverhalten erfassen und für die Diagnostik nutzen lässt (Anzulewicz et al., 2016; Dawson et al., 2018; Vabalas et al., 2020). Es scheint plausibel, dass aufgrund des Vorliegens von Störungen der Bewegungsabläufe ein Autismus-typisches Aktivitätsmuster mithilfe von Smartphones aufgezeichnet werden kann. Es zeigte sich jedoch, dass die in dieser Arbeit definierte Variable „Bewegung“ nicht geeignet war, die Besonderheiten (wie z.B. Störungen der Augen-Hand-Koordination, Gleichgewichts- oder Gangstörungen) zu detektieren.

4.1.3 Einfluss des Geschlechts auf die Smartphone-Nutzung

In der Literatur wird diskutiert, ob bei Frauen mit ASS Störungen der sozialen Interaktion und Kommunikation weniger stark ausgeprägt sind (Lai et al., 2011). Um einen möglichen Einfluss des Geschlechts auf die Zielvariablen miteinzubeziehen, wurde die Geschlechtszugehörigkeit bei der Studiendurchführung erfasst und bei den statistischen Berechnungen als ein Faktor berücksichtigt. Im Kontext dieser Arbeit wäre interessant, ob Frauen mit HFA sich im Smartphone-Nutzungsverhalten von Männern mit HFA unterscheiden. Aufgrund der kleinen Stichprobe von Frauen mit HFA ($n = 3$) und den ungleichen Stichprobengrößen zwischen Frauen und Männern konnte diese Fragestellung jedoch nicht überprüft werden.

Um für zukünftige Studien den generellen Effekt der Variable „Geschlecht“ auf die Smartphone-Nutzung zu überprüfen, wurde eine Post-Hoc-Analyse durchgeführt. Es wurden die geschlechtsspezifischen Unterschiede aller Zielvariablen (App-Nutzung und Bewegung pro Tag) berechnet. Dabei zeigte sich, dass es keinen statistisch signifikanten Unterschied zwischen dem automatisch aufgezeichneten Smartphone-Nutzungsverhalten zwischen Männern und Frauen gibt. Dieses Ergebnis deckt sich mit bisher veröffentlichten Daten, wonach das Geschlecht keinen Einfluss auf die Smartphone-Nutzung hat (Montag et al., 2015).

4.2 Analyse der Studiendurchführung

Eine kritische Bewertung der Studiendurchführung erlaubt Rückschlüsse auf die Qualität der erhobenen Daten und den darauf basierenden Schlussfolgerungen. Im folgenden Abschnitt sollen daher die Rekrutierung und die Vollständigkeit der Daten analysiert und die demografischen und die psychometrischen Daten der Teilnehmenden bewertet werden.

Der Anteil von Zusagen an allen Kontaktaufnahmen deutet mit $\frac{1}{6}$ auf ein moderates Interesse an der Studien-Teilnahme bei hochfunktionalen Autistinnen und Autisten hin. Die hohen Datenschutz-Standards, welche während der Entwicklung der App angewendet wurden, dürften das Vertrauen der Teilnehmenden positiv beeinflusst haben (Far et al., 2021). Durch den kurzen Rekrutierungszeitraum von vier Monaten und die lange, individuelle Datenaufzeichnung (ebenfalls vier Monate) überlappen sich die Studiendaten nahezu aller Teilnehmenden. Dadurch kann eine hohe zeitliche Vergleichbarkeit angenommen werden. Es ist gelungen, eine Kontrollgruppe zu rekrutieren, welche im Alter und Geschlecht der HFA-Stichprobe sehr ähnlich ist bzw. sich nicht signifikant von dieser unterscheidet.

Es ist positiv hervorzuheben, dass von allen Teilnehmenden demografische Angaben und vollständig ausgefüllte Fragebögen vorliegen. Nahezu 90 % der Teilnehmenden haben über den vollen Studienzeitraum mitgewirkt. Die niedrige Zahl an Dropouts (5 von 45 Teilnehmenden) könnte durch den kurzen zeitlichen Aufwand erklärt werden, welcher für eine Studienteilnahme nötig war. Dieser beschränkte sich auf ein kurzes Studienaufnahmegespräch. Die Datenaufzeichnung über die App erfolgte während der Studiendauer im Hintergrund, sodass keine weiteren Mühen auf Seiten der Teilnehmenden erforderlich waren.

Aufgrund der anamnestischen Angaben bei Studieneinschluss ist bekannt, dass bei vier der 15 Autistinnen und Autisten zusätzlich die Diagnose einer depressiven Störung vorliegt (27 %). Dieser Anteil liegt unterhalb der hohen Lebenszeitprävalenz für depressive Störungen bei Menschen mit ASS, welche auf etwa 50 % geschätzt wird (Hofvander et al., 2009). Der relativ niedrige Anteil an Komorbiditäten in dieser Stichprobe könnte am jungen Durchschnittsalter der Teilnehmenden liegen (36.2 Jahre). Das überwiegende Fehlen von Depressions-Komorbidität erhöht jedoch die Vergleichbarkeit der beiden Kohorten.

Es ist gelungen, Menschen mit hochfunktionalem Autismus für die Studie zu gewinnen. Zum einen zeigen die Ergebnisse des kurzen MWT-B Fragebogens, dass ausschließlich Personen mit normalem oder überdurchschnittlichem IQ aufgenommen wurden. Zum anderen unterscheiden sich die Ergebnisse des AQ-Fragebogens erwartungs- und diagnosegemäß deutlich zwischen den Kohorten.

Die hohe Zahl von 2.7 Millionen erhobenen Datenpunkten stellt eine Stärke der Studie dar. Eine mögliche Erklärung könnten die 1521 verschiedenen Apps sein, welche von allen Teilnehmenden im Laufe des Studienzeitraums genutzt wurden. Die automatische Erhebung von Smartphonedaten mithilfe der App „JTrack Social“ funktionierte insgesamt sehr gut, was an den hohen Datenerfassungsraten abgelesen werden kann. Die Initiierung der Studienteilnahme über den QR-Code ist einfach in der Handhabung. An den überwiegenden Tagen wurden von der App zuverlässig die zuvor definierten Daten aufgezeichnet (81 % aller Tage). Selbst an den Tagen mit fehlenden Daten ist die Ursache häufig bei den Teilnehmenden zu finden. Zum Beispiel kann das Smartphone ausgeschaltet und daher nicht verwendet worden sein. Wenn die App vom Smartphone gelöscht wurde, bevor die letzte Datenübertragung stattgefunden hatte, ist ebenfalls davon auszugehen, dass die zuletzt erhobenen Daten seit der letzten Übertragung im Datensatz fehlen. Dieser Einfluss kann bestehen, obwohl die Teilnehmenden gebeten wurden, vor dem Löschen der App eine manuelle Synchronisation durchzuführen.

Bei einer genaueren Analyse der App-Kategorisierung fällt auf, dass ein Großteil der Apps in die Kategorie „Andere“ sortiert wurden (910 von 1521 Apps). Deren Nutzungsbestimmung ist zum überwiegenden Teil entweder das Öffnen eines Browsers, oder das digitale Einkaufen (vgl. Digitaler Anhang 2, S. 91). Insbesondere die diversen Browser sind Applikationen, auf denen verständlicherweise viel Zeit verbracht wird. Dies ist dadurch zu erklären, dass nahezu alle Anwendungen, für die eigene Apps entwickelt wurden, auch im Browser abrufbar sind. Für die wissenschaftliche Auswertung in dieser Studie stellt dies ein Problem dar, weil es nicht möglich war, den Inhalt der Interaktion in einer App (z.B. die Websites) aufzuzeichnen. Dadurch ist es jedoch nicht möglich zu eruieren, für welche Zwecke der Browser geöffnet wurde. Für Shopping-Apps wurde im Vorfeld der Studiendurchführung kein spezifisches Nutzungsverhalten bei Menschen mit HFA postuliert. In Anbetracht des hohen Anteils, den die Kategorie „Andere“ an der gesamten Nutzungszeit bei den Autistinnen und Autisten hat (42 % in der erhobenen Stichprobe), sollten die darin einsortierten Apps in zukünftigen Studien erneut analysiert

werden. Es ist denkbar, dass aus diesen Apps weitere Kategorien gebildet werden können, welche die Besonderheiten von Menschen mit Autismus noch besser abbilden.

4.3 Limitationen

Die Arbeit hat einige wichtige Limitationen, welche sich auf die Bereiche der Studienplanung und -durchführung beziehen. Die Erfassung der Limitationen dieser Arbeit stellt eine wichtige Voraussetzung dar, um in einem weiteren Schritt Empfehlungen für die nächsten Entwicklungsschritte hin zu einem digitalen Biomarker für HFA abgeben zu können.

Die vorliegende Studie ist die erste, welche den Unterschied im Smartphone-Nutzungsverhalten zwischen Erwachsenen mit HFA und neurotypischen Kontrollpersonen untersucht. Da keine Effektstärke aus vorangegangener Forschung zugrunde gelegt werden konnte, beruhte die Berechnung der Stichprobengröße mithilfe einer Power-Analyse auf einer Schätzung. Die Ergebnisse zeigen, dass die Stichprobe zu klein gewählt wurde, um einen statistisch signifikanten Unterschied in der Smartphone-Nutzung nach der Korrektur für mehrfache Messungen zu detektieren (= beta-Fehler). In zukünftigen Studien mit gleicher Fragestellung sollten daher entweder die Hypothesen enger gefasst (nur eine Zielvariable), oder die Stichproben größer geplant werden.

Das Geschlechtsverhältnis ist zwar proportional zwischen den Kohorten, jedoch nicht identisch zwischen den Geschlechtern verteilt. Frauen sind in der Stichprobe von Autistinnen und Autisten deutlich unterrepräsentiert (3 von 13 Teilnehmenden). Dieser Anteil dürfte noch deutlich niedriger sein, als die geschätzte Verteilung zwischen Frauen und Männern bei Autismus-Spektrum-Störungen (vgl. S. 2). Obwohl die Verteilung daher dem bekannten Geschlechterverhältnis bei Autismus entspricht, schränkt dies die Datenauswertung in Bezug auf den Faktor Geschlecht ein.

Aus einer subjektiven Erhebung bei Menschen mit Autismus ließ sich kein altersabhängiges Nutzungsverhalten am Smartphone ableiten (Howard & Sedgewick, 2021). Es wäre von wissenschaftlichem Interesse, ob sich dieses Ergebnis mithilfe von automatisch erfassten Smartphonedaten reproduzieren lässt. Da die Anzahl von Personen über 50 Jahre in der vorliegenden Studie jedoch zu gering war, konnten keine altersspezifischen Analysen berechnet werden. Esra Yarar und Kolleginnen halten fest, dass eine gezielte Forschung zu Autismus-Spektrum-Störungen im hohen Lebensalter

notwendig ist, um maßgeschneiderte Unterstützungsangebote entwickeln zu können (2022).

Eine wichtige Differenzialdiagnose und Komorbidität von Autismus sind soziale Ängste (Hollocks et al., 2019). Der Studienablauf hätte um einen psychometrischen Test zur Detektion von sozialen Ängsten ergänzt werden können. Die Ergebnisse eines Selbstbewertungsbogens wie dem „*Liebowitz Social Anxiety Scale*“ (Liebowitz, 1987; Rytwinski et al., 2009) würden es ermöglichen, diese Kovariable in die Analyse der Smartphonedaten miteinzubeziehen.

Die App „JTrack Social“, welche für die Datenaufzeichnung genutzt wurde, hat einige Limitationen. Wenngleich die Software kontinuierlich von den Entwicklern verbessert wird, können Datenverluste abhängig von der verwendeten Hardware, der Version des Betriebssystems oder der Netzwerkstabilität nicht ausgeschlossen werden (Far et al., 2021). Ein besonderes Augenmerk sollte auf die korrekte Einstellung der Batterieoptimierung gelegt werden. Wenn diese eingeschaltet war, kam es teils zu unerwarteten Unterbrechungen der Datenaufzeichnung. Diese Ursache ist jedoch für die Teilnehmenden nicht ersichtlich und muss in den Einstellungen des Geräts gesucht werden. Bei der Studiendurchführung sollte dies bedacht werden und die Einstellungen manuell von einer fachkundigen Person während der Initiierung überprüft werden.

Zum Zeitpunkt der Datenaufzeichnung stand lediglich eine Version der App für das Betriebssystem Android zur Verfügung. Der Marktanteil von Smartphones mit dieser Software lag im Jahr 2020 in Deutschland bei 84.1 % (Statista, 2021b). Selbst mit dieser Einschränkung konnte demnach ein großer Teil der Grundgesamtheit eingeschlossen werden. In zukünftigen Studien wird es möglich sein, ebenfalls auf die Daten von Personen mit iPhones zurückzugreifen, da die „JTrack Social“ App seit 2023 auch im „Apple App Store“ zur Verfügung steht.

Die App-Kategorisierung stellt einen wichtigen methodischen Schritt bei der Auswertung der Nutzungsdaten dar. Die Kategorien wurden auf Basis der vorhandenen Literatur zum Thema Smartphone-Nutzung bei Menschen mit Autismus definiert. Die Kategorisierung wurde ausschließlich vom Doktoranden durchgeführt. Mit einer unabhängigen zweiten Kategorisierung hätte die Reliabilität dieser Arbeit überprüft werden können.

4.4 Praktische Implikationen: Biomarkerentwicklung

Diese Arbeit beschreibt Verhaltensdaten von hochfunktionalen Autistinnen und Autisten, welche mithilfe von wiederholten und systematischen Messungen am Smartphone erhoben wurden. Die dabei gefundenen Unterschiede zwischen dieser Population und neurotypischen Kontrollpersonen in den Teilbereichen der verbalen und schriftlichen Kommunikation sowie der Nutzung von digitalen Spielen würden bei einer Bestätigung des Effekts in zukünftigen Studien einen digitalen Phänotyp darstellen. Im Folgenden werden die Vorteile und Nachteile, welche die Methodik des passiven Monitorings für diese Studie hatte, diskutiert und praktische Implikationen daraus abgeleitet.

Die automatische passive Datenaufzeichnung, welche in dieser Studie genutzt wurde, ist in besonderem Maße dazu geeignet, Verhaltensbeobachtungen zu dokumentieren, da Daten damit rigoroser und akkurater als mit klassischen (retrospektiven-) Fragebögen erfasst werden können (Bentley et al., 2019). Dabei erhobene Daten sind zum Beispiel nicht durch eine Erinnerungsverzerrung beeinflusst (= *recall bias*). Die vorliegende Arbeit zeigt, dass die Datenaufzeichnung mithilfe der öffentlich verfügbaren Applikation „JTrack Social“ zuverlässig die zuvor festgelegten Daten liefert. Die App ist auch für zukünftige Studien zu empfehlen, da sie einfach zu handhaben ist und hohen Datenschutzstandards gerecht wird. Die Teilnahme war nicht von spezifischen Sprach- oder Technologiekenntnissen abhängig. Anhand der Vollständigkeit der Datenaufzeichnung ist zu erkennen, dass die Teilnehmenden eine sehr hohe Compliance aufwiesen.

Die Aufzeichnung der Smartphonedaten erfolgte automatisch und wurde in einem Format notiert, das für die weitere Analyse zugänglich war. Dies stellt einen großen Vorteil im Vergleich zu Studien mit Papier-Fragebögen dar, welche zunächst händisch digitalisiert werden müssen, bevor eine statistische Auswertung erfolgen kann. In zukünftigen Studien könnte die digitale Datenaufzeichnung um *Ecological Momentary Assessments* (EMAs) erweitert werden (Shiffman et al., 2008). Denkbar ist, dass zum Beispiel der AQ Fragebogen zu festgelegten Zeitpunkten digital über die Smartphone-App beantwortet werden soll. Die für diese Arbeit erstellte Auswertungsvorlage des Fragebogens könnte genutzt werden, um die Antworten vollautomatisch auszuwerten und einer statistischen Auswertung gemeinsam mit den Smartphonedaten zugänglich zu machen (vgl. Digitaler Anhang 1, S. 91). Die Nutzung der verwendeten Smartphone-App könnte für zukünftige

Studien mit einer Kostenersparnis einhergehen, da weniger zeitintensive Tätigkeiten in der Auswertung auszuführen sind und die Verwendung der App kostenlos ist.

Neben den positiven werden im aktuellen Fachdiskurs auch die negativen Auswirkungen, welche die Methodik der digitalen Phänotypisierung auf die Versorgung psychisch kranker Personen haben könnte, diskutiert (Deutsche Gesellschaft für Psychiatrie und Psychotherapie, 2021; Grunder, 2020; Opel und Hahn, 2020; Steinert und Thoma, 2021). Die Wahrung des Datenschutzes und der ärztlichen Schweigepflicht stellt insbesondere bei der Speicherung und Analyse von Gesundheitsdaten ein hohes Gut dar. Es ist zu befürchten, dass ein digitaler Biomarker von Privatpersonen, Firmen und Staaten missbraucht werden könnte (Steinert und Thoma, 2021). Für zukünftige Studien sollte daher stets sichergestellt sein, dass für jede Aufzeichnung von Daten ein klarer Verwendungszweck besteht, eine Einwilligung für die Verwendung und Veröffentlichung vorliegt und diese Einwilligung auch widerrufen werden kann. (Izmailova et al., 2018). Bei Studien wie der vorliegenden, bei der eine große Menge an Daten erfasst werden, stellt die korrekte Anonymisierung der Daten eine große Herausforderung dar. Es konnte beispielsweise gezeigt werden, dass Personen anhand ihres App-Nutzungsverhaltens identifiziert werden können (Welke et al., 2016). Die App-Kategorisierung, die in dieser Arbeit durchgeführt wurde, erscheint daher auch in diesem Zusammenhang sinnvoll zu sein. Nur durch eine konsequente Vorbeugung bezüglich einer missbräuchlichen Verwendung von Daten kann langfristig ein Vertrauen in die wissenschaftlichen Anwendungen aufgebaut werden. Eine negative Auswirkung, die in der klinischen Anwendung von digitalen Biomarkern zum Tragen kommt, ist der Verlust der therapeutischen Beziehung, da die subjektive Erfahrung der Betroffenen weiter in den Hintergrund gerückt oder gar ganz ersetzt werden könnte (Steinert und Thoma, 2021).

Im letzten Abschnitt dieser Arbeit wird diskutiert, wie das langfristige Ziel – die Entwicklung eines digitalen Verhaltensbiomarkers für Erwachsene mit HFA – erreicht werden kann. Das wissenschaftliche Vorgehen zur Entwicklung eines neuen, digitalen Biomarkers sollte in einem Leitfaden festgelegt werden. Dieser Leitfaden sollte eine wissenschaftliche Fragestellung, einen Verwendungskontext und einen Plan zur analytischen Verifikation und klinischen Validierung beinhalten (Izmailova et al., 2018). Der im folgenden vorgestellte Leitfaden enthält zehn konkrete Punkte, welche die Forschungsgemeinschaft adressieren sollte, um das langfristige Ziel zu erreichen.

1. Entwicklung einer Methode, um die Daten, welche mit der „JTrack Social“ App plattformübergreifend erhoben werden können, vergleichbar zu machen.

Seit dem Jahr 2023 ist es möglich, sowohl Daten von Smartphones mit Android- als auch mit iOS-Betriebssystem aufzuzeichnen. Diese plattformübergreifende Verfügbarkeit der „JTrack Social“ App bietet einerseits eine Chance, da ein großer Teil der Grundgesamtheit technisch eingeschlossen werden kann, andererseits müssen Anstrengungen unternommen werden, die Daten vergleichbar zu machen. Beispielsweise verbieten die Sicherheitseinstellungen von iOS-Geräten generell allen Apps die Aufzeichnung der Häufigkeit von Telefonanrufen oder Textnachrichten (Bentley et al., 2019). Andererseits sind im Vergleich zum „Google Play Store“ alle Applikationen im „Apple App Store“ bereits von den Entwicklern einer Kategorie zugeordnet worden. Bisher gibt es keinen Konsens darüber, mit welcher Methode diese Vergleichbarkeit hergestellt werden kann (Stephenson et al., 2020). Eine Lösung dieses Problems scheint drängend, um weitere Forschung auf dem Gebiet möglichst einheitlich durchführen zu können.

2. Durchführung einer analytischen Verifikation der Datenaufzeichnung.

Durch die lange individuelle Studiendauer von vier Monaten haben die erhobenen Daten eine hohe interne Validität (= Aussage über die tatsächliche Nutzung einer Person). Dies wäre bei einer traditionellen Form der Datengewinnung (z.B. retrospektive Fragebögen) nicht gegeben (Bentley et al., 2019). Jedoch zeigen die Ergebnisse, dass vereinzelt Daten erhoben wurden, die durch eine normale Nutzung des Smartphones nicht zu erklären sind. Die Datenerhebung sollte daher vor einer größer angelegten Studie einer Überprüfung unterzogen werden (Coravos et al., 2019). Bei der analytischen Verifikation wird überprüft, ob und wie gut ein Biomarker das Merkmal misst, welches er messen soll (FDA-NIH Biomarker Working Group, 2021). Zur analytischen Verifikation der Datenaufzeichnung könnten in einer Studie die App-Nutzungsdaten der „JTrack Social“ App mit den Nutzungsstatistiken des Betriebssystems abgeglichen werden.

3. Unabhängige Überprüfung der Datenaufbereitung.

Aus den automatisch erfassten Smartphonedaten wurden in dieser Studie über mehrere Zwischenschritte die klinisch relevanten Zielvariablen berechnet. Die Reliabilität der Datenaufbereitung sollte mithilfe einer unabhängigen zweiten Analyse überprüft werden. Auch bei der Beschreibung eines digitalen Biomarkers

sollte sichergestellt sein, dass diese Programmierungsschritte reproduzierbar sind (Izmailova et al., 2018). Eine Veröffentlichung des verwendeten Codes scheint dabei unverzichtbar (Coravos et al., 2019).

4. Integration von Menschen mit Autismus in das Forschungsteam.

Eine partizipative Forschung, bei der Betroffene aktiv am wissenschaftlichen Prozess beteiligt sind, ist nach wie vor die Ausnahme (den Houting et al., 2021). Die Integration von Menschen mit Autismus von Anfang an bietet mannigfaltige Vorteile (Jivraj et al., 2014). Bei der Studienplanung könnte dadurch sichergestellt werden, dass das Forschungsprojekt die Interessen und Erfahrungen von Betroffenen widerspiegelt. Menschen mit Autismus, die untereinander häufig gut vernetzt sind, wären eine wertvolle Hilfe bei der Rekrutierung von Teilnehmenden mit derselben Krankheit. Die Studieninformationen und die App könnten so besser auf die Bedürfnisse dieser Personengruppe angepasst werden. Die Forschungsergebnisse wären mit einer solchen partizipativen Herangehensweise aussagekräftiger und von höherer Akzeptanz für die Zielgruppe (Brett et al., 2014; Forsythe et al., 2019). Erwachsene mit HFA sollten daher möglichst frühzeitig in die weitere Studienplanung und -durchführung miteinbezogen werden.

5. Wiederholung der vorliegenden Studie mit einer größeren Stichprobe und spezifischeren Fragestellung.

Die aktuelle Studie ist die erste, welche das Smartphone-Nutzungsverhalten von Erwachsenen mit HFA untersucht. Sie ist daher als explorative Studie geplant worden. Die statistische Signifikanz der gefundenen Trends im Nutzungsverhalten sollten daher in einer größeren Studie erneut überprüft werden. Idealerweise werden dazu sowohl Personen mit Android-, als auch mit iOS Betriebssystem eingeschlossen und bei der Rekrutierung insbesondere mehr Frauen und ältere Autistinnen und Autisten gesucht.

6. Untersuchung von Korrelationen zwischen der Psychopathologie von Autistinnen und Autisten und deren Smartphone-Nutzungsverhalten.

Die Auswertung der Smartphonedaten beschränkte sich in der vorliegenden Arbeit auf die Berechnung von Unterschieden zwischen den beiden Kohorten. In zukünftigen Studien sollte das Smartphone-Nutzungsverhalten ebenfalls mit der Psychopathologie von Autistinnen und Autisten korreliert werden. Das Ausmaß von autistischen Symptomen könnte dabei zum Beispiel mithilfe des AQ-Tests (Baron-

Cohen et al., 2001) oder dem ADOS-2 Fremdbeurteilungsbogen (Lord et al., 2012) erhoben werden. Es ist denkbar, dass spezifische Nutzungsgewohnheiten am Smartphone mit der Psychopathologie von Menschen mit Autismus korrelieren und sensitiv auf eine Veränderung dieser sind. Veränderungen in der Ausprägung von autistischen Symptomen könnten zum Beispiel während einer Therapie erwartet und untersucht werden.

7. Einbeziehen von regulatorischen Überlegungen in die Studienentwicklung.

Bevor ein Biomarker definiert wird, sollten regulatorische Überlegungen angestrengt werden. Die *European Medicines Agency* hat ebenfalls einen Leitfaden für die Validierung von digitalen Gesundheitsdienstleistungen veröffentlicht (Cerreta et al., 2020). Darin wird unter anderem empfohlen, frühzeitig Kontakt mit den Regulierungsbehörden aufzunehmen. Dies erhöht die Wahrscheinlichkeit, dass digitale Biomarker in die klinische Anwendung kommen. Neben den Vorgaben von Regulierungsbehörden erscheint es sinnvoll, seine Forschung an international einheitlichen Standards auszurichten. Für die Entwicklung von einem digitalen Biomarker können folgende ISO-Normen (<http://www.iso.org>) von Relevanz sein: ISO 14155 (*clinical investigation of medical devices for human subjects*), ISO 14971 (*application of risk management to medical devices*) oder ISO 62304 (*medical device software*).

8. Formulierung eines digitalen Biomarkers anhand der gefundenen Korrelationen.

Im Idealfall sollte ein Biomarker sensitiv, spezifisch, akkurat und präzise das betreffende Merkmal messen. Im vorliegenden Untersuchungsgegenstand sollen die strukturellen Besonderheiten von Menschen mit Autismus möglichst gut durch einen digitalen Biomarker beschrieben werden. Bei der Formulierung eines digitalen Biomarkers müssten die gefundenen Korrelationen zwischen der Diagnose einer ASS bzw. autistischen Symptomen und einem spezifischen Smartphone-Nutzungsverhalten in einem Modell zusammengeführt werden. Denkbar ist, dass in den Biomarker nicht nur Smartphonedaten miteingeschlossen werden, sondern auch weitere objektiv gemessene Merkmale. Ein solcher *Multivariate Biomarker* könnte die heterogenen psychopathologischen Auffälligkeiten von Menschen mit Autismus noch besser abbilden (Coravos et al., 2019; Vargason et al., 2020).

9. Durchführung einer klinischen Validierung des digitalen Biomarkers.

Zuletzt sollte ein Plan zur klinischen Validierung des Verhaltensbiomarkers erstellt werden. Das dabei gewählte Studiendesign muss einen Rückschluss darauf zulassen, ob der Biomarker klinisch relevante Daten misst (FDA-NIH Biomarker Working Group, 2021; Izmailova et al., 2018). In der Einleitung dieser Arbeit wurden zwei potenzielle Anwendungsgebiete eines solchen Biomarkers identifiziert: die Diagnostik von HFA im Erwachsenenalter und die Verlaufscharakterisierung von autistischen Symptomen während einer Therapie.

In einer Studie könnte die Spezifität und Sensitivität des digitalen Biomarkers untersucht werden, indem die Genauigkeit dieses Testverfahrens mit dem Ergebnis einer klinischen Diagnoseabklärung (Goldstandard) verglichen wird. Denkbar ist, dass mithilfe eines diagnostischen Biomarkers durch eine Vorauswahl der diagnostische Prozess gezielter und damit schneller durchgeführt werden kann.

Wenn der gefundene digitale Biomarker valide Veränderungen im Verhalten von hochfunktionalen Autistinnen und Autisten erfasst, könnten Therapieangebote anhand von objektiv gemessenen Daten überprüft werden. Medizinische Wirkstoffkandidaten erhalten deutlich häufiger eine Zulassung, wenn die Wirksamkeit mithilfe eines Biomarkers überprüft werden kann (Gromova et al., 2020; Statista, 2016). Es wäre nachvollziehbar, dass dies auch für die Überprüfung der Wirksamkeit von spezifischen Psychotherapien der Fall ist. Ebenfalls wären Studien, welche den gleichen digitalen Biomarker als klinischen Endpunkt haben, leicht vergleichbar (Brugha et al., 2015).

10. Konformitätsprüfung mit den gesetzlichen und behördlichen Vorschriften.

Ein digitaler Verhaltensbiomarker für Erwachsene mit HFA wäre als Medizinprodukt zu klassifizieren, weil dessen Anwendung bei der Diagnostik und Überwachung einer Krankheit geplant wäre (Verordnung 2017/745 des Europäischen Parlaments und des Rates, Kapitel I, Artikel 2, Ziffer 1). Für ein solches Produkt muss vor der klinischen Anwendung eine Konformitätsbewertung erfolgen (vgl. <http://www.bfarm.de/>). Erst wenn Konformität des Produkts mit allen geltenden gesetzlichen und behördlichen Vorschriften hergestellt ist, darf der digitale Biomarker in der klinischen Arbeit als Medizinprodukt verwendet werden.

Eine Studie bei einer anderen psychiatrischen Erkrankung hat auf dem Gebiet der Biomarkerforschung bereits einen großen Erfolg erzielt. Paloma Varela Casal et al. gelang es, einen objektiven Verhaltensbiomarker zur Diagnostik von ADHS im Kindesalter zu validieren (2019). Dies gibt Anlass zur Hoffnung, dass der oben beschriebene Leitfaden zu einer Identifizierung von einem digitalen Verhaltensbiomarker für Erwachsene mit HFA beitragen kann.

4.5 Schlussfolgerungen

Die im Rahmen dieser Arbeit durchgeführte explorative Studie ist die erste ihrer Art bei erwachsenen Autistinnen und Autisten. Es können anhand von automatisch aufgezeichneten Smartphonedaten Trends erkannt werden, wonach Betroffene seltener verbale und häufiger schriftliche Kommunikation als neurotypische Kontrollpersonen nutzen. Diese Ergebnisse decken sich mit subjektiven Berichten von Menschen mit ASS. Erwachsene scheinen ebenso wie Kinder mit ASS ihr Smartphone häufiger für digitale Spiele zu nutzen. Einen Unterschied in der Dauer der physischen Aktivität pro Tag kann zwischen den Kohorten nicht festgestellt werden. Neben diesen Ergebnissen liefert die Dissertation Hilfestellungen für nachfolgende Forschung auf dem Gebiet. Dazu zählen Empfehlungen für die wissenschaftliche Arbeit mit der „JTrack Social“ App, die Kategorisierung von 1521 Apps aus dem „Google Play Store“ und die Erstellung einer Auswertungsvorlage für den AQ-Fragebogen. Zuletzt wurde ein Leitfaden entwickelt, mit dem eine zielgerichtete Forschung hin zu einem digitalen Verhaltensbiomarker für Erwachsene mit HFA möglich wird. Mit Forschung dieser Art kann langfristig die Diagnostik und Validierung von Therapieangeboten für Menschen mit Autismus verbessert werden.

5 Literatur- und Quellenverzeichnis

- Allison, C., Auyeung, B. & Baron-Cohen, S. (2012). Toward brief “Red Flags” for autism screening: The Short Autism Spectrum Quotient and the Short Quantitative Checklist for Autism in toddlers in 1,000 cases and 3,000 controls [corrected]. *Journal of the American Academy of Child and Adolescent Psychiatry*, 51(2), 202-212.e207. <https://doi.org/10.1016/j.jaac.2011.11.003>
- Alvares, G. A., Bebbington, K., Cleary, D., Evans, K., Glasson, E. J., Maybery, M. T., Pillar, S., Uljarević, M., Varcin, K., Wray, J. & Whitehouse, A. J. (2020). The misnomer of 'high functioning autism': Intelligence is an imprecise predictor of functional abilities at diagnosis. *Autism*, 24(1), 221-232. <https://doi.org/10.1177/1362361319852831>
- Aman, M. G., Novotny, S., Samango-Sprouse, C., Lecavalier, L., Leonard, E., Gadow, K. D., King, B. H., Pearson, D. A., Gernsbacher, M. A. & Chez, M. (2004). Outcome measures for clinical drug trials in autism. *CNS Spectr*, 9(1), 36-47. <https://doi.org/10.1017/s1092852900008348>
- American Psychiatric Association. (2013). Diagnostic and statistical manual of mental disorders: DSM-5. *Arlington, VA*.
- Anzulewicz, A., Sobota, K. & Delafield-Butt, J. T. (2016). Toward the Autism Motor Signature: Gesture patterns during smart tablet gameplay identify children with autism. *Sci Rep*, 6(1), 31107. <https://doi.org/10.1038/srep31107>
- Asperger, H. (1944). [Die „Autistischen Psychopathen“ im Kindesalter]. *Archiv für Psychiatrie und Nervenkrankheiten*, 117(1), 76-136. <https://doi.org/10.1007/bf01837709>
- Auhuber, T. C., Bundesinstitut für Arzneimittel und Medizinprodukte & Deutscher Ärzte-Verlag GmbH. (2020). [ICD-10-GM 2021 Systematisches Verzeichnis: Internationale statistische Klassifikation der Krankheiten und verwandter Gesundheitsprobleme, 10. Revision - German Modification]. Deutscher Ärzteverlag. <https://books.google.de/books?id=K8LXzQEACAAJ>
- Baghdadli, A., Russet, F. & Mottron, L. (2017). Measurement properties of screening and diagnostic tools for autism spectrum adults of mean normal intelligence: A systematic review. *Eur Psychiatry*, 44, 104-124. <https://doi.org/10.1016/j.eurpsy.2017.04.009>

- Bangerter, A., Chatterjee, M., Manfredonia, J., Manyakov, N. V., Ness, S., Boice, M. A., Skalkin, A., Goodwin, M. S., Dawson, G., Hendren, R., Leventhal, B., Shic, F. & Pandina, G. (2020). Automated recognition of spontaneous facial expression in individuals with autism spectrum disorder: parsing response variability. *Mol Autism*, 11(1), 31. <https://doi.org/10.1186/s13229-020-00327-4>
- Barnett, I., Torous, J., Staples, P., Sandoval, L., Keshavan, M. & Onnela, J.-P. (2018). Relapse prediction in schizophrenia through digital phenotyping: a pilot study. *Neuropsychopharmacology*, 43(8), 1660-1666. https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC6006347/pdf/41386_2018_Article_30.pdf
- Baron-Cohen, S., Wheelwright, S., Skinner, R., Martin, J. & Clubley, E. (2001). The autism-spectrum quotient (AQ): evidence from Asperger syndrome/high-functioning autism, males and females, scientists and mathematicians. *J Autism Dev Disord*, 31(1), 5-17. <https://doi.org/10.1023/a:1005653411471>
- Becker, L. A. (1998). *Effect size calculators*. Retrieved 31.08.2023 from <https://lbecker.uccs.edu>
- Benford, P. & Standen, P. (2009). The internet: a comfortable communication medium for people with Asperger syndrome (AS) and high functioning autism (HFA)? *Journal of Assistive Technologies*, 3(2), 44-53.
- Bentley, K. H., Kleiman, E. M., Elliott, G., Huffman, J. C. & Nock, M. K. (2019). Real-time monitoring technology in single-case experimental design research: Opportunities and challenges. *Behaviour Research and Therapy*, 117, 87-96. <https://doi.org/10.1016/j.brat.2018.11.017>
- Biomarker Group. (2021). *JTrack Social*. Retrieved 20.03.2023 from https://play.google.com/store/apps/details?id=inm7.JTrack.JTrack_Social
- Biomarkers Definitions Working, G. (2001). Biomarkers and surrogate endpoints: preferred definitions and conceptual framework. *Clin Pharmacol Ther*, 69(3), 89-95. <https://doi.org/10.1067/mcp.2001.113989>
- Birnbaum, M. L., Kulkarni, P. P., Van Meter, A., Chen, V., Rizvi, A. F., Arenare, E., De Choudhury, M. & Kane, J. M. (2020). Utilizing Machine Learning on Internet Search Activity to Support the Diagnostic Process and Relapse Detection in Young Individuals With Early Psychosis: Feasibility Study. *JMIR Ment Health*, 7(9), e19348. <https://doi.org/10.2196/19348>

- Bjorklund, G., Meguid, N. A., El-Ansary, A., El-Bana, M. A., Dadar, M., Aaseth, J., Hemimi, M., Osredkar, J. & Chirumbolo, S. (2018). Diagnostic and Severity-Tracking Biomarkers for Autism Spectrum Disorder. *J Mol Neurosci*, 66(4), 492-511. <https://doi.org/10.1007/s12031-018-1192-1>
- Breddemann, A., Schilbach, L., Kunerl, E., Witzmann, M. & Schuwerk, T. (2023). [Geschlechtsunterschiede in der Autismusdiagnostik]. *Psychiatrische Praxis*, 50(06), 299-307. <https://doi.org/10.1055/a-2043-9812>
- Brett, J., Staniszevska, S., Mockford, C., Herron-Marx, S., Hughes, J., Tysall, C. & Suleman, R. (2014). Mapping the impact of patient and public involvement on health and social care research: a systematic review. *Health Expectations*, 17(5), 637-650. <https://doi.org/10.1111/j.1369-7625.2012.00795.x>
- Brownlow, C., O'Dell, L. & Taylor, S. J. (2006). Constructing an Autistic Identity: AS Voices Online. *Mental Retardation*, 44(5), 315-321. [https://doi.org/10.1352/0047-6765\(2006\)44\[315:Caaiaiv\]2.0.Co;2](https://doi.org/10.1352/0047-6765(2006)44[315:Caaiaiv]2.0.Co;2)
- Brugha, T. S., Doos, L., Tempier, A., Einfeld, S. & Howlin, P. (2015). Outcome measures in intervention trials for adults with autism spectrum disorders; a systematic review of assessments of core autism features and associated emotional and behavioural problems. *International Journal of Methods in Psychiatric Research*, 24(2), 99-115. <https://doi.org/10.1002/mpr.1466>
- Brun, L., Auzias, G., Viellard, M., Villeneuve, N., Girard, N., Poinso, F., Da Fonseca, D. & Deruelle, C. (2016). Localized Misfolding Within Broca's Area as a Distinctive Feature of Autistic Disorder. *Biol Psychiatry Cogn Neurosci Neuroimaging*, 1(2), 160-168. <https://doi.org/10.1016/j.bpsc.2015.11.003>
- Bundesärztekammer. (2022). [S3-Leitlinie: Nationale Versorgungs Leitlinie Unipolare Depression]. Retrieved 22.03.2023 from <https://register.awmf.org/de/leitlinien/detail/nvl-005>
- Burke, M., Kraut, R. & Williams, D. (2010). Social use of computer-mediated communication by adults on the autism spectrum. Proceedings of the 2010 ACM conference on Computer supported cooperative work,
- Busch, P. A., Hausvik, G. I., Ropstad, O. K. & Pettersen, D. (2021). Smartphone usage among older adults. *Computers in Human Behavior*, 121. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2021.106783>

- Canigueral, R. & Hamilton, A. F. C. (2019). The Role of Eye Gaze During Natural Social Interactions in Typical and Autistic People. *Frontiers in Psychology*, 10, 560. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2019.00560>
- Cassidy, S., Hannant, P., Tavassoli, T., Allison, C., Smith, P. & Baron-Cohen, S. (2016). Dyspraxia and autistic traits in adults with and without autism spectrum conditions. *Mol Autism*, 7, 48. <https://doi.org/10.1186/s13229-016-0112-x>
- Cerreta, F., Ritzhaupt, A., Metcalfe, T., Askin, S., Duarte, J., Berntgen, M. & Vamvakas, S. (2020). Digital technologies for medicines: shaping a framework for success. *Nat Rev Drug Discov*, 19(9), 573-574. <https://doi.org/10.1038/d41573-020-00080-6>
- Cooper, K., Russell, A. J., Lei, J. & Smith, L. G. (2022). The impact of a positive autism identity and autistic community solidarity on social anxiety and mental health in autistic young people. *Autism*, 13623613221118351. <https://doi.org/10.1177/13623613221118351>
- Coravos, A., Khozin, S. & Mandl, K. D. (2019). Developing and adopting safe and effective digital biomarkers to improve patient outcomes. *NPJ Digit Med*, 2(1). <https://doi.org/10.1038/s41746-019-0090-4>
- Crompton, C. J., Hallett, S., Ropar, D., Flynn, E. & Fletcher-Watson, S. (2020). 'I never realised everybody felt as happy as I do when I am around autistic people': A thematic analysis of autistic adults' relationships with autistic and neurotypical friends and family. *Autism*, 24(6), 1438-1448. <https://doi.org/10.1177/1362361320908976>
- Dammann, G. (2002). [*The Autism-Spectrum Quotient (AQ) - Deutsche Version*]. Psychiatrische Klinik, Universitäre Psychiatrische Kliniken (UPK) Basel. Retrieved 21.03.2023 from <https://www.autismresearchcentre.com/tests/autism-spectrum-quotient-aq-adult/>
- Dawson, G., Campbell, K., Hashemi, J., Lippmann, S. J., Smith, V., Carpenter, K., Egger, H., Espinosa, S., Vermeer, S., Baker, J. & Sapiro, G. (2018). Atypical postural control can be detected via computer vision analysis in toddlers with autism spectrum disorder. *Sci Rep*, 8(1), 17008. <https://doi.org/10.1038/s41598-018-35215-8>
- Del Valle Rubido, M., Hollander, E., McCracken, J. T., Shic, F., Noeldeke, J., Boak, L., Khwaja, O., Sadikhov, S., Fontoura, P. & Umbricht, D. (2020). Exploring Social Biomarkers in High-Functioning Adults with Autism and

- Asperger's Versus Healthy Controls: A Cross-Sectional Analysis. *J Autism Dev Disord*, 50(12), 4412-4430. <https://doi.org/10.1007/s10803-020-04493-5>
- den Houting, J., Higgins, J., Isaacs, K., Mahony, J. & Pellicano, E. (2021). 'I'm not just a guinea pig': Academic and community perceptions of participatory autism research. *Autism*, 25(1), 148-163.
<https://doi.org/10.1177/1362361320951696>
 - Deutsche Gesellschaft für Kinder- und Jugendpsychiatrie, Psychosomatik und Psychotherapie e.V. (2016). *[Autismus-Spektrum-Störungen im Kindes-, Jugend- und Erwachsenenalter Teil 1: Diagnostik]*. Retrieved 22.07.2022 from <https://www.awmf.org/leitlinien/detail/ll/028-018.html>
 - Deutsche Gesellschaft für Psychiatrie und Psychotherapie, Psychosomatik und Nervenheilkunde e. V. (DGPPN). (2021). *[Digitale Transformation wissenschaftsbasiert gestalten]*
<https://www.dgppn.de/presse/pressemitteilungen/pressemitteilungen-2021/eroeffnung-PK.html>
 - Ebert, D., Fangmeier, T., Lichtblau, A., Peters, J., Biscaldi-Schäfer, M. & van Elst, L. T. (2013). *[Asperger-Autismus und hochfunktionaler Autismus bei Erwachsenen: Ein Therapiemanual der Freiburger Autismus-Studiengruppe]*. Hogrefe Verlag.
 - Eilenberg, J. S., Paff, M., Harrison, A. J. & Long, K. A. (2019). Disparities Based on Race, Ethnicity, and Socioeconomic Status Over the Transition to Adulthood Among Adolescents and Young Adults on the Autism Spectrum: a Systematic Review. *Curr Psychiatry Rep*, 21(5), 32.
<https://doi.org/10.1007/s11920-019-1016-1>
 - Elsabbagh, M., Divan, G., Koh, Y. J., Kim, Y. S., Kauchali, S., Marcín, C., Montiel-Nava, C., Patel, V., Paula, C. S., Wang, C., Yasamy, M. T. & Fombonne, E. (2012). Global prevalence of autism and other pervasive developmental disorders. *Autism Res*, 5(3), 160-179.
<https://doi.org/10.1002/aur.239>
 - Fahrmeir, L., Kneib, T. & Lang, S. (2009). *[Regression: Modelle, Methoden und Anwendungen]*. Springer.
 - Falkai, P., Association, A. P. & Döpfner, M. (2015). *[Diagnostisches und Statistisches Manual Psychischer Störungen: DSM-5®]*. Hogrefe.
<https://books.google.de/books?id=YpPN0AEACAAJ>

- Far, M. S., Stolz, M., Fischer, J. M., Eickhoff, S. B. & Dukart, J. (2021). JTrack: A Digital Biomarker Platform for Remote Monitoring in Neurological and Psychiatric Diseases. *arXiv preprint arXiv:2101.10091*.
- FDA-NIH Biomarker Working Group. (2021). BEST (Biomarkers, EndpointS, and other Tools) Resource. Retrieved 30.03.2023 from www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK326791/pdf/Bookshelf_NBK326791.pdf
- Ferreira, D., Kostakos, V. & Dey, A. K. (2015). AWARE: Mobile Context Instrumentation Framework [Technology Report]. *Frontiers in ICT*, 2(6). <https://doi.org/10.3389/fict.2015.00006>
- Forsythe, L. P., Carman, K. L., Szydlowski, V., Fayish, L., Davidson, L., Hickam, D. H., Hall, C., Bhat, G., Neu, D., Stewart, L., Jalowsky, M., Aronson, N. & Anyanwu, C. U. (2019). Patient Engagement In Research: Early Findings From The Patient-Centered Outcomes Research Institute. *Health Affairs*, 38(3), 359-367. <https://doi.org/10.1377/hlthaff.2018.05067>
- Frazier, T. W., Youngstrom, E. A., Speer, L., Embacher, R., Law, P., Constantino, J., Findling, R. L., Hardan, A. Y. & Eng, C. (2012). Validation of proposed DSM-5 criteria for autism spectrum disorder. *Journal of the American Academy of Child and Adolescent Psychiatry*, 51(1), 28-40 e23. <https://doi.org/10.1016/j.jaac.2011.09.021>
- Fusar-Poli, L., Brondino, N., Politi, P. & Aguglia, E. (2022). Missed diagnoses and misdiagnoses of adults with autism spectrum disorder. *European Archives of Psychiatry and Clinical Neuroscience*, 272(2), 187-198. <https://doi.org/10.1007/s00406-020-01189-w>
- Gawronski, A., Pfeiffer, K. & Vogeley, K. (2013). [*Hochfunktionaler Autismus im Erwachsenenalter: Verhaltenstherapeutisches Gruppenmanual*]. *PSYCH up2date*, 7(03), 143-143.
- Gillberg, C., Gillberg, C., Rastam, M. & Wentz, E. (2001). The Asperger Syndrome (and high-functioning autism) Diagnostic Interview (ASDI): a preliminary study of a new structured clinical interview. *Autism*, 5(1), 57-66. <https://doi.org/10.1177/1362361301005001006>
- Gillespie-Lynch, K., Kapp, S. K., Shane-Simpson, C., Smith, D. S. & Hutman, T. (2014). Intersections between the autism spectrum and the internet: perceived benefits and preferred functions of computer-mediated communication. *Intellect Dev Disabil*, 52(6), 456-469. <https://doi.org/10.1352/1934-9556-52.6.456>

- Gillespie-Smith, K., Hendry, G., Anduuru, N., Laird, T. & Ballantyne, C. (2021). Using social media to be 'social': Perceptions of social media benefits and risk by autistic young people, and parents. *Research in Developmental Disabilities, 118*, 104081.
- Godoy, P. B. G., Sumiya, F. M., Seda, L. & Shephard, E. (2022). A systematic review of observational, naturalistic, and neurophysiological outcome measures of nonpharmacological interventions for autism. *Braz J Psychiatry, 44(5)*, 532-547. <https://doi.org/10.47626/1516-4446-2021-2222>
- Gowen, E., Earley, L., Waheed, A. & Poliakoff, E. (2023). From "one big clumsy mess" to "a fundamental part of my character." Autistic adults' experiences of motor coordination. *PloS One, 18(6)*, e0286753. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0286753>
- Grieve, J. & Gnanasekaran, L. (2008). *Neuropsychology for occupational therapists: Cognition in occupational performance* (Vol. 3rd ed). Blackwell Pub.
- Gromova, M., Vaggelas, A., Dallmann, G. & Seimetz, D. (2020). Biomarkers: Opportunities and Challenges for Drug Development in the Current Regulatory Landscape. *Biomarker Insights, 15*, 1177271920974652. <https://doi.org/10.1177/1177271920974652>
- Grootenboer, E. M., Giltay, E. J., van der Lem, R., van Veen, T., van der Wee, N. J. & Zitman, F. G. (2012). Reliability and validity of the Global Assessment of Functioning Scale in clinical outpatients with depressive disorders. *Journal of Evaluation in Clinical Practice, 18(2)*, 502-507. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2753.2010.01614.x>
- Grunder, G. (2020). [Digital phenotyping. *Contra*]. *Nervenarzt, 91(9)*, 860-862. <https://doi.org/10.1007/s00115-020-00902-3>
- Harms, V. (2019). [Medizinische Statistik] (Vol. 9). Harms Verlag. (1976)
- Hautzinger, M., Keller, F., Beck, A. T. & Kühner, C. (2006). [Beck Depressions-Inventar: BDI-II ; Revision]. Harcourt Test Services. <https://books.google.de/books?id=SyCknQEACAAJ>
- Hiremath, C. S., Sagar, K. J. V., Yamini, B. K., Girimaji, A. S., Kumar, R., Sravanti, S. L., Padmanabha, H., Vykunta Raju, K. N., Kishore, M. T., Jacob, P., Saini, J., Bharath, R. D., Seshadri, S. P. & Kumar, M. (2021). Emerging behavioral and neuroimaging biomarkers for early and accurate characterization

- of autism spectrum disorders: a systematic review. *Transl Psychiatry*, 11(1), 42.
<https://doi.org/10.1038/s41398-020-01178-6>
- Hirvikoski, T., Mittendorfer-Rutz, E., Boman, M., Larsson, H., Lichtenstein, P. & Bölte, S. (2016). Premature mortality in autism spectrum disorder. *Br J Psychiatry*, 208(3), 232-238. <https://doi.org/10.1192/bjp.bp.114.160192>
 - Hofer, J. & Fellingner, J. (2021). [*Autismus-Spektrum-Störungen: von der Früherfassung zu Intervention und Begleitung*]. *Monatsschrift Kinderheilkunde*, 170(5), 443-452. <https://doi.org/10.1007/s00112-020-01116-2>
 - Hofvander, B., Delorme, R., Chaste, P., Nyden, A., Wentz, E., Stahlberg, O., Herbrecht, E., Stopin, A., Anckarsater, H., Gillberg, C., Rastam, M. & Leboyer, M. (2009). Psychiatric and psychosocial problems in adults with normal-intelligence autism spectrum disorders. *BMC Psychiatry*, 9(1), 35. <https://doi.org/10.1186/1471-244X-9-35>
 - Holiga, Š., Hipp, J. F., Chatham, C. H., Garces, P., Spooren, W., D'Ardhuy, X. L., Bertolino, A., Bouquet, C., Buitelaar, J. K., Bours, C., Rausch, A., Oldehinkel, M., Bouvard, M., Amestoy, A., Caralp, M., Gueguen, S., Ly-Le Moal, M., Houenou, J., Beckmann, C. F., . . . Dukart, J. (2019). Patients with autism spectrum disorders display reproducible functional connectivity alterations. *Sci Transl Med*, 11(481). <https://doi.org/10.1126/scitranslmed.aat9223>
 - Hollocks, M. J., Lerh, J. W., Magiati, I., Meiser-Stedman, R. & Brugha, T. S. (2019). Anxiety and depression in adults with autism spectrum disorder: a systematic review and meta-analysis. *Psychol Med*, 49(4), 559-572. <https://doi.org/10.1017/S0033291718002283>
 - Horga, G., Kaur, T. & Peterson, B. S. (2014). Annual research review: Current limitations and future directions in MRI studies of child- and adult-onset developmental psychopathologies. *J Child Psychol Psychiatry*, 55(6), 659-680. <https://doi.org/10.1111/jcpp.12185>
 - Hossain, S. M., Hnat, T., Saleheen, N., Nasrin, N. J., Noor, J., Ho, B.-J., Condie, T., Srivastava, M. & Kumar, S. (2017). mCerebrum: a mobile sensing software platform for development and validation of digital biomarkers and interventions. *Proceedings of the 15th ACM Conference on Embedded Network Sensor Systems*,

- Howard, P. L. & Sedgewick, F. (2021). 'Anything but the phone!': Communication mode preferences in the autism community. *Autism*, 25(8), 2265-2278. <https://doi.org/10.1177/13623613211014995>
- Izmailova, E. S., Wagner, J. A. & Perakslis, E. D. (2018). Wearable Devices in Clinical Trials: Hype and Hypothesis. *Clin Pharmacol Ther*, 104(1), 42-52. <https://doi.org/10.1002/cpt.966>
- Jain, S. H., Powers, B. W., Hawkins, J. B. & Brownstein, J. S. (2015). The digital phenotype. *Nature Biotechnology*, 33(5), 462-463. <https://doi.org/10.1038/nbt.3223>
- Jivraj, J., Sacrey, L. A., Newton, A., Nicholas, D. & Zwaigenbaum, L. (2014). Assessing the influence of researcher-partner involvement on the process and outcomes of participatory research in autism spectrum disorder and neurodevelopmental disorders: a scoping review. *Autism*, 18(7), 782-793. <https://doi.org/10.1177/1362361314539858>
- Juul, J. (2003). The Game, the Player, the World: Looking for a Heart of Gameness. Retrieved 29.08.2023 from <https://www.jesperjuul.net/text/gameplayerworld/>
- Kamp-Becker, I., Smidt, J., Ghahreman, M., Heinzl-Gutenbrunner, M., Becker, K. & Remschmidt, H. (2010). Categorical and dimensional structure of autism spectrum disorders: the nosologic validity of Asperger Syndrome. *J Autism Dev Disord*, 40(8), 921-929. <https://doi.org/10.1007/s10803-010-0939-5>
- Kanner, L. (1943). Autistic disturbances of affective contact. *Nervous Child* 2: 217-250.
- Khoury, E., Carment, L., Lindberg, P., Gaillard, R., Krebs, M. O. & Amado, I. (2020). Sensorimotor aspects and manual dexterity in autism spectrum disorders: A literature review. *L'Encéphale*, 46(2), 135-145. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.encep.2019.11.005>
- Kojovic, N., Natraj, S., Mohanty, S. P., Maillart, T. & Schaer, M. (2021). Using 2D video-based pose estimation for automated prediction of autism spectrum disorders in young children. *Sci Rep*, 11(1), 15069. <https://doi.org/10.1038/s41598-021-94378-z>
- Krämer, K., Gawronski, A. & Vogeley, K. (2016). [Zur Diagnostik und Behandlung von Autismus-Spektrum-Störungen im Erwachsenenalter]. *Fortschritte der Neurologie· Psychiatrie*, 84(09), 578-588.

- Lahnakoski, J. M., Eickhoff, S. B., Dukart, J. & Schilbach, L. (2022). Naturalizing psychopathology-towards a quantitative real-world psychiatry. *Molecular Psychiatry*, 27(2), 781-783. <https://doi.org/10.1038/s41380-021-01322-8>
- Lai, M. C. & Baron-Cohen, S. (2015). Identifying the lost generation of adults with autism spectrum conditions. *Lancet Psychiatry*, 2(11), 1013-1027. [https://doi.org/10.1016/S2215-0366\(15\)00277-1](https://doi.org/10.1016/S2215-0366(15)00277-1)
- Lai, M. C., Kassee, C., Besney, R., Bonato, S., Hull, L., Mandy, W., Szatmari, P. & Ameis, S. H. (2019). Prevalence of co-occurring mental health diagnoses in the autism population: a systematic review and meta-analysis. *Lancet Psychiatry*, 6(10), 819-829. [https://doi.org/10.1016/S2215-0366\(19\)30289-5](https://doi.org/10.1016/S2215-0366(19)30289-5)
- Lai, M. C., Lombardo, M. V., Pasco, G., Ruigrok, A. N., Wheelwright, S. J., Sadek, S. A., Chakrabarti, B., Consortium, M. A. & Baron-Cohen, S. (2011). A behavioral comparison of male and female adults with high functioning autism spectrum conditions. *PloS One*, 6(6), e20835. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0020835>
- Lebersfeld, J. B., Swanson, M., Clesi, C. D. & O'Kelley, S. E. (2021). Systematic Review and Meta-Analysis of the Clinical Utility of the ADOS-2 and the ADI-R in Diagnosing Autism Spectrum Disorders in Children. *J Autism Dev Disord*, 51(11), 4101-4114. <https://doi.org/10.1007/s10803-020-04839-z>
- Lehnhardt, F. G., Gawronski, A., Pfeiffer, K., Kockler, H., Schilbach, L. & Vogeley, K. (2013). The investigation and differential diagnosis of Asperger syndrome in adults. *Dtsch Arztebl Int*, 110(45), 755-763. <https://doi.org/10.3238/arztebl.2013.0755>
- Lehrl, S. (1977). [Manual zum Mehrfachwahl-Wortschatz-Test MWT-B]. Erlangen: Perimed.
- Liebowitz, M. R. (1987). Social phobia. *Modern Problems of Pharmacopsychiatry*, 22, 141-173. <https://doi.org/10.1159/000414022>
- Lindsay, S., Osten, V., Rezai, M. & Bui, S. (2021). Disclosure and workplace accommodations for people with autism: a systematic review. *Disability and Rehabilitation*, 43(5), 597-610. <https://doi.org/10.1080/09638288.2019.1635658>
- Lipsmeier, F., Taylor, K. I., Kilchenmann, T., Wolf, D., Scotland, A., Schjodt-Eriksen, J., Cheng, W. Y., Fernandez-Garcia, I., Siebourg-Polster, J., Jin, L., Soto, J., Verselis, L., Boess, F., Koller, M., Grundman, M., Monsch, A. U.,

- Postuma, R. B., Ghosh, A., Kremer, T., . . . Lindemann, M. (2018). Evaluation of smartphone-based testing to generate exploratory outcome measures in a phase 1 Parkinson's disease clinical trial. *Movement Disorders*, 33(8), 1287-1297. <https://doi.org/10.1002/mds.27376>
- Lord, C., Rutter, M., DiLavore, P., Risi, S., Gotham, K. & Bishop, S. (2012). Autism diagnostic observation schedule, (ADOS-2) modules 1-4. *Los Angeles, California: Western Psychological Services*.
 - Lugnegard, T., Hallerback, M. U. & Gillberg, C. (2011). Psychiatric comorbidity in young adults with a clinical diagnosis of Asperger syndrome. *Res Dev Disabil*, 32(5), 1910-1917. <https://doi.org/10.1016/j.ridd.2011.03.025>
 - MacMullin, J. A., Lunsy, Y. & Weiss, J. A. (2016). Plugged in: Electronics use in youth and young adults with autism spectrum disorder. *Autism*, 20(1), 45-54. <https://journals.sagepub.com/doi/pdf/10.1177/1362361314566047>
 - Maddox, B. B., Brodtkin, E. S., Calkins, M. E., Shea, K., Mullan, K., Hostager, J., Mandell, D. S. & Miller, J. S. (2017). The Accuracy of the ADOS-2 in Identifying Autism among Adults with Complex Psychiatric Conditions. *J Autism Dev Disord*, 47(9), 2703-2709. <https://doi.org/10.1007/s10803-017-3188-z>
 - Mann, H. B. & Whitney, D. R. (1947). On a test of whether one of two random variables is stochastically larger than the other. *The annals of mathematical statistics*, 50-60.
 - McPartland, J. C. (2016). Considerations in biomarker development for neurodevelopmental disorders. *Curr Opin Neurol*, 29(2), 118-122. <https://doi.org/10.1097/WCO.0000000000000300>
 - Meneer, K. S. & Ernest, J. M. (2020). Comparison of Physical Activity, TV/Video Watching/Gaming, and Usage of a Portable Electronic Devices by Children With and Without Autism Spectrum Disorder. *Matern Child Health J*, 24(12), 1464-1472. <https://doi.org/10.1007/s10995-020-03013-2>
 - Molnar-Szakacs, I. & Heaton, P. (2012). Music: a unique window into the world of autism. *Annals of the New York Academy of Sciences*, 1252, 318-324. <https://doi.org/10.1111/j.1749-6632.2012.06465.x>
 - Montag, C., Blaszkiewicz, K., Sariyska, R., Lachmann, B., Andone, I., Trendafilov, B., Eibes, M. & Markowetz, A. (2015). Smartphone usage in the

- 21st century: who is active on WhatsApp? *BMC Research Notes*, 8, 331.
<https://doi.org/10.1186/s13104-015-1280-z>
- Muller, E., Schuler, A. & Yates, G. B. (2008). Social challenges and supports from the perspective of individuals with Asperger syndrome and other autism spectrum disabilities. *Autism*, 12(2), 173-190.
<https://doi.org/10.1177/1362361307086664>
 - Murray, A., Mannion, A., Chen, J. L. & Leader, G. (2022). Gaming Disorder in Adults with Autism Spectrum Disorder. *J Autism Dev Disord*, 52(6), 2762-2769.
<https://doi.org/10.1007/s10803-021-05138-x>
 - Opel und Hahn. (2020). [*Digital phenotyping. Pro*]. *Nervenarzt*, 91(9), 857-859.
<https://doi.org/10.1007/s00115-020-00903-2>
 - Pandina, G. (2021). The role of digital medicine in autism spectrum disorder. *Eur Neuropsychopharmacol*, 48, 42-44.
<https://doi.org/10.1016/j.euroneuro.2021.02.016>
 - Parpart, H., Krankenhagen, M., Albantakis, L., Henco, L., Friess, E. & Schilbach, L. (2018). [*Schematherapie-informiertes, soziales Interaktionstraining*]. *Psychotherapeut*, 63(3), 235-242.
<https://doi.org/10.1007/s00278-018-0271-7>
 - Perochon, S., Di Martino, M., Aiello, R., Baker, J., Carpenter, K., Chang, Z., Compton, S., Davis, N., Eichner, B., Espinosa, S., Flowers, J., Franz, L., Gagliano, M., Harris, A., Howard, J., Kollins, S. H., Perrin, E. M., Raj, P., Spanos, M., . . . Dawson, G. (2021). A scalable computational approach to assessing response to name in toddlers with autism. *J Child Psychol Psychiatry*, 62(9), 1120-1131. <https://doi.org/10.1111/jcpp.13381>
 - Putnam, O. C., Eddy, G., Goldblum, J., Swisher, M. & Harrop, C. (2023). How autistic adults' priorities for autism research differ by gender identity: A mixed-methods study. *Womens Health (Lond)*, 19, 17455057231160342.
<https://doi.org/10.1177/17455057231160342>
 - Ranjan, Y., Kerz, M., Rashid, Z., Böttcher, S., Dobson, R. J. & Folarin, A. A. (2018). RADAR-base: A novel open source m-health platform. Proceedings of the 2018 ACM International Joint Conference and 2018 International Symposium on Pervasive and Ubiquitous Computing and Wearable Computers,
 - Rech, J. P., Irwin, J. M., Rosen, A. B., Baldwin, J. & Schenkelberg, M. (2022). Comparison of Physical Activity Between Children With and Without Autism

- Spectrum Disorder: A Systematic Review and Meta-Analysis. *Adapt Phys Activ Q*, 39(4), 456-481. <https://doi.org/10.1123/apaq.2021-0152>
- Ringland, K. E., Wolf, C. T., Faucett, H., Dombrowski, L. & Hayes, G. R. (2016). "Will I always be not social?" Re-Conceptualizing Sociality in the Context of a Minecraft Community for Autism. Proceedings of the 2016 CHI conference on human factors in computing systems,
 - Ritvo, R. A., Ritvo, E. R., Guthrie, D., Yuwiler, A., Ritvo, M. J. & Weisbender, L. (2008). A scale to assist the diagnosis of autism and Asperger's disorder in adults (RAADS): a pilot study. *J Autism Dev Disord*, 38(2), 213-223. <https://doi.org/10.1007/s10803-007-0380-6>
 - Rohani, D. A., Faurholt-Jepsen, M., Kessing, L. V. & Bardram, J. E. (2018). Correlations Between Objective Behavioral Features Collected From Mobile and Wearable Devices and Depressive Mood Symptoms in Patients With Affective Disorders: Systematic Review. *JMIR Mhealth Uhealth*, 6(8), e165. <https://doi.org/10.2196/mhealth.9691>
 - Rutherford, M. D., Baron-Cohen, S. & Wheelwright, S. (2002). Reading the mind in the voice: a study with normal adults and adults with Asperger syndrome and high functioning autism. *J Autism Dev Disord*, 32(3), 189-194. <https://doi.org/10.1023/a:1015497629971>
 - Ryding, F. C. & Kuss, D. J. (2020). Passive objective measures in the assessment of problematic smartphone use: A systematic review. *Addict Behav Rep*, 11, 100257. <https://doi.org/10.1016/j.abrep.2020.100257>
 - Rytwinski, N. K., Fresco, D. M., Heimberg, R. G., Coles, M. E., Liebowitz, M. R., Cissell, S., Stein, M. B. & Hofmann, S. G. (2009). Screening for social anxiety disorder with the self-report version of the Liebowitz Social Anxiety Scale. *Depression and Anxiety*, 26(1), 34-38. <https://doi.org/10.1002/da.20503>
 - Schilbach, L. (2016). Towards a second-person neuropsychiatry. *Philos Trans R Soc Lond B Biol Sci*, 371(1686), 20150081. <https://doi.org/10.1098/rstb.2015.0081>
 - Schilbach, L. (2022). Autism and other disorders of social interaction: where we are and where to go from here. *European Archives of Psychiatry and Clinical Neuroscience*, 272(2), 173-175. <https://doi.org/10.1007/s00406-022-01391-y>

- Schilbach, L., Bartholomäus, M., Böhm, J., Buchholz, F., Parpart, H., Albantakis, L. & Thaler, H. (2022). [*Kompetenzorientiertes Manual zur Behandlung von Störungen der sozialen Interaktion*]. Elsevier Health Sciences.
- Schilbach, L., Eickhoff, S. B., Cieslik, E. C., Kuzmanovic, B. & Vogeley, K. (2012). Shall we do this together? Social gaze influences action control in a comparison group, but not in individuals with high-functioning autism. *Autism*, 16(2), 151-162. <https://doi.org/10.1177/1362361311409258>
- Schmidt, J.-H. & Taddicken, M. (2017). [*Soziale Medien: Funktionen, Praktiken, Formationen*]. In J.-H. Schmidt & M. Taddicken (Eds.), *Handbuch Soziale Medien* (pp. 23-37). Springer Fachmedien Wiesbaden. https://doi.org/10.1007/978-3-658-03765-9_2
- Schulz von Thun, F. (1983). [*Miteinander reden Störungen und Klärungen: Psychologie der zwischenmenschlichen Kommunikation*]. *Miteinander reden*.
- Shapiro, S. S. & Wilk, M. B. (1965). An analysis of variance test for normality (complete samples). *Biometrika*, 52(3/4), 591-611.
- Shen, L., Liu, X., Zhang, H., Lin, J., Feng, C. & Iqbal, J. (2020). Biomarkers in autism spectrum disorders: Current progress. *Clin Chim Acta*, 502, 41-54. <https://doi.org/10.1016/j.cca.2019.12.009>
- Shiffman, S., Stone, A. A. & Hufford, M. R. (2008). Ecological momentary assessment. *Annual Review of Clinical Psychology*, 4, 1-32. <https://doi.org/10.1146/annurev.clinpsy.3.022806.091415>
- Slobodin, O., Heffler, K. F. & Davidovitch, M. (2019). Screen Media and Autism Spectrum Disorder: A Systematic Literature Review. *Journal of Developmental and Behavioral Pediatrics*, 40(4), 303-311. <https://doi.org/10.1097/DBP.0000000000000654>
- Statista. (2016). [*Erfolgsaussichten von medizinischen Wirkstoffkandidaten entlang der Entwicklungspipeline mit und ohne Verwendung von Biomarkern im Zeitraum von 2006 bis 2015*]. Biotechnology Innovation Organization. Retrieved 13.10.2021 from <https://de.statista.com/statistik/daten/studie/686997/umfrage/erfolgsaussichten-von-medizinischen-wirkstoffen-nach-phasen-mit-und-ohne-biomarker/>
- Statista. (2021a). [*Anzahl der Smartphone-Nutzer* in Deutschland in den Jahren 2009 bis 2021 (in Millionen)*]. Retrieved 14. Mai 2022 from

- <https://de.statista.com/statistik/daten/studie/198959/umfrage/anzahl-der-smartphonenuutzer-in-deutschland-seit-2010/>
- Statista. (2021b). [*Marktanteile der Betriebssysteme am Absatz vom Smartphones weltweit in den Jahren 2010 bis 2020 und Prognose bis 2025*]. International Data Corporation. Retrieved 29.03.2023 from <https://de.statista.com/statistik/daten/studie/182363/umfrage/prognostizierte-marktanteile-bei-smartphone-betriebssystemen/>
 - Stein, D. J., Szatmari, P., Gaebel, W., Berk, M., Vieta, E., Maj, M., de Vries, Y. A., Roest, A. M., de Jonge, P., Maercker, A., Brewin, C. R., Pike, K. M., Grilo, C. M., Fineberg, N. A., Briken, P., Cohen-Kettenis, P. T. & Reed, G. M. (2020). Mental, behavioral and neurodevelopmental disorders in the ICD-11: an international perspective on key changes and controversies. *BMC Medicine*, 18(1), 21. <https://doi.org/10.1186/s12916-020-1495-2>
 - Steinert und Thoma. (2021). [*Digitale Phanotypisierung: Segen oder Fluch?*]. *Psychiatrische Praxis*, 48(2), 59-61. <https://doi.org/10.1055/a-1347-3349?>
 - Stephenson, D., Alexander, R., Aggarwal, V., Badawy, R., Bain, L., Bhatnagar, R., Bloem, B. R., Boroojerdi, B., Burton, J., Cedarbaum, J. M., Cosman, J., Dexter, D. T., Dockendorf, M., Dorsey, E. R., Dowling, A. V., Evers, L. J. W., Fisher, K., Frasier, M., Garcia-Gancedo, L., . . . Zach, N. (2020). Precompetitive Consensus Building to Facilitate the Use of Digital Health Technologies to Support Parkinson Disease Drug Development through Regulatory Science. *Digit Biomark*, 4(Suppl 1), 28-49. <https://doi.org/10.1159/000512500>
 - Tebartz van Elst, L., Fangmeier, T., Schaller, U. M., Hennig, O., Kieser, M., Koelkebeck, K., Kuepper, C., Roessner, V., Wildgruber, D. & Dziobek, I. (2021). FASTER and SCOTT&EVA trainings for adults with high-functioning autism spectrum disorder (ASD): study protocol for a randomized controlled trial. *Trials*, 22(1), 261. <https://doi.org/10.1186/s13063-021-05205-9>
 - The jamovi project. (2021). *jamovi*. In (Version 1.6) <https://www.jamovi.org>
 - Tick, B., Bolton, P., Happe, F., Rutter, M. & Rijdsdijk, F. (2016). Heritability of autism spectrum disorders: a meta-analysis of twin studies. *J Child Psychol Psychiatry*, 57(5), 585-595. <https://doi.org/10.1111/jcpp.12499>
 - Torous, J., Kiang, M. V., Lorme, J. & Onnela, J. P. (2016). New Tools for New Research in Psychiatry: A Scalable and Customizable Platform to Empower

- Data Driven Smartphone Research. *JMIR Ment Health*, 3(2), e16.
<https://doi.org/10.2196/mental.5165>
- Vabalas, A., Gowen, E., Poliakoff, E. & Casson, A. J. (2020). Applying Machine Learning to Kinematic and Eye Movement Features of a Movement Imitation Task to Predict Autism Diagnosis. *Sci Rep*, 10(1), 8346.
<https://doi.org/10.1038/s41598-020-65384-4>
 - van Elst, L. T. (2013). [*Das Asperger Syndrom im Erwachsenenalter*]. Medizinisch Wissenschaftliche Verlagsgesellschaft. Berlin.
 - van Elst, L. T. (2018). [*Autismus und ADHS: zwischen Normvariante, Persönlichkeitsstörung und neuropsychiatrischer Krankheit*]. Kohlhammer Verlag.
 - van Elst, L. T. (2019). [*Hochfunktionaler Autismus bei Erwachsenen*]. *Fortschritte der Neurologie-Psychiatrie*, 87(7), 381-397.
<https://doi.org/10.1055/a-0951-6199>
 - Varela Casal, P., Lorena Esposito, F., Morata Martinez, I., Capdevila, A., Sole Puig, M., de la Osa, N., Ezpeleta, L., Perera, I. L. A., Faraone, S. V., Ramos-Quiroga, J. A., Super, H. & Canete, J. (2019). Clinical Validation of Eye Vergence as an Objective Marker for Diagnosis of ADHD in Children. *J Atten Disord*, 23(6), 599-614. <https://doi.org/10.1177/1087054717749931>
 - Vargason, T., Grivas, G., Hollowood-Jones, K. L. & Hahn, J. (2020). Towards a Multivariate Biomarker-Based Diagnosis of Autism Spectrum Disorder: Review and Discussion of Recent Advancements. *Semin Pediatr Neurol*, 34, 100803.
<https://doi.org/10.1016/j.spen.2020.100803>
 - Ward, D. M., Dill-Shackleford, K. E. & Mazurek, M. O. (2018). Social Media Use and Happiness in Adults with Autism Spectrum Disorder. *Cyberpsychol Behav Soc Netw*, 21(3), 205-209. <https://doi.org/10.1089/cyber.2017.0331>
 - Warlaumont, A. S., Richards, J. A., Gilkerson, J. & Oller, D. K. (2014). A social feedback loop for speech development and its reduction in autism. *Psychological Science*, 25(7), 1314-1324.
<https://doi.org/10.1177/0956797614531023>
 - Warnke, A. & Taurines, R. (2016). [*Tiefgreifende Entwicklungsstörungen*]. In H.-J. Möller, G. Laux, & H.-P. Kapfhammer (Eds.), *Psychiatrie, Psychosomatik, Psychotherapie: Band 1: Allgemeine Psychiatrie Band 2: Spezielle Psychiatrie*

- (pp. 1-18). Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-45028-0_83-1
- Washington, P., Park, N., Srivastava, P., Voss, C., Kline, A., Varma, M., Tariq, Q., Kalantarian, H., Schwartz, J., Patnaik, R., Chrisman, B., Stockham, N., Paskov, K., Haber, N. & Wall, D. P. (2020). Data-Driven Diagnostics and the Potential of Mobile Artificial Intelligence for Digital Therapeutic Phenotyping in Computational Psychiatry. *Biol Psychiatry Cogn Neurosci Neuroimaging*, 5(8), 759-769. <https://doi.org/10.1016/j.bpsc.2019.11.015>
 - Weiß, C. (2019). [*Basiswissen Medizinische Statistik*]. <https://doi.org/10.1007/978-3-662-56588-9>
 - Welch, B. L. (1947). The generalisation of student's problems when several different population variances are involved. *Biometrika*, 34(1-2), 28-35. <https://doi.org/10.1093/biomet/34.1-2.28>
 - Welke, P., Andone, I., Blaszkiewicz, K. & Markowetz, A. (2016). Differentiating smartphone users by app usage. Proceedings of the 2016 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing.
 - Wigham, S., Rodgers, J., Berney, T., Le Couteur, A., Ingham, B. & Parr, J. R. (2019). Psychometric properties of questionnaires and diagnostic measures for autism spectrum disorders in adults: A systematic review. *Autism*, 23(2), 287-305. <https://doi.org/10.1177/1362361317748245>
 - Yarar, E. Z., Roestorf, A., Spain, D., Howlin, P., Bowler, D., Charlton, R. & Happe, F. (2022). Aging and autism: Do measures of autism symptoms, co-occurring mental health conditions, or quality of life differ between younger and older autistic adults? *Autism Res*, 15(8), 1482-1494. <https://doi.org/10.1002/aur.2780>
 - Zeidan, J., Fombonne, E., Scolah, J., Ibrahim, A., Durkin, M. S., Saxena, S., Yusuf, A., Shih, A. & Elsabbagh, M. (2022). Global prevalence of autism: A systematic review update. *Autism Res*, 15(5), 778-790. <https://doi.org/10.1002/aur.2696>

6 Anhang

6.1 Fragebögen

BDI-II Fragebogen:

Eine Veröffentlichung des verwendeten „Beck-Depression-Inventar Revision“ - Fragebogens in dieser Arbeit lehnt der Verlag „Pearson Assessment & Information GmbH“ ab. Testbögen können zum Zeitpunkt der Veröffentlichung der Dissertation zum Beispiel über den Versandhandel „Testzentrale“ der „Hogrefe Verlag GmbH & Co. KG“ bezogen werden (<https://www.testzentrale.de/shop/beck-depressions-inventar.html>).



Abb. 13: Link zum BDI-II Fragebogen beim Versandhandel „Testzentrale“.

AQ-Fragebogen:

Der Autismus-Quotient Fragebogen ist kostenlos in vielen Sprachen über die Website der *University of Cambridge* verfügbar (<https://www.autismresearchcentre.com/tests/autism-spectrum-quotient-aq-adult/>).



Abb. 14: Link zum Download von AQ-Fragebögen.

Für diese Arbeit wurde die deutsche Version von Gerhard Dammann verwendet (vgl. Tabelle 12). Für die Auswertung ist vorgegeben, dass bei „Stimme völlig zu“- oder „Stimme eher zu“-Antworten auf die Fragen 2, 4, 5, 6, 7, 9, 12, 13, 16, 18, 19, 20, 21, 22, 23, 26, 33, 35, 39, 41, 42, 43, 45 und 46 ein Punkt zu vergeben ist. Bei „Stimme gar nicht zu“- oder „Stimme eher nicht zu“-Antworten auf die Fragen 1, 3, 8, 10, 11, 14, 15, 17, 24, 25, 27, 28, 29, 30, 31, 32, 34, 36, 37, 38, 40, 44, 47, 48, 49, 50 ist ein Punkt zu vergeben. Die Summe aller Punkte ergibt das Endergebnis des Fragebogens.

	Stimme völlig zu	Stimme eher zu	Stimme eher nicht zu	Stimme gar nicht zu
1. Ich unternehme lieber etwas mit anderen zusammen als alleine.				
2. Ich ziehe es vor, Dinge immer und immer wieder auf eine bestimmte Weise zu tun.				
3. Wenn ich versuche mir etwas vorzustellen, finde ich es sehr einfach in meiner Vorstellung ein inneres Bild entstehen zu lassen.				
4. Es passiert mir oft, daß ich so durch eine Sache in Beschlag genommen werde, daß ich andere Sachen ganz aus den Augen verliere.				
5. Ich registriere öfters leise Geräusche, wenn andere nichts bemerken.				
6. Ich achte regelmäßig auf Autokennzeichen oder ähnliche Informationen.				
7. Andere Leute sagen mir öfters, daß das, was ich gesagt habe, unhöflich gewesen sei, selbst wenn ich meine, daß es durchaus angebracht war.				
8. Wenn ich eine Geschichte lese, kann ich mir leicht vorstellen, wie die Charaktere ausschauen könnten.				
9. Daten faszinieren mich.				
10. In einer Gruppe von Leuten kann ich unterschiedliche Gespräche mehrerer Leute gleichzeitig leicht verfolgen.				
11. Ich finde soziale Situationen einfach.				
12. Ich neige dazu, Details zu bemerken, welche die anderen nicht beachten.				
13. Ich würde lieber in eine Bibliothek, als auf eine Party gehen.				
14. Ich finde es einfach, mir Geschichten auszudenken.				
15. Ich fühle mich von Menschen stärker angezogen als von Objekten.				
16. Ich neige dazu, sehr starke Interessen zu haben, und aus der Fassung zu geraten, wenn ich diesen nicht nachgehen kann.				
17. Ich genieße es, mit anderen Leuten zu plaudern.				
18. Wenn ich rede, ist es für die anderen nicht immer einfach zu Wort zu kommen.				

	Stimme völlig zu	Stimme eher zu	Stimme eher nicht zu	Stimme gar nicht zu
19. Mich faszinieren Zahlen.				
20. Wenn ich eine Geschichte lese, finde ich es schwierig, die Absichten der Personen herauszufinden.				
21. Ich mag es nicht besonders, erzählende Literatur zu lesen.				
22. Ich finde es schwierig, neue Freunde zu finden.				
23. Ich sehe die ganze Zeit über Muster in Dingen.				
24. Ich würde lieber ins Theater als ins Museum gehen.				
25. Ich gerate nicht aus der Fassung, wenn mein Alltagsablauf gestört wird.				
26. Ich bemerke öfters, daß ich nicht weiß, wie man ein Gespräch am laufen hält.				
27. Es fällt mir leicht „zwischen den Zeilen zu lesen“, wenn jemand mit mir redet.				
28. Ich achte für gewöhnlich mehr auf das ganze Bild, als auf die kleinen Details.				
29. Ich kann mir nicht gut Telefonnummern merken.				
30. Ich beachte normalerweise kleine Änderungen in einer Situation oder im Erscheinen einer Person nicht.				
31. Ich weiß, wie ich es beurteilen kann, wenn derjenige, der mir zuhört, sich beginnt zu langweilen.				
32. Ich finde es einfach, mehr als eine Sache auf einmal zu erledigen.				
33. Wenn ich am Telefon spreche, bin ich nicht recht sicher, wann ich dran bin mit reden.				
34. Ich liebe es, Dinge spontan anzugehen.				
35. Ich bin oft der Letzte, der die Pointe eines Witzes versteht.				

	Stimme völlig zu	Stimme eher zu	Stimme eher nicht zu	Stimme gar nicht zu
36. Es ist leicht für mich herauszufinden, was jemand denkt oder fühlt, indem ich der Person ins Gesicht schaue.				
37. Wenn ich unterbrochen werde, kann ich rasch die Beschäftigung, die ich zuvor tat, wieder aufnehmen.				
38. Ich kann gut mit jemandem einfach so plaudern.				
39. Leute sagen mir, daß ich immer und immer wieder auf dasselbe zurückkomme.				
40. Als ich klein war, liebte ich Spiele mit anderen Kindern bei denen man sich verstellen mußte.				
41. Ich sammle gerne Informationen über Gruppen von Sachen (z.B. Automarken, Vögel, Züge, Pflanzen).				
42. Ich finde es schwierig, sich vorzustellen, wie es wäre, jemand anders zu sein.				
43. Ich plane gerne sorgfältig alle Unternehmungen, die ich mache.				
44. Ich genieße gesellschaftliche Anlässe.				
45. Ich finde es schwierig, die Absichten der Leute herauszufinden.				
46. Neue Situationen machen mich ängstlich.				
47. Ich mag es, neue Leute kennen zu lernen.				
48. Ich bin sehr diplomatisch.				
49. Ich kann mir die Geburtstage anderer Leute nicht sehr gut merken.				
50. Ich finde es sehr einfach, mit Kindern Spiele zu spielen, bei denen man sich verstellen muß.				

Tabelle 12: Deutsche Version des AQ-Fragebogens von Gerhard Dammann (2002). Für die Auswertung wurde eine Excel-Vorlage erstellt (Digitaler Anhang 1, S. 91)

MWT-B Fragebogen:**Anweisung:**

Sie sehen hier mehrere Reihen mit Wörtern. In jeder Reihe steht **höchstens ein Wort**, das Ihnen vielleicht bekannt ist. Wenn Sie es gefunden haben, streichen Sie es bitte durch.

1. Nale – Sahe – Nase – Nesa – Sehna
2. Funktion – Kuntion – Finzahn – Tuntion – Tunkion
3. Struk – Streik – Sturk – Strek – Kreik
4. Kulinse – Kulerane – Kulisse – Klubihle – Kubistane
5. Kenekel – Gesonk – Kelume – Gelenk – Gelerge
6. siziol – salzahl – sozihl – sziam – sozial
7. Sympasie – Symmofeltrie – Symmantrie – Symphonie – Symplanie
8. Umma – Pamme – Nelle – Ampe – Amme
9. Krusse – Surke – Krustelle – Krusta – Struke
10. Kirse – Sirke – Krise – Krospe – Serise
11. Tinxur – Kukutur – Fraktan – Tinktur – Rimsuhr
12. Unfision – Fudision – Infusion – Syntusion – Nuridion
13. Feudasmus – Fonderismus – Föderalismus – Födismus – Föderasmus
14. Redor – Radium – Terion – Dramin – Orakium
15. kentern – knerte – kanzen – kretern – trekern
16. Kantate – Rakante – Kenture – Krutehne – Kallara
17. schalieren – waschieren – wakieren – schackieren – kaschieren
18. Tuhl – Lar – Lest – Dall – Lid
19. Dissonanz – Diskrisanz – Distranz – Dinotanz – Siodenz

Name _____	Punkte _____
Beruf _____	Alter _____
Untersuchungsdatum _____	männlich – weiblich _____
Sonstiges _____	_____

20. Ferindo – Inferno – Orfina – Firanetto – Imfindio
21. Rilkiase – Kilister – Riliker – Klistier – Linkure
22. kurinesisch – kulinarisch – kumensisch – kulissarisch – kannastrisch
23. Rosto – Torso – Soro – Torgos – Tosor
24. Kleiber- Beikel – Keibel – Reikler – Biekerl
25. Ralke – Korre – Ruckse – Recke – Ulte
26. Lamone – Talane – Matrone – Tarone – Malonte
27. Tuma – Umat – Maut – Taum – Muta
28. Sorekin – Sarowin – Rosakin – Narsin – Kerosin
29. beralen – gerälfet – anälteren – unlären – verbrämen
30. Kapaun – Paukan – Naupack – Aupeck – Ankepran
31. Sickaber – Bassiker – Kassiber – Sassiker – Askiber
32. Pucker – Keuper – Eucker – Reuspeck – Urkane
33. Spirine – Saprin – Parsin – Purin – Asprint
34. Kulon – Solgun – Koskan – Soran – Klonus
35. Adept – Padet – Edapt – Epatt – Taped
36. Gindelat – Tingerat – Indigenat – Nitgesaar – Ringelaar
37. Berkizia – Brekzie – Birakize – Brikazie – Bakiria

31

Abb. 15: Mehrfachwahl-Wortschatz-Test B von Siegfried Lehrl (Lehrl, 1977). Es liegt eine Genehmigung zur Veröffentlichung dieses Modells vom Verlag „Spitta GmbH“ vor.

6.2 Flyer für die Rekrutierung der Kontrollgruppe

hhu.

LVR-Klinikum Düsseldorf
Kliniken der Heinrich-Heine-
Universität Düsseldorf

**Smartphones -
eine medizinische Messmethode
für Menschen mit Autismus?**

Werden Sie Teil einer wissenschaftlichen Studie!

LVR-Klinikverbund **LVR** 
Qualität für Menschen

LVR-KLINIKUM DÜSSELDORF
KLINIKEN DER HEINRICH-HEINE-UNIVERSITÄT DÜSSELDORF

Voraussetzungen für die Teilnahme:

Sie sind über 18 Jahre alt, nutzen ein Smartphone und leiden an **keiner** psychiatrischen Erkrankung.

Womit Sie uns helfen können:

In dem Sie drei Fragebögen ausfüllen und der automatischen, anonymisierten Aufzeichnung Ihrer Handynutzung für 4 Monate zustimmen – selbstverständlich mit höchsten Anforderungen an den Schutz Ihrer Daten!

Wo wird der Termin stattfinden?

Es handelt sich um einen einmaligen Termin am Universitätsklinikum Düsseldorf von einstündiger Dauer – auf Ihren Wunsch auch gerne digital!

Wann wird dieser Termin stattfinden?

Ich richte mich dabei selbstverständlich nach Ihrem Kalender.

Wie wir uns bedanken werden:

Sie erhalten eine Aufwandsentschädigung von 15 €.



*Gerne sende ich Ihnen detail-
lierte Informationen zu.
Ich freue mich auf Ihre unver-
bindliche Kontaktaufnahme
(z.B. über den nebenstehenden
QR-Code)!*

Johannes Eckert, Studienkoordinator
Moorenstraße 5
Gebäude 14.99
40225 Düsseldorf
Tel.: 017695280207
E-Mail: autismus-studie@hhu.de



6.3 Digitale Anhänge

Digitaler Anhang 1: Auswertungsvorlage für den AQ-Fragebogen

Um die Auswertung des AQ-Fragebogens zu vereinfachen, wurde vom Doktoranden eine Auswertungsvorlage in Excel erstellt. Wenn diese geöffnet wird, können an der entsprechenden Stelle die Antworten auf die 50 Fragen eingetragen werden. Für die vierstufige Likert-Skala wurde für „Stimme völlig zu“ die Zahl 1 definiert und für „Stimme gar nicht zu“ die Zahl 4. Grundlage für die Auswertung stellt die Vorgabe von Gerhard Dammann dar (vgl. Seite 83). Auf Basis dessen Vorgaben wird in einer weiteren Spalte für jede Antwort automatisch berechnet, ob dies einem Punkt entspricht oder nicht. Das Endergebnis kann aus der entsprechenden Zelle abgelesen werden. Die Auswertungsvorlage kann unter folgendem Link heruntergeladen und weiterverwendet werden: <https://docserv.uni-duesseldorf.de/servlets/DocumentServlet?id=64555>



Abb. 16: Link zum Online-Speicherort des Dokuments

Digitaler Anhang 2: App-Kategorisierung

Die von den Teilnehmenden verwendeten Apps wurden vom Doktoranden in eine von neun Kategorien einsortiert (vgl. Seite 24). Ein Tabellenblatt mit allen Apps und deren Kategorie kann unter folgendem Link heruntergeladen werden: <https://docserv.uni-duesseldorf.de/servlets/DocumentServlet?id=64556>



Abb. 17: Link zum Online-Speicherort des Dokuments

Danksagung

Mein großer Dank gilt meinen Betreuern Prof. Dr. Leonhard Schilbach und Prof. Dr. Jürgen Dukart, die mir diese Promotion ermöglicht haben. Bereitwillig haben sie mich in ihre Forschungsgruppen aufgenommen, meine zahlreichen Fragen beantwortet, mich durch ihr kritisches Feedback bereichert und mich zu engagierten Plänen motiviert. Dadurch war es mir möglich, viele Aspekte des wissenschaftlichen Arbeitens zu erlernen – ein Wissen, welches ich für mein gesamtes Leben mitnehmen werde.

Die Durchführung der Studie wäre nicht möglich gewesen ohne die großzügige Bereitschaft der Teilnehmenden, ihre Zeit und Daten der Wissenschaft zur Verfügung zu stellen. Dafür bin ich ihnen sehr dankbar.

Für das Erlernen der Grundlagen des wissenschaftlichen Arbeitens waren für mich die Kurse von Peter Schröder an der HHU Düsseldorf und die YouTube-Videos des Kanals „Shribe!“ von Julian Marx essentiell. Bei der Konzipierung des Studiendesigns konnte ich auf das Feedback von Jana Totzek zurückgreifen. Dem Team der Ambulanz für Störungen der sozialen Interaktion am LVR-Klinikum Düsseldorf möchte ich für die Unterstützung bei der Rekrutierung danken.

Claudia Leissner, Dr. Helmut Rauschka, Damon Mohebbi, Josephine Ngomo und James Wykes bin ich außerordentlich dankbar, dass sie die Dissertation gelesen und Verbesserungsvorschläge gemacht haben. Erst durch deren wertvolle Anregungen konnte ich diese Arbeit vollenden.

Meiner geliebten Partnerin Dr. Clara Sonneborn bin ich für die vielen Gespräche dankbar, die mir im Laufe der Promotion bei der Zielsetzung, Gedankenstrukturierung und Problemlösung eine immense Hilfe waren.

Zuletzt möchte ich meinen Familienmitgliedern MMag. Ursula Rauschka, Mag. Helge Eckert, Theresa Eckert und Ing. Felix Scherfler danken, welche mich seit jeher positiv geprägt haben. Ich weiß, dass ich immer auf ihre Unterstützung zählen kann. Dieser familiäre Rückhalt gab mir die Kraft, an dem ambitionierten Ziel einer Promotion konsequent zu arbeiten.

