

Lehrstuhl für Wirtschaftsinformatik und neue Medien
Fakultät III – Universität Siegen

Bachelorarbeit

Was macht Robo-Advisor aus Perspektive von Verbraucher*innen vertrauenswürdig?

Eine empirische Studie

Siegen, den 21.07.2022

Erstkorrektor: Univ.-Prof. Dr. Gunnar Stevens
Zweitkorrektor: Univ.-Prof. Dr. Volker Wulf
Betreuer: Dean-Robin Kern

Name, Vorname: Janoschka, David
Anschrift: [REDACTED]
Studiengang: B.Sc. Wirtschaftsinformatik
Tel.Nr.: [REDACTED]
E-Mail: david.janoschka@student.uni-siegen.de
Matr.-Nr.: [REDACTED]
Fachsemester: [REDACTED]

Executive Summary

Es ist zu vernehmen, dass die Aktienmarktteilnahme in Deutschland sehr schwach ausgeprägt ist. Dies hat zur Folge, dass der Vermögenszuwachs von deutschen Haushalten im Vergleich zu anderen Industrienationen nicht optimal ausfällt. Aktuell zeichnet sich jedoch ein Paradigmenwechsel ab und besonders junge Verbraucher nutzen die Möglichkeit von Fintech-Innovationen zur Partizipation am Aktienmarkt. Im Laufe der letzten Jahren ist zudem im Fintech-Bereich die steigende Relevanz von Robo-Advisoren zu beobachten, was zur Folge hat, dass die Nutzerzahlen dieser steigen. Schenkt man Prognosen Glauben, so wird sich dieser Trend in den kommenden Jahren fortsetzen und besonders die *Millennial-Generation* scheint aufgrund ihrer Affinität zu technologischen Innovationen hierfür eine geeignete Zielgruppe zu sein. In diesem Kontext ist also auch die Forschung auf Robo-Advisor aufmerksam geworden.

Wie bei jeder anderen technologischen Innovation auch, hängt das Vertrauen in die Technologie stark mit der letztendlichen Absicht diese Technologie zu nutzen zusammen. Daher liefert der gegenwärtige Forschungsstand bereits erste Erkenntnisse hinsichtlich Vertrauen in Robo-Advisor, doch diese sind noch nicht in ihrer Tiefe erforscht. Aus diesem Grund wird im Rahmen dieser Ausarbeitung der Frage nachgegangen, was Robo-Advisor aus Sicht von Verbrauchern vertrauenswürdig macht und es wird ein besonderer Schwerpunkt auf die *Millennial-Generation* gelegt. Auf Basis des aktuellen Forschungsstandes wird in dieser Ausarbeitung die Einteilung in technische, anbieterseitige als auch soziale sowie externe Einflussfaktoren auf das Vertrauen in Robo-Advisor vorgeschlagen. Zur Vertiefung dieser Einflussfaktoren wird ein qualitatives Forschungsdesign verfolgt, in dem sechs Leitfadenterviews mit Verbrauchern dieser Generation durchgeführt werden. Mit Hilfe der qualitativen Inhaltsanalyse nach Mayring 2015, werden die transkribierten Interviews anschließend ausgewertet. Die Ergebnisse dieser Ausarbeitung zeigen auf, dass aus technischer Perspektive die Algorithmus-Aversion bei den Probanden situationsabhängig ist. Ferner wird deutlich, dass Vertrauen in Robo-Advisor auf intrinsischem Weg mit *Explainable Artificial Intelligence* forciert werden kann, jedoch hier auf den Detailgrad der Formulierungen geachtet werden muss. Der Aufbau von Vertrauen auf extrinsischem Weg kann nach Ansicht der Verbraucher mit Probeversionen eines jeweiligen Robo-Advisors gestützt werden. Hinsichtlich der anbieterseitigen Einflussfaktoren weisen die Verbraucher darauf hin dass das Design des Robo-Advisors Vertrauen fördern kann, aber auch das Renommee des Anbieters und ein transparenter Umgang mit Informationen essentiell ist. Darüber hinaus werden Hinweise vernommen, dass aus externer Sicht technische Prüfungsorganisationen als auch staatliche Akteure Einfluss auf das Vertrauen in Robo-Advisor haben. Zudem erweisen sich ein guter technischer Sup-

port, fachlich bewanderte Personen des privaten Umfelds und medial-präsente Testimonials als wichtige Einflussgrößen.

Die Resultate dieser Ausarbeitung geben darüber Aufschluss, welchen Aspekten im Bezug auf Vertrauen in Robo-Advisor Beachtung geschenkt werden muss und bieten daher Anknüpfungspunkte für zukünftige Forschung.

Inhaltsverzeichnis

Abbildungsverzeichnis.....	VII
Tabellenverzeichnis.....	VIII
Abkürzungsverzeichnis.....	IX
Gender-Disclaimer.....	X
1 Einleitung.....	1
2 State of the Art.....	5
2.1 Determinanten der Aktienmarktteilnahme.....	5
2.1.1 Vermögen & Einkommen.....	5
2.1.2 Finanzielle Bildung.....	6
2.1.3 Risikoeinstellungen.....	7
2.1.4 Soziales Umfeld.....	8
2.1.5 Geschlechtsspezifische Unterschiede bei Aktienmarktteilnahme.....	9
2.2 Demokratisierung von Vermögensaufbau durch Robo-Advisor.....	10
2.2.1 Funktionsweise von Robo-Advisor.....	10
2.2.2 Potenziale von Robo-Advisor.....	13
2.2.3 Limitierungen von Robo-Advisor.....	14
2.3 Vertrauen im Bereich Robo-Advisor.....	16
2.3.1 Definition von Vertrauen.....	16
2.3.2 Einfluss von Vertrauen auf die Nutzungsabsicht von Robo-Advisor.....	17
2.3.3 Technische Einflussfaktoren auf Vertrauen in Robo-Advisor.....	21
2.3.4 Anbieterseitige Einflussfaktoren auf Vertrauen in Robo-Advisor.....	23
2.3.5 Externe und soziale Einflussfaktoren auf Vertrauen in Robo-Advisor.....	24

3 Methodisches Vorgehen	26
3.1 Qualitativer Forschungsansatz.....	26
3.2 Sample.....	26
3.3 Leitfadeninterview.....	28
3.4 Qualitative Inhaltsanalyse als Auswertungsmethode.....	29
4 Ergebnisse	31
4.1 Technische Einflussfaktoren.....	31
4.1.1 Generelles Vertrauen in Algorithmen und Technologien.....	31
4.1.2 Intrinsisches Vertrauen.....	32
4.1.3 Extrinsisches Vertrauen.....	33
4.1.4 Vertrauen durch persönliche Einflussnahme.....	34
4.2 Anbieterseitige Einflussfaktoren.....	34
4.2.1 Einfluss auf Vertrauen durch Gestaltung.....	35
4.2.2 Einfluss auf Vertrauen durch den Anbieter des Robo-Advisors.....	36
4.2.3 Vertrauen durch transparente Informationen.....	37
4.3 Externe und soziale Einflussfaktoren.....	39
4.3.1 Einfluss von institutionellem Vertrauen auf Robo-Advisor.....	39
4.3.2 Einflüsse des sozialen Umfelds.....	40
4.3.3 Menschlicher Ansprechpartner.....	41
4.3.4 Testimonials.....	42
4.3.5 Medialer Einfluss.....	43
5 Diskussion der Resultate	44
5.1 Einordnung der technischen Einflussfaktoren.....	44
5.1.1 Ausprägungsgrad von Algorithmus-Aversion.....	45
5.1.2 Detailgrad von XAI.....	45
5.1.3 Probeversionen zum Aufbau von extrinsischem Vertrauen.....	46
5.1.4 Persönliche Einflussnahme auf Entscheidungen des Robo-Advisors.....	46
5.2 Einordnung der anbieterseitigen Einflussfaktoren.....	47

5.2.1 Design & Seriosität des Anbieters.....	47
5.2.2 Relevanz vom Renommee der Anbieter.....	48
5.2.3 Transparenz von Informationen.....	48
5.3 Einordnung der externen & sozialen Einflussfaktoren.....	49
5.3.1 Institutionelles Vertrauen durch Zertifizierungen.....	49
5.3.2 Wahrgenommene Kompetenz im sozialen Umfeld.....	50
5.3.3 Qualität des technischen Supports.....	50
5.3.4 Transfer von Vertrauen durch Medien & Finanz-Influencer.....	51
5.4 Implikationen zur Gestaltung von Robo-Advisorn.....	51
5.5 Zukünftige Forschungsansätze.....	52
5.6 Limitierungen.....	54
6 Fazit.....	55
Literaturverzeichnis.....	59
Anhang.....	66
Anh. 1: Interviewleitfaden.....	66
Anh. 2: Kodierhandbuch.....	70
Anh. 3: Verbraucherinterview 1 (V1).....	75
Anh. 4: Verbraucherinterview 2 (V2).....	90
Anh. 5: Verbraucherinterview 3 (V3).....	100
Anh. 6: Verbraucherinterview 4 (V4).....	113
Anh. 7: Verbraucherinterview 5 (V5).....	122
Anh. 8: Verbraucherinterview 6 (V6).....	135
Eidesstattliche Erklärung.....	144

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Funktionsweise moderner Robo-Advisor.....	11
Abbildung 2: TAM.....	18
Abbildung 3: TAM 2.....	18
Abbildung 4: UTAUT.....	19
Abbildung 5: Angepasstes UTAUT-Modell.....	20
Abbildung 6: Intrinsisches & extrinsisches Vertrauen.....	22

Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Zusammensetzung des Samples.....	27
Tabelle 2: Übersicht technischer Einflussfaktoren.....	44
Tabelle 3: Übersicht anbieterseitiger Einflussfaktoren.....	47
Tabelle 4: Übersicht externer & sozialer Einflussfaktoren.....	49

Abkürzungsverzeichnis

XAI Explainable Artificial Intelligence

Gender-Disclaimer

Im Rahmen dieser Ausarbeitung wird aufgrund der besseren Lesbarkeit bewusst auf eine geschlechtsneutrale Formulierung verzichtet. Die hierin enthaltenen männlichen Schreibweisen beziehen sich in gleicher Art auf alle Geschlechter.

1 Einleitung

Das Verhältnis der deutschen Bürger zu Geldanlagen auf dem Aktienmarkt gilt seit jeher als distanziert. Blickt man zunächst auf die durchschnittliche Geldvermögensbildung des gesamten Geldvermögens von 2010 bis 2019, so liegt Deutschland im internationalen Vergleich mit 3,5 Prozentpunkten auf Rang zwei hinter Norwegen (vgl. Holzhausen 2021: 93). Das Problem hierbei ist jedoch, dass aus diesen Sparanstrengungen kein gleichmäßig starker Vermögenszuwachs resultiert. Dies lässt sich damit erklären, dass in Deutschland im selben Zeitraum lediglich 13 Prozent des Vermögenswachstums auf Wertsteigerungen im Portfolio zurückzuführen sind. Währenddessen lässt sich dieser Wert in den Niederlanden oder in Finnland auf jeweils um die 75 Prozent beziffern (vgl. ebd.: 92 ff.).

Doch es zeichnet sich seit dem Ausbruch der Pandemie womöglich ein Paradigmenwechsel in Deutschland ab. So weisen 2021 knapp 12,1 Millionen Bundesbürger Aktien, Aktienfonds oder aktienbasierte ETFs in ihrem Depot auf (vgl. Deutsches Aktieninstitut 2022: 3 f.). Dies entspricht 17,1 Prozent der Bevölkerung ab 14 Jahren. Ferner fällt hier auf, dass insbesondere junge Menschen Interesse am Aktiensparen entwickelt haben. So hat die Altersgruppe von 14 bis 29 Lebensjahren im letzten Jahr einen Zuwachs von rund 49.000 neuen Aktiensparern verzeichnet (vgl. ebd.: 10). Blickt man auf das Jahr 2020, so wird dieser Eindruck verstärkt. Der Prozentuale Anstieg in der Altersgruppe von 14 bis 29 Jahren betrug im Vergleich zum Vorjahr 67 Prozentpunkte und in der Altersgruppe von 30 bis 39 Jahren immerhin 34 Prozentpunkte (vgl. Deutsches Aktieninstitut 2021: 10 ff.). Die Autoren nennen neben freigewordenen Zeitressourcen im Rahmen der pandemiebedingten Lockdowns zudem auch den hohen Stellenwert von einfach zu bedienenden Smartphone-Brokern, sowie vermitteltem Wissen von Finanz-Influencern auf diesen Plattformen als wichtige Gründe (vgl. ebd.).

Hierbei zeichnet es sich ab, dass der Aufstieg von Fintech-Angeboten die Teilnahme am Aktienmarkt verstärken kann. Eine immer wichtiger werdende Instanz hierbei sind Robo-Advisor. Damit sind digitale Lösungen zur automatisierten Anlageberatung und Finanzportfolioverwaltung gemeint, anhand derer die Benutzer Kapital investieren sowie verwalten können (vgl. Hastenteufel/Ganster 2021: 10). Bereits jetzt deutet sich an, dass Robo-Advisor für immer mehr Benutzer eine attraktive Option darstellen. So wird die Anzahl der weltweiten Benutzer für das Jahr 2022 auf knapp 350 Millionen prognostiziert. Zudem wird voraussichtlich das Anlagevolumen im Segment Robo-Advisor 2022 weltweit etwa 1,48 Bio. US\$ betragen und die Prognosen für 2026 liegen schon bei 2,48 Bio. US\$ (vgl. Statista 2022). Die Nutzung von Robo-Advisor könnte als ein möglicher Weg zu einer größeren Partizipation am Aktienmarkt dienen, indem beispielsweise Benutzern niedrigere Kosten im Vergleich zur klassischen Anlageberatung geboten werden können (vgl. Reher/Sokolinski 2021: 12 ff.).

Dabei ist es jedoch – wie bei jeder neuen Technologie – von hoher Bedeutung, Vertrauen auf Seiten der Benutzer aufzubauen. Aus diesem Grund spielt die Rolle von Vertrauen in der gegenwärtigen Forschung zum Thema Robo-Advisor eine wichtige Rolle. Anhand einer Studie von Milani 2019 konnte dargelegt werden, dass neben dem antizipierten Risiko besonders das Vertrauen einen wesentlichen Stellenwert bei der Technologieakzeptanz eines Robo-Advisors einnimmt (vgl. ebd.: 20 ff.). Doch wie Vertrauen im Zusammenhang mit Robo-Advisor aufgebaut werden kann, lässt sich aktuell noch nicht eindeutig beantworten. Ein möglicher Erklärungsansatz bezieht sich auf die sogenannte Algorithmus-Aversion. Dies bezeichnet das tendenziell schlechtere Vertrauen von Benutzern in algorithmisch getroffene Entscheidungen (vgl. Prahl/van Swol 2017: 696 f.). Aufbau von Vertrauen gegenüber Algorithmen kann jedoch auf intrinsischem oder extrinsischem Wege erfolgen. Während intrinsisches Vertrauen dann aufgebaut wird, wenn die Benutzer den Algorithmus in seinem Ablauf verstehen und nachvollziehen können, kommt es zum extrinsischen Vertrauen, wenn die Benutzer genutzte Algorithmen eventuell gar nicht verstehen, diese jedoch zu einem von ihnen erwarteten Ereignis führen (vgl. Jacovi et al. 2021: 628 ff.). Zusätzlich kann die Möglichkeit – auch wenn sie nur marginal ist – der Anpassung eines Algorithmus dazu führen, dass Benutzer diesen stärker vertrauen (vgl. Dietvorst/Simmons/Massey 2018: 1162 ff.). Zudem konnte beobachtet werden, dass andere Faktoren - wie beispielsweise das Alter - sich auf die Algorithmus-Aversion auswirken und jüngere Menschen Algorithmen eher offen gegenüber stehen (vgl. Rossi/Utkus 2020: 19). Anzumerken ist jedoch, dass auch Studien existieren, welche die Existenz einer Algorithmus-Aversion nicht bestätigen können (vgl. Ger mann/Merkle 2020: 22 ff.).

Ferner kann auch von Seite der Anbieter dafür gesorgt werden, dass den Robo-Advisoren ein höheres Vertrauen entgegen gebracht wird. So kann durch Transparenz sowie einer guten Usability im Rahmen der Suche nach grundlegenden Informationen Vertrauen gebildet werden, da hierdurch die Reputation des Anbieters steigt (vgl. Jung et al. 2018: 376 f.). Darüber hinaus kann die Seriosität eines Robo-Advisor und damit auch das Vertrauen in diesen durch das Befolgen von konkreten Gestaltungsaspekten des Interface unterstützt werden. So sorgt eine hohe Usability und leichte Orientierung im Programm (vgl. ebd.) als auch eine konversationelle Gestaltung des Robo-Interfaces in unterschiedlichen Phasen des Prozesses (vgl. Hildebrand/Bergner 2021: 665 ff.) für höheres Vertrauen seitens der Benutzer.

Des Weiteren sind auch die sozialen vertrauensbildenden Faktoren zu beachten. So kann das Angebot eines persönlichen Beraters inklusive einer guten Social-Media-Präsenz (vgl. Jung et al. 2018: 377) als auch der Einfluss der Eltern (vgl. ebd.: 367) das Vertrauen in den Robo-Advisor stärken. Es zeichnet sich ab, dass soziale Aspekte mit Blick auf Vertrauen in Robo-Advisor nicht zu unterschätzen sind und sich womöglich auch sogenannte Hybride-Modelle (vgl. D'Acunto/Rossi 2020: 8) zum Zweck der Vertrauensbildung eignen würden. Ferner sollten auch externe Faktoren beachtet werden, die in

dieser Thematik relevant sind. So können Überwachungsinstrumente und Regulierungen durch die Regierung (vgl. Cheng et al. 2019: 7) dafür sorgen, dass Benutzer diesen eher vertrauen und sie letztlich benutzen. Zudem weisen Probanden darauf hin, dass Testimonials und Presseberichte das Vertrauen in Robo-Advisor beeinflussen können (vgl. Jung et al. 2018: 377).

Es zeichnet sich also ab, dass das Vertrauen in Robo-Advisor von einem Konglomerat an Faktoren abhängt, die noch nicht im Detail erforscht sind. Daher soll im Zuge dieser Ausarbeitung herausgefunden werden, was Robo-Advisor aus Perspektive von Verbrauchern vertrauenswürdig macht, sodass diese den Robo-Advisoren ihre Finanzen anvertrauen würden. Hierbei wird der Fokus auf die Generation der *Millennials* gesetzt, da diese als Zielgruppe für Robo-Advisor besonders interessant sind und in den USA ungefähr 60 Prozent der Robo-Advisor-Benutzer ausmachen (vgl. Kim/Cotwright/Chatterjee 2019: 15). Dabei soll basierend auf dem bisherigen Forschungsstand, den technischen, anbieterseitigen und externen sowie sozialen Einflussfaktoren auf Vertrauen in Robo-Advisor nachgegangen werden.

Zu diesen Zwecken wird ein qualitativer Forschungsansatz in Form von Leitfadeninterviews verfolgt. Hiermit soll bewerkstelligt werden, dass der bisherige Forschungsstand vertieft wird, jedoch auch neue detailliertere Perspektiven gewonnen werden können. Diesbezüglich werden im Rahmen dieser Ausarbeitung insgesamt sechs Leitfadeninterviews durchgeführt. Die Probanden sind hierbei berufstätige Verbraucher, die der Generation der *Millennials* angehören. Hierbei werden *Millennials* als Personen definiert, die im Zeitraum von 1981 bis 1996 geboren worden sind (vgl. Dimock 2019: 2). Dabei sollen subjektive Blickwinkel der Probanden erfasst und mittels der qualitativen Inhaltsanalyse nach Mayring 2015 in transkribierter Form analysiert werden.

Zur Beantwortung der Forschungsfrage wird zunächst detailliert der aktuelle Forschungsstand dargestellt. In diesem Kontext werden zunächst die Determinanten der Aktienmarktteilnahme mit Schwerpunkt auf Deutschland dargestellt, um eine Sensibilisierung für die Relevanz dieses Themengebiets zu bewerkstelligen. Hierbei spielen das Vermögen und Einkommen, die finanzielle Bildung, individuelle Risikoeinstellungen, das soziale Umfeld als auch geschlechtsspezifische Unterschiede eine tragende Rolle. Im nächsten Schritt wird auf Fintech-Innovationen eingegangen und hierbei ein Schwerpunkt auf Robo-Advisor gelegt. Dabei wird sich neben der grundsätzlichen Funktionsweisen auch auf die Potenziale sowie Limitierungen dieser Technologie fokussiert. Hierauf aufbauend folgt eine detaillierte Auseinandersetzung mit dem Thema Vertrauen in Robo-Advisor. Diesbezüglich erfolgt eine Definition des Begriffs Vertrauen und eine Einordnung dieses Konstrukts im Zusammenhang mit dem Einfluss auf die Nutzungsabsicht moderner Technologien. Darauf folgend werden aktuelle Forschungsbefunde im Zusammenhang mit Vertrauen in Robo-Advisor dargestellt. Im Zuge dieser Ausarbeitung wird des Weiteren eine Unterteilung in technische, design- bzw. anbieterabhängige sowie externe und soziale Einflussfaktoren vorgeschlagen. Im nächsten Schritt folgt die Darstellung des methodi-

schen Vorgehens. So wird der hohe Stellenwert des qualitativen Forschungsansatzes zur Beantwortung der Forschungsfrage dargelegt als auch Bezug auf das gewählte Sample genommen. Ferner wird die Relevanz und Durchführung der dazugehörigen Leitfadeninterviews erläutert. Zudem wird Bezug genommen auf die Auswertungsmethode der transkribierten Verbraucherinterviews, welche mit Hilfe der qualitativen Inhaltsanalyse nach Mayring 2015 systematisch und kategorienbasiert ausgewertet werden. Anschließend folgt der Ergebnisteil, in dem die Resultate aus den Leitfadeninterviews aufgearbeitet und dargestellt werden. Daraufhin werden im Rahmen einer Diskussion die Ergebnisse analysiert, interpretiert und im Kontext des gegenwärtigen Forschungsstandes eingeordnet sowie Implikationen zur Gestaltung von Robo-Advisorn abgeleitet. Zuletzt werden die Ergebnisse und Diskussionen im Rahmen des Fazit gebündelt.

2 State of the Art

2.1 Determinanten der Aktienmarktteilnahme

Grundsätzlich hat die Zinshöhe gemäß der ökonomischen Theorie einen Einfluss auf die Höhe der Sparquote, aber auch auf das generelle Anlageverhalten. In Deutschland ist jedoch ein schwacher Zusammenhang zwischen dem Anlageverhalten und der Sparquote zu beobachten (vgl. Deutsche Bundesbank 2015: 27 f.). Im Rahmen der von Forschern der *Frankfurt School of Finance & Management* und der Goethe-Universität Frankfurt am Main geführten Studie aus dem Jahre 2019 konnte gezeigt werden, dass eine Nichtteilnahme am Aktienmarkt sich in Deutschland nicht mit einem einzigen Faktor erklären lässt, sondern relativ vielfältig ist (vgl. Ebert et al. 2019: 12 ff.). Daher wird im Folgenden auf weitere wichtige Determinanten des Anlageverhaltens der Haushalte geworfen, wobei der Fokus auf soziale und persönliche Faktoren gelegt wird. Dabei sollte bedacht werden, dass diese Determinanten nicht immer voneinander unabhängig sind und durchaus miteinander korrelieren.

2.1.1 Vermögen & Einkommen

Personen mit hohem Einkommen oder einem großen Vermögen nehmen tendenziell häufiger am Aktienmarkt teil, da diese demografische Gruppe auch über größere finanzielle Spielräume verfügt. Einkommen und Vermögen sind somit starke Indikatoren, ob in Aktien investiert wird (vgl. van Rooij/Lusardi/Alessie 2011: 461). Zudem korrelieren diese Attribute mit der Qualität der Investments, was bedeutet, dass weniger wohlhabende Aktienmarktteilnehmer tendenziell eher zu Fehlern neigen und schlechte Investmententscheidungen treffen (vgl. Campbell 2006: 1590 ff.).

Auch in Deutschland kann ein solcher Effekt beobachtet werden. So ist innerhalb einer Studie der *Frankfurt School of Finance & Management* deutlich geworden, dass Aktienbesitzende im Durchschnitt einer höheren Einkommensklasse angehören (vgl. Ebert et al. 2019: 9). Hier erzielen 28 Prozent der Aktienbesitzenden ein Haushaltsnettoeinkommen von über 4000 Euro. Bei einem Haushaltsnettoeinkommen von unter 1000 Euro liegt der Anteil der Aktienbesitzenden bei lediglich 3 Prozent. Zeitgleich wird jedoch auch klar, dass viele Probanden aus höheren Einkommensklassen Investitionen in Aktien ebenfalls kritisch gegenüber stehen. So stimmen jeweils 67 Prozent der Probanden mit hohem Einkommen den Aussagen zu, dass sie Angst vor hohem Verlust durch ökonomische Katastrophen oder Angst vor selbst unwahrscheinlichen Aktiencrashes haben (vgl. ebd.: 19). Es wird also deutlich, dass Aktienmarktteilnahme nicht alleine anhand von Einkommen und Vermögen abhängt.

2.1.2 Finanzielle Bildung

Neben dem Vermögen und dem Einkommen spielt auch der Bildungsgrad eine wichtige Rolle bei der Frage, ob und wie jemand am Aktienmarkt teilnimmt. So hat sich gezeigt, dass Investoren mit niedrigem Bildungsgrad tendenziell Portfolios aufbauen, die schlechter diversifiziert sind und daher schlechter performen (vgl. van Rooij/Lusardi/Alessie 2011: 468). Darüber hinaus gibt es auch Unterschiede in der generellen Teilnahme am Aktienmarkt. Personen mit einem Bachelor- oder Masterabschluss investieren deutlich häufiger in Aktien als Personen, die keinen universitären Abschluss besitzen (vgl. Liivamägi 2016: 128 f.). Aber auch hier gibt es Unterschiede hinsichtlich der einzelnen Fachrichtungen. Absolventen naturwissenschaftlicher Fächer sind beispielsweise stärker am Aktienhandel beteiligt als Medizinstudenten (vgl. ebd.).

Die Wahrscheinlichkeit einer Aktienmarktteilnahme ist bei Leuten mit Universitätsabschluss also signifikant höher als bei Personen mit eher niedrigem Bildungsgrad. Zeitgleich wird aber deutlich, dass die große Mehrheit der Menschen mit Universitätsabschluss wiederum nicht am Aktienmarkt teilnimmt. Damit zeigt sich, dass der Bildungsgrad alleine nicht entscheidend bei der Frage nach Aktienbesitz ist (vgl. van Rooij/Lusardi/Alessie 2011: 460 f.). Einen viel stärkeren Einfluss auf die Partizipation am Aktienmarkt sowie einer besseren Identifikation guter Anlagemöglichkeiten hat hierbei speziell das finanzielle Wissen. Damit ist die Fähigkeit gemeint, wirtschaftliche Informationen zu verarbeiten sowie informierte Entscheidungen hinsichtlich der finanziellen Planung, des Vermögensaufbaus, Kreditaufnahme und Altersvorsorge zu treffen (vgl. ebd.). Gemessen werden kann das exemplarisch anhand von drei Fragen, die darauf beruhen, die Prinzipien von Einfachheit, Relevanz, Kompaktheit und Differenzierungsvermögen zu bewahren und mittlerweile als Benchmark zur Messung von finanziellem Wissen dienen (vgl. Lusardi/Mitchell 2011: 498 f.). Diese beziehen sich auf Grundverständnisse von Zinseffekten, Inflationsraten und Risikodiversifikation.

Finanzielles Wissen selbst korreliert stark mit dem Bildungsgrad des Individuums. So fällt auf, dass Personen ohne Universitätsabschluss, beispielsweise Konzepte zur Titel- & intertemporalen Diversifikation oft nicht geläufig sind. Zeitgleich muss jedoch angemerkt werden, dass ein hoher Bildungsgrad nicht kausal ein hohes Finanzwissen bewirkt. Das zeigt sich darin, dass innerhalb von Studien viele Probanden trotz sehr hohem Bildungsgrad oftmals ein niedriges finanzielles Wissen aufgewiesen haben (vgl. van Rooij/Lusardi/Alessie 2011: 460 f.).

Insgesamt wird beobachtet, dass Personen mit einer höheren finanziellen Bildung häufiger am Aktienmarkt teilnehmen. Sie sparen zudem mehr Geld zur Altersvorsorge und generieren ein höheres Vermögen. Außerdem sind sie auch weniger abhängig von finanziellen Entscheidungen des sozialen Umfelds (vgl. ebd.: 464 ff.). Darüber hinaus hat finanzielle Bildung einen Einfluss darauf, Risiken des Aktienmarkts korrekt wahrzunehmen, da zeitgleich Konzepte der Risikodiversifikation und die Kalku-

lationsfähigkeit besser geschult sind (vgl. ebd.). Auch in Deutschland zeigt sich, dass finanzielles Wissen stark mit der Aktienmarktteilnahme zusammenhängt. Exemplarisch kennen 72 Prozent der Probanden ohne Aktienbesitz die Anlageproduktklasse ETF nicht. Auch sind des Öfteren Prinzipien der Titeldiversifikation sowie intertemporaler Diversifikation unbekannt und auch Fehleinschätzungen von potenziellen Risiken zeigen sich (vgl. Ebert et al. 2019: 7). Zudem wird häufig von der selben Gruppe von Probanden das notwendige Wissen zur Partizipation am Aktienmarkt überschätzt. So denken viele Nichtaktienbesitzer, dass man als Teilnehmer am Aktienmarkt aufgeklärt sein muss über die Kursentwicklungen einzelner Aktien sowie Branchen, der Weltwirtschaftslage aber auch die optimalen Handelszeitpunkte und Bilanzen der Unternehmen (vgl. ebd.: 29 ff.). Es fehlt also zum einen das finanzielle Wissen an sich, aber andererseits auch das Wissen darüber, was man nicht unbedingt wissen muss, wodurch der Aufwand zum Einstieg in den Aktienmarkt komplett überschätzt wird.

Von hoher Relevanz ist zudem der Befund, dass finanzielles Wissen im Lebensverlauf fluktuiert. Besonders auffällig ist hierbei, dass Studierende und junge Erwachsene häufig niedrigeres Wissen in dem Bereich aufweisen. Damit deutet sich an, dass viele Berufsstarter mit einer niedrigen finanziellen Bildung ausgestattet sind (vgl. Lusardi/Mitchell 2014: 17). Zeitgleich können Bildungs- & Informationsangebote finanzielles Wissen steigern. Es ist jedoch zu beachten, dass hierfür keine universellen Wege existieren und maßgeschneiderte Maßnahmen für bestimmte Zielgruppen von hoher Effektivität sein können (vgl. ebd.: 42).

2.1.3 Risikoeinstellungen

Einen großen Einfluss auf die Aktienmarktteilnahme haben Risikopräferenzen & -einschätzungen. Hinsichtlich der Risikopräferenzfehlern (auch bekannt als *risk preference biases*) unterscheidet man zwischen der Verlustaversion, Wahrscheinlichkeitsübergewichtung und der Antizipierten Reue (vgl. Ebert et al. 2019: 34). Individuen empfinden häufig Verluste doppelt so schmerzhaft wie Gewinne in identischer Höhe. Dieses Phänomen bezeichnet man als Verlustaversion. Dementsprechend wird neu hinzugewonnenes Geld als weniger wertvoll empfunden als bereits besessenes Geld (vgl. ebd.: 34 f.). Zudem werden häufig kleine und nicht relevante Verluste als stark empfunden. Dies wird auch bei Nichtaktienbesitzern in Deutschland sichtbar, bei denen eine Mehrheit bestätigt, schon bei kleinen Verlusten ihrer Geldanlage nervös zu werden (vgl. ebd.).

Die Wahrscheinlichkeitsübergewichtung meint die Verzerrung kleiner Wahrscheinlichkeiten und die damit einhergehende Überbewertung dieser. So haben Individuen Angst davor, bei einer ökonomischen Katastrophe einen Großteil ihres Vermögens zu verlieren, was grundsätzlich ein sehr unwahrscheinliches Ereignis ist (vgl. ebd.: 35).

Antizipierte Reue beschreibt den Fall, wenn Individuen lieber kein Geld investieren, als letztlich potenzielle Verluste zu erleiden. Häufig ist hierbei im Umkehrschluss das Reuegefühl einer verpassten Chance nicht gleichmäßig groß (vgl. ebd.). Die Risiko(Fehl)einschätzungen werden deutlich, wenn es um Streuung von Risiken bei Geldanlagen in Form von Titeldiversifikation & intertemporalen Diversifikation geht.

Es gilt hinsichtlich von Risikoaversionen jedoch zu beachten, dass Risikoeinstellungen wiederum von anderen Faktoren maßgeblich beeinflusst werden können. Beispielsweise erhöht großes Vermögen tendenziell die Risikobereitschaft (vgl. Guiso/Sodini 2013: 1433 ff.). Zudem korreliert ein hoher Bildungsgrad mit der Bereitschaft, ein höheres Risiko einzugehen. Dabei muss jedoch angemerkt werden, dass es sich hierbei nicht um eine Kausalität handelt und ein höherer Bildungsgrad nicht automatisch zu größerer Risikobereitschaft führt. Auch ein höheres Einkommen bzw. Vermögen lässt Risikoaversionen zu (vgl. Ebert et al. 2019: 19 f.).

2.1.4 Soziales Umfeld

Auch der Erfolg von Investitionen des sozialen Umfelds kann Einfluss auf die eigene Wahrscheinlichkeit eines Eintritts in den Aktienmarkt haben. Konkret spielen hier die Phänomene der naiven Prognose und selektiven Kommunikation eine tragende Rolle. Im ersten Fall geht es da drum, dass der eigene erwartete Gewinn an den Erfahrungen des Umfelds gemessen wird und somit womöglich auch überschätzt wird. Selektive Kommunikation beruht wiederum darauf, dass das soziale Umfeld tendenziell nur dann Informationen zur eigenen Aktienmarktteilnahme preisgibt, wenn es zu guten Ergebnissen gekommen ist. Somit wird beim Individuum das Interesse geweckt, hiervon auch zu profitieren und der Eintritt in den Aktienmarkt wirkt reizvoller. Diese zwei Effekte hängen miteinander zusammen und so kann eine selektive Kommunikation des sozialen Umfelds zu einer naiven Prognose des Individuums führen (vgl. Kaustia/Knüpfer 2012: 311 ff.).

Das soziale Umfeld spielt zudem auch dann eine Rolle, wenn es um generellen Aktienbesitz geht. In Deutschland haben knapp 30 Prozent der Aktienbesitzenden ihre erste Aktie über Familie, Freunde oder Schenkungen erhalten. Ferner besitzen 56 Prozent der Aktienbesitzenden mindestens einige Personen im näheren Umfeld, die in Aktien investieren. Bei der Gruppe der Probanden, die nicht am Aktienmarkt partizipieren, sind es lediglich 28 Prozent (vgl. Ebert et al. 2019: 24). Zudem ist auch anzumerken, dass die Effekte des sozialen Umfelds schon in der frühen Lebensphase eines Individuums einsetzen können und sich dann nachhaltig auswirken (vgl. van Rooij/Lusardi/Alessie 2011: 463 f.).

2.1.5 Geschlechtsspezifische Unterschiede bei Aktienmarktteilnahme

Weltweit partizipieren Männer stärker als Frauen am Aktienmarkt und es wird seit Jahren geforscht, worauf sich dieser *Gender Gap* zurückführen lässt. Mögliche Erklärungen für diesen *Gender Gap* lassen sich in tendenziell niedrigerem finanziellen Wissen (vgl. Bucher-Koenen et al. 2021: 27 f.) und auch in einer höheren Risikoaversion identifizieren (vgl. Jianakoplos/Bernasek 1998: 628 f.). So ist aufgefallen, dass Frauen zu Fragen, die finanzielles Wissen messen, häufiger falsche Antworten abgegeben haben als männliche Probanden (vgl. Lusardi/Mitchell 2014: 18 f.). Zudem haben selbst weibliche Probandinnen mit hohem allgemeinen Bildungsgrad bezüglich des finanziellen Wissens im Vergleich zu männlichen Probanden schlechter abgeschnitten (vgl. ebd.: 19 f.). Ferner sparen Frauen tendenziell ihr Geld eher auf konservative Art und Weise um Risiken zu vermeiden. Dadurch wird der Aktienmarkt meistens vermieden (vgl. Bucher-Koenen et al. 2021: 27 ff.).

Diese geschlechtsspezifischen Unterschiede sind auch in Deutschland zu beobachten. So haben Ebert et al. 2019 gezeigt, dass in ihrer Studie zwar 68 Prozent der Männer nicht am Aktienmarkt teilgenommen haben, aber Frauen mit 83 Prozentpunkten diesen Wert überschreiten (vgl. Ebert et al. 2019: 16). Die Probandinnen der Studie schätzen auch ihr für den Aktienmarkt notwendiges Wissen häufiger als zu niedrig ein und äußern dies tendenziell häufiger als die männlichen Probanden (71 Prozent weiblich & 57 Prozent männlich). Zudem äußern sie auch, dass in ihnen bereits kleine Verluste Nervosität hervorrufen, was auf eine stärkere Unsicherheit im Umgang mit Finanzthemen hindeutet. So betragen hier die Zustimmungen von weiblichen Probandinnen 70 Prozentpunkte und bei männlichen Teilnehmenden 54 Prozent (vgl. ebd.).

Frauen verfügen zwar häufig über geringere finanzielle Bildung aber zeitgleich unterschätzen sie ihr tatsächliches finanzielles Wissen. So kann mehr als ein Drittel des *Gender Gaps* im Bereich des finanziellen Wissens damit erklärt werden, dass Frauen häufig ihren eigenen Fähigkeiten nicht vertrauen. (vgl. Bucher-Koenen et al. 2021: 27). So ist für die Aktienmarktteilnahme nicht nur das finanzielle Wissen wichtig, sondern auch das Vertrauen in das eigene finanzielle Wissen über das man verfügt (vgl. ebd.).

2.2 Demokratisierung von Vermögensaufbau durch Robo-Advisor

Robo-Advisor gelten als innovative Instanz aus dem Fintech-Bereich. Hiermit ist eine verkürzte Version der Worte *financial technology* gemeint. Durch die rasch zunehmende Digitalisierung und daraus folgenden wachsenden Datenmengen sowie dem Aufstieg von KI-Technologien, ist es möglich geworden, auch viele Finanzdienstleistungen in digitaler Form anzubieten (vgl. Puschmann 2017: 69 ff.). Dadurch können unterschiedliche Bevölkerungsgruppen profitieren. So konnte am Beispiel von einkommensschwachen Haushalten beobachtet werden, dass Fintech-Apps das Selbstbewusstsein von Benutzern hinsichtlich ihrer finanziellen Entscheidungsfindung steigern können und sich zudem positiv auf ihr finanzielles Wissen auswirken (vgl. French/McKillop/Stewart 2021: 369 ff.).

Eine Instanz der Fintech-Applikationen sind die Robo-Advisor, welche die Rolle einer digitalen und automatisierten Anlageberatung und Finanzportfolioverwaltung einnehmen. Es handelt sich hierbei um technische Systeme, anhand derer Anleger Kapital investieren als auch verwalten können (vgl. Hastenteufel/Ganster 2021: 10). Bereits jetzt deutet sich an, dass Robo-Advisor für immer mehr Benutzer eine attraktive Option darstellen. In der Nutzung von Robo-Advisor könnte ein möglicher Weg zu einer größeren Partizipation am Aktienmarkt liegen, da die Anbieter hiermit auch eine Demokratisierung der Finanz- & Anlageberatung anstreben (vgl. Reher/Sokolinski 2021: 12 ff.). Daher wird im Folgenden näher auf Robo-Advisor eingegangen, sowie deren Vorteile als auch Limitierungen beleuchtet.

2.2.1 Funktionsweise von Robo-Advisor

Evolutionäre Entwicklung von Robo-Advisor

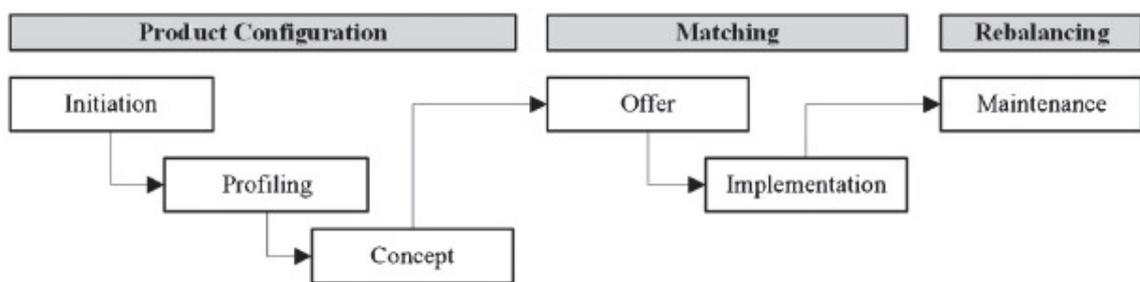
Blickt man auf die Geschichte von Robo-Advisor, dann lassen sich vier evolutionär-gewachsene Generationen identifizieren (vgl. Moulliet et al. 2016: 2 f.). Zu Beginn spielte im Rahmen des Robo-Advisor 1.0 noch ein menschlicher Berater eine zentrale Rolle. Es wurden Kunden auf Basis von webgestützten Fragebögen individualisierte Produktempfehlungen gemacht. Darauf folgend wurden im Rahmen der Robo-Advisor 2.0 Tools zur Verfügung gestellt, mit denen Finanzberatern bei risikobasierten Portfoliobildungen sowie Neugewichtungen dieser geholfen worden ist. Hierbei nahm man von bereits vorher formulierte Regeln für Investitionen Gebrauch, doch der menschliche Finanzberater stand weiterhin im Mittelpunkt. Im Anschluss darauf kam es im Rahmen des Robo-Advisor 3.0 zu eingebauten Algorithmen und vordefinierten Regelwerken, durch die der Bedarf eines menschlichen Finanzberaters auf das Minimum in Form von einer finalen Überwachung und Freigabe beschränkt worden ist (vgl. Ngo-Ye/Choi/Cummings 2018: 128 f.). Die aktuellste Generation von Robo-Advisor

4.0 ist darauf ausgelegt, mit Hilfe von selbstlernenden Algorithmen ein vollautomatisches Investment zu ermöglichen. Unter Einbindung von künstlicher Intelligenz und Berücksichtigung von Marktlage oder individuellen Präferenzen der Anleger, ermöglichen sie damit ein individualisiertes und automatisches Portfoliomanagement (vgl. Moulliet et al. 2016: 3).

Funktionsweise moderner Robo-Advisor

Der Ablauf von Robo-Advisor, wie wir sie heute kennen, lässt sich in unterschiedliche Phasen unterteilen, die auf Prozessen traditioneller Finanzberatung beruhen. Jung et al. 2018 definieren hierbei die drei Hauptphasen *product configuration*, *matching* und *rebalancing*, die sich wiederum in die Zwischenschritte *initiation*, *profiling*, *concept*, *offer*, *implementation* und *maintenance* unterteilen lassen können.

Abbildung 1: Funktionsweise moderner Robo-Advisor



Quelle: Entnommen aus Jung et al. 2018: 369

In der Phase *product configuration* soll die Diskrepanz zwischen dem Kunden sowie des Beratenden hinsichtlich Informationen reduziert werden. Im Rahmen der klassischen Finanzberatung wird in diesem Kontext zunächst ein Meeting eingeplant (*initiation*), Wünsche sowie Ziele der Kunden identifiziert (*profiling*) und im Anschluss ein konkretes *concept* entwickelt (vgl. ebd.). Im Kontext von Robo-Advisor geschieht dies, indem Kunden ihre Ziele in eine Produktspezifikation umsetzen. Dies erfolgt mit Hilfe von vordefinierten Produktmodellen, die ausgewählt und bewertet werden. Es werden sowohl kundenbezogene Daten aufgenommen als auch analysiert. Dies dient dem Ziel, persönliche und finanzielle Rahmenbedingungen eines Benutzers zu ermitteln, was anhand des verfügbaren Einkommen, bestehenden Vermögenswerten, gewünschter Anlagedauer, dem Anlagezweck aber auch der persönlichen Risikobereitschaft und dem finanziellen Wissen bezüglich der jeweiligen Finanzinstrumente geschieht. Zudem wird der Fragenkatalog knapp gehalten, um den Prozess für den Benutzer möglichst einfach zu gestalten (vgl. Hastenteufel/Ganster 2021: 11).

Innerhalb der Phase des *matching* wird mit Hilfe von Algorithmen eine Empfehlung getroffen, die auf den Eingaben aus der ersten Phase beruht. Dabei können die Kunden bestimmen, welche Empfeh-

lungen sie zu Investitionszwecken nutzen möchten (vgl. Jung et al. 2018: 368 f.). Zuletzt wird in der *rebalance* Phase auf Veränderungen reagiert und das Portfolio neu ausgerichtet. Dies geschieht algorithmisch und angepasst an die Bedürfnisse der Kunden (vgl. ebd.: 369).

Zentrale Features moderner Robo-Advisor

D'Acunto/Rossi 2020 unterscheiden vier zentrale Features, die Robo-Advisor definieren.

Das erste zentrale Feature bezieht sich auf die Personalisierung der Beratung. So sind modernere Robo-Advisor in der Lage, anhand der anfangs getätigten Angaben des Benutzers, Investitionspläne & -strategien vorzuschlagen, die für jeden einzelnen Anleger innerhalb der demografischen Gruppe gleich sind. Robo-Advisor, die auf kurzfristigen Handel spezialisiert sind, verwenden zusätzlich Informationen aus bestehenden Portfolioallokationen als Input, um eine optimale Gewichtung des Portfolios zu ermöglichen. Innerhalb des Features der Personalisierung muss abgewogen werden, wie stark eine Individualisierung anzustreben ist. Eine stark personalisierte Lösung kann nämlich zur Folge haben, dass die Performance des Portfolios schlechter ist als bei jenen, die weniger stark an den Benutzer angepasst sind (vgl. ebd.: 4 f.).

Das zweite zentrale Feature bezieht sich auf den Grad der Beteiligung des Benutzers in die Finanzpläne & -entscheidungen. Meistens werden Investoren im Kontext von Robo-Advisoren bei jeder einzelnen Entscheidung nach ihrer Zustimmung gefragt. Diese Option der Zustimmung oder Ablehnung wird im strengeren Sinn als *Robo Advising* bezeichnet (vgl. ebd.: 5 f.). Es ist wiederum auch möglich, dass Robo-Advisor vollautomatisiert agieren. Innerhalb langfristiger Investments werden automatisch generierte Finanzpläne & -strategien vorgeschlagen und sobald der Benutzer diesen einwilligt, wird sein Portfolio selbständig unter Verwendung von Algorithmen durch den Robo-Advisor verwaltet. Dies bezeichnet man dann wiederum als *Robo-Manager* (vgl. ebd.: 6). Auch innerhalb dieses Features muss zwischen den beiden thematisierten Polen abgewogen werden. Während *Robo-Manager* eventuell für Misstrauen bei den Benutzern sorgen könnte, führt *Robo-Advising* unter Umständen dazu, dass die Performance des Portfolios durch individuelle Fehlentscheidungen leidet (vgl. ebd.).

Das dritte zentrale Feature bezieht sich auf die Möglichkeit des Benutzers, von den Empfehlungen des Robo-Advisors abzuweichen. Räumt ein Robo-Advisor dem Benutzer einen größeren Spielraum ein, so kann dieser die vom Algorithmus vorgeschlagenen Portfoliogewichtungen anpassen oder auch selbst gewählte Aktien in den Finanzplan aufnehmen. Es existieren Robo-Advisor, die hierbei dem Benutzer viele Freiheiten einräumen aber auch solche, in denen der Grad an Abweichung vom algorithmusbasierten Vorschlag des Robo-Advisors eingegrenzt ist (vgl. ebd.: 6 f.). Im Kontext dieses Features wird also zwischen zwei Ansätzen abgewogen. Zum einen dem absoluten libertären Ansatz, bei dem der Benutzer auf sich selbst gestellt ist und zum anderen einem libertären Paternalismus, bei dem

der Benutzer seine Entscheidungsfähigkeit abgibt und sich optimierten Empfehlungen unterwirft (vgl. ebd.).

Das vierte zentrale Features bezeichnet den Grad an menschlicher Interaktion. Während manche Anbieter vollends auf menschliche Interaktion verzichten, bieten andere Anbieter die Möglichkeit an, bis zu einem gewissen Grad Kontakt zu menschlichen Ansprechpartnern aufzubauen. Diese Interaktion findet dann meist in den Schlüsselmomenten statt, wenn beispielsweise die Registrierung stattfindet oder die Kunden wichtige Fragen zum Portfolio haben. Darüber hinaus können menschliche Berater dazu dienen, spezielle Bedürfnisse zu befriedigen oder auch die Benutzer durch Beratung vor Fehlern zu bewahren. Hierbei muss jedoch bedacht werden, dass mit steigender menschlichen Interaktion auch die Kosten des Robo-Advisor steigen (vgl. ebd.: 7 f.).

Technischer Hintergrund

Doch wie genau funktionieren Robo-Advisor und ihre *Matching* sowie *Rebalancing*-Mechanismen? Dieser Frage sind Beketov/Lehmann/Wittke 2018 auf Basis von frei verfügbaren Informationen auf Webseiten der Anbieter nachgegangen. Die Autoren vergleichen hierfür die Webseiten von 219 weltweit existierenden Robo-Advisor, welche zwischen 1997 und 2017 gegründet worden sind. Es konnte festgestellt werden, dass im Zuge der Methoden der Optimierung sowie Allokation von Portfolios die meisten Robo-Advisor auf die moderne Portfoliotheorie nach Markowitz 1952 zurückgreifen oder auf darauf basierenden Abwandlungen (vgl. ebd.: 365 f.). Ferner weisen die Autoren darauf hin, dass sich dies voraussichtlich in Zukunft ändern wird. So existieren bereits zeitgemäßere Methoden der Optimierung sowie Allokation von Portfolios. Namentlich werden hierbei die „*Full-Scale Optimazation*“, „*Scenario Optimazation*“ und „*Risk Parity with Skewness Risk*“ genannt (vgl. ebd.: 366 f.). Diese Abweichung zwischen zeitgemäßen Entwicklungen und dem bisherigen Angebot gilt es seitens der Anbieter von Robo-Advisor zu überwinden, um zukünftig die Ansprüche von Investoren erfüllen zu können und die Performance der Robo-Advisor zu verbessern (vgl. ebd.: 369)

2.2.2 Potenziale von Robo-Advisor

Studien geben darüber Aufschluss, dass menschliche Finanzberater nicht frei von *Biases* sind und somit ihre Dienstleistungen nicht frei von Voreinnahmen anbieten können. So weisen exemplarisch Linnainmaa/Melzer/Previtero 2021 auf, dass Finanzberater häufig schlechte Entscheidungen im Kontext ihres privaten Portfolios auf die Portfolios ihrer Kunden übertragen (vgl. ebd.: 611). Ferner besteht auch die Gefahr, dass jene Finanzberater die eigenen monetären Interessen in den Vordergrund stellen und damit unter Umständen entgegen der Ziele und Bedürfnisse ihrer Kunden agieren (vgl. Bian-

chi/Briere 2021: 5 f.). Solche Probleme können mit Hilfe eines algorithmisch geprägten Robo-Advisors vermieden werden (vgl. ebd.: 5).

Zudem weisen auch die Privatanleger bzw. Benutzer *Biases* auf, die für private Anleger selbst typisch sind und eine schlechtere Performance des Portfolios zur Folge haben. Diese können durch Nutzung von Robo-Advisor reduziert – wenn auch nicht völlig eliminiert – werden. D’Acunto/Prabhala/Rossi 2019 identifizieren hierbei den „*disposition effect*“, das „*trend chasing*“ und den „*rank effect*“, welche durch Nutzung von Robo-Advisorn abgemildert werden können (ebd.: 2017 f.). Während der „*disposition effect*“ das zu frühe Verkaufen von im Wert gestiegenen Wertpapieren und das zu späte Verkaufen von im Wert gesunkenen Wertpapieren bezeichnet, meint das „*trend chasing*“ den Erwerb von Aktien, welche sich im Moment des Kaufs bereits im Aufwärtstrend befinden. Der „*rank effect*“ wiederum meint die Tendenz eines Privatanlegers, jeweils die hinsichtlich der Performance besten und schlechtesten Aktien des Portfolios zu verkaufen (vgl. ebd.: 2006 f.). Darüber hinaus kann der sogenannte *home bias* vermieden werden, was die Neigung von Privatanlegern bezeichnet, ihr Portfolio mit Titeln aus dem Heimatland überproportional zu gewichten (vgl. Bianchi/Briere 2021: 9) sowie auch ein sich nachteilig auswirkendes häufiges Handeln von Aktientiteln verhindern (vgl. D’Acunto/Rossi 2020: 13). Zudem zeigt sich, dass die Nutzung von diesen Technologien zu einer besseren Diversifikation des Portfolios führen kann (vgl. Bianchi/Briere 2021: 9). Dadurch kommt es zu geringeren Risiken mit zeitgleich besseren Renditen (vgl. ebd.). Auch die Optimierung der Risikobereitschaft (vgl. Hong/Lu/Pan 2021: 35 f.) und einer höhere private Rentenvorsorge durch bessere Konsumententscheidungen (vgl. D’Acunto/Rossi 2020: 15 f.) kann mit Hilfe von Robo-Advisorn erreicht werden.

Ein weiterer Vorteil zeigt sich darin, dass durch die begrenzte oder auch fehlende Interaktion mit einem menschlichen Berater Robo-Advisor kostengünstig sind. Dadurch wird es Haushalten unterschiedlicher Einkommensklassen möglich, durch einen Robo-Advisor beraten zu werden. Währenddessen zeigt sich bei menschlichen Finanzberatern, dass hohe Kosten eine Einstiegshürde für Haushalte mit niedrigem und mittleren Vermögen sind (vgl. D’Acunto/Rossi 2020: 22).

Darüber hinaus können Robo-Advisor mit der Zeit immer besser werden. Das kommt dadurch zustande, dass die Algorithmen ständig überwacht und optimiert werden. Ferner können die darauf basierenden Entscheidungen protokolliert und von den Benutzern nachvollzogen werden, während dies bei Entscheidungen menschlicher Finanzberater oft nicht der Fall ist (vgl. ebd.).

2.2.3 Limitierungen von Robo-Advisorn

Allerdings weisen Robo-Advisor auch Limitierungen auf. So zeigt sich, dass die Performance der Portfolios von bereits diversifizierenden Privatanlegern sich nicht im Zuge der Nutzung von Robo-Advisorn verbessert hat (vgl. D’Acunto/Prabhala/Rossi 2019: 2017 f.). Zudem gelingt es Robo-Advisorn

häufig nicht, einen 360 Grad Blick auf die finanzielle Situation des Benutzers zu gewinnen, mit denen ein besser angepasstes Portfolio möglich wäre (vgl. Bianchi/Briere 2021: 7). Somit ist das Profiling des Benutzers nur bedingt möglich.

Auch hinsichtlich der Demokratisierung des Zugangs zur Finanzberatung existieren im Kontext der Robo-Advisor Grenzen. Zwar sind die niedrigen Gebühren gleichbedeutend mit einem Abbau von Barrieren, doch es wird beobachtet, dass Haushalte mit niedrigem Einkommen hierbei trotzdem nicht partizipieren. Der Grund liegt unter anderem darin, dass diese häufig mit Verschuldungen kämpfen müssen und häufig auch aufgrund von schlechterem finanziellen Wissen zu schlechteren finanziellen Entscheidungen neigen. Damit könnte durch Robo-Advisor die soziale Ungleichheit verstärkt werden, wenn diese demographische Gruppe ausgeschlossen wird (vgl. D'Acunto/Rossi 2020: 23).

Zudem birgt das Fehlen der menschlichen Interaktionen Risiken. So ist zu beobachten, dass Privatanleger Finanzberater aus diversen Gründen kontaktieren, wobei das Maximieren der Erträge aus dem Portfolio nicht immer im Mittelpunkt stehen muss. Viel mehr werden menschliche Finanzberater dazu beauftragt, den Anlegern finanzielle Entscheidungen abnehmen zu können und damit eine innere Ruhe zu ermöglichen (vgl. Rossi/Utkus 2020: 22).

2.3 Vertrauen im Bereich Robo-Advisor

Vertrauen ist eine bedeutsame Antriebskraft, wenn es um die Akzeptanz von neuen Technologien geht. Gleichzeitig ist Vertrauen aber auch eine ausschlaggebende Treibkraft im Kontext von finanziellen Entscheidungen (vgl. Sapienza/Toldra-Simats/Zingales 2013: 1330). Dementsprechend ist es auch im Zusammenhang mit Robo-Advisoren von zentraler Bedeutung, Vertrauen bei den Benutzern zu schaffen. Im Folgenden wird hierauf im Detail eingegangen.

2.3.1 Definition von Vertrauen

Vertrauen lässt sich aus Perspektiven der Soziologie, Psychologie als auch Ökonomie definieren, wobei es grundsätzlich um die Interaktion zwischen Menschen oder auch um die Interaktion zwischen Menschen und Maschinen geht (vgl. Bianchi/Briere 2021: 14 f.). Vertrauen kann also dementsprechend als die Bereitschaft einer Partei definiert werden, sich selbst durch Handlungen einer anderen Partei verwundbar zu machen, indem man erwartet, dass die andere Partei eine für den Vertrauenden konkrete Handlung ausführt, welche der Vertrauende weder überwachen noch kontrollieren kann (vgl. Mayer/Davis/Schoorman 1995: 712). Das Ziel von Vertrauen ist also, das Zusammenleben durch Antizipieren von Handlungen anderer vorhersehbar zu machen und Zusammenarbeit zu vereinfachen (vgl. Jacovi et al. 2021: 625). Das menschliche Vertrauen in Maschinen steht wiederum in Abhängigkeit von mehreren Facetten wie Verlässlichkeit, Robustheit, Vorhersagbarkeit, Verständlichkeit und Transparenz (vgl. Bianchi/Briere 2021: 15).

Abseits davon gilt es zu bedenken, dass auch institutionelles Vertrauen existiert und von Bedeutung ist (vgl. Cheng et al. 2019: 2f.) Damit ist Vertrauen eines Individuums gemeint, welches in dem Glauben besteht, dass gewisse nicht-persönliche Strukturen die Erfolgswahrscheinlichkeit einer bestimmten Situation erhöhen (vgl. McKnight/Cummings/Chervany 1998: 474). Diese Art von Vertrauen spiegelt Sicherheiten wieder, die das Individuum auf Basis von Garantien, Sicherheitsnetzen oder anderer Strukturen wahrnimmt (vgl. ebd.: 475). Hierbei unterscheidet man zwischen situativer Normalität und struktureller Sicherheit. Ersteres bezeichnet das Gefühl, dass eine Situation innerhalb eines geordneten und gewohnten Umfelds stattfindet und so eine erfolgreiche Interaktion zu antizipieren ist (vgl. ebd.: 478). Die strukturelle Sicherheit wiederum bezieht sich auf geltende Bedingungen wie Versprechen, Verträge, Regularien oder Garantien (vgl. ebd.: 479).

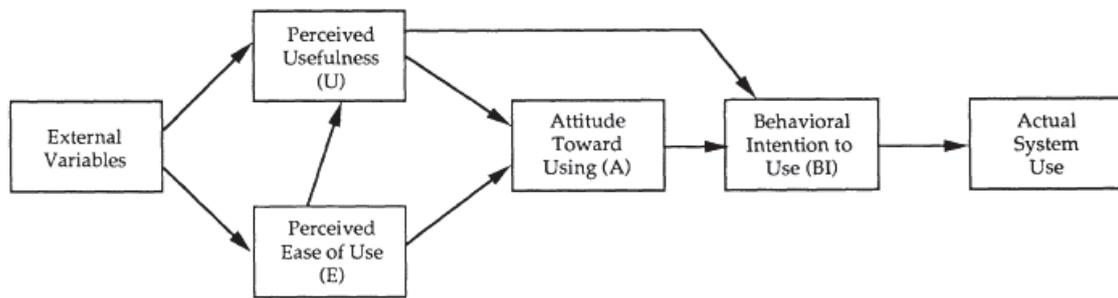
Aufbau von Vertrauen kann zudem auch unter dem Einbezug Dritter erfolgen. Die *Trust Transfer Theory* bezieht sich darauf, dass sofern Person A der Person B vertraut, die ihrerseits der Person C vertraut, sie dann wiederum der Person C vertraut, ohne diese zu kennen (vgl. Strub/Priest 1976:

408) . Hierbei können auch andere Entitäten mit einbezogen werden, sodass sich dieser Transfer von Vertrauen nicht nur auf zwischenmenschliche Beziehungen beschränkt. So hat sich bereits in der Vergangenheit gezeigt, dass dieser Effekt auch im Kontext des *World Wide Web* auftaucht. In einer Studie aus dem Jahr 2003 ist der Frage nachgegangen, wie sich Verlinkungen von unbekanntem Anbietern auf Webseiten bekannter Anbieter hinsichtlich des Vertrauens der Benutzer auswirken. Dabei konnte beobachtet werden, dass diese Verlinkung sich signifikant auf das anfängliche Vertrauen in den unbekanntem Anbieter auswirkt (vgl. Stewart 2003: 12 ff.). Darüber hinaus lässt sich anhand der *Trust Transfer Theory* auch der Erfolg vieler E-Commerce-Produkte erklären. Zudem kann das Vertrauen einer Person in soziale Netzwerke dadurch gestärkt werden, dass dort wiederum andere Benutzer partizipieren, welchen vertraut wird (Cheng et al. 2019: 11). Zudem kann Vertrauen in Technologien dadurch gestützt werden, dass Regierungen die Technologien als vertrauenswürdig einstufen (vgl. ebd.).

2.3.2 Einfluss von Vertrauen auf die Nutzungsabsicht von Robo-Advisorn

In der Vergangenheit hat sich die Wissenschaft bereits mit dem Thema auseinandergesetzt, wovon Nutzungsabsichten neuer Technologien seitens der Benutzer abhängen. Zu nennen sind hierbei das *Technology Acceptance Model (TAM)* nach Davis/Bagozzi/Warshaw 1989, das *Technology Acceptance Model 2* nach Venkatesh/Davis 2000 sowie die *Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT)* nach Venkatesh et al. 2003. TAM gilt als erstes Modell, das sich mit der Benutzerakzeptanz einer neuen Technologie auseinandergesetzt hat und entstand im Rahmen der Einführung von Computern am Arbeitsplatz und dem Widerstand vieler Arbeitnehmer hinsichtlich der Nutzung dieser (vgl. Davis/Bagozzi/Warshaw 1989: 982 ff.).

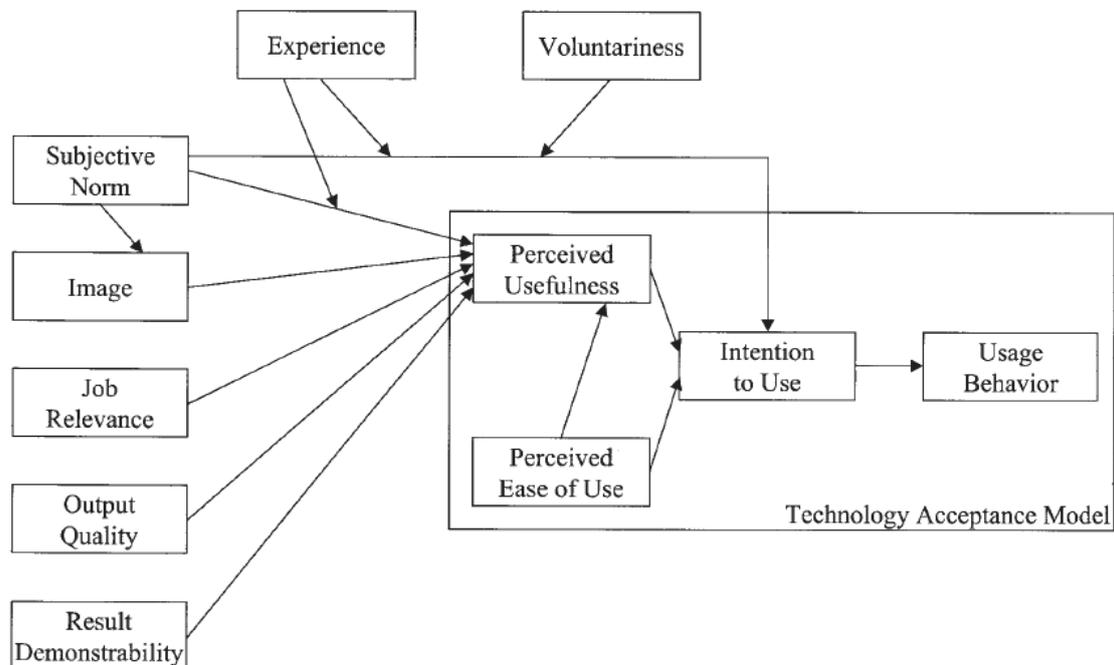
Abbildung 2: TAM



Quelle: Entnommen aus Davis/Bagozzi/Warshaw 1989: 985

Die Autoren haben hierbei ein Model entwickelt, das die Variablen *Perceived Usefulness* bzw. die wahrgenommene Nützlichkeit und *Perceived Ease of Use* bzw. wahrgenommene Benutzerfreundlichkeit analysiert, die wiederum dazu führen, dass die Einstellung gegenüber der Technologie beeinflusst wird, was letztlich zu einer Nutzungsintention der Technologie führt, die wiederum final in der tatsächlichen Systemnutzung resultieren kann. Im Laufe der Zeit wurde das Modell weiterentwickelt und es entstand das TAM 2.

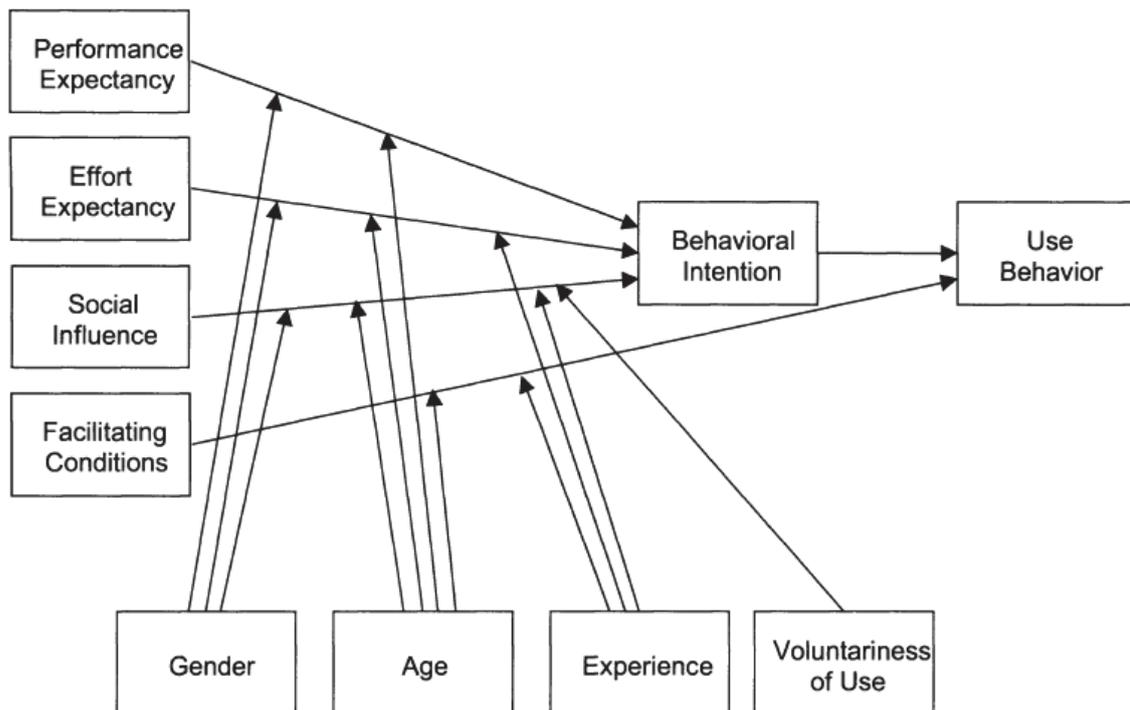
Abbildung 3: TAM 2



Quelle: Entnommen aus Venkatesh/Davis 2000: 188

Durch die Entwicklung von TAM 2 wurde der Tatsache Beachtung geschenkt, dass die Aneignung einer neuen Technologie zusätzlich von sozialen als auch kognitiven Variablen wie subjektive Normen, das Image der Technologie, die Berufsrelevanz, Qualität des Outputs, die Nachvollziehbarkeit der Ergebnisse sowie auch die Erfahrung und Freiwilligkeit beeinflusst wird (vgl. ebd.). Ferner diente das TAM 2 als Inspiration für die UTAUT.

Abbildung 4: UTAUT

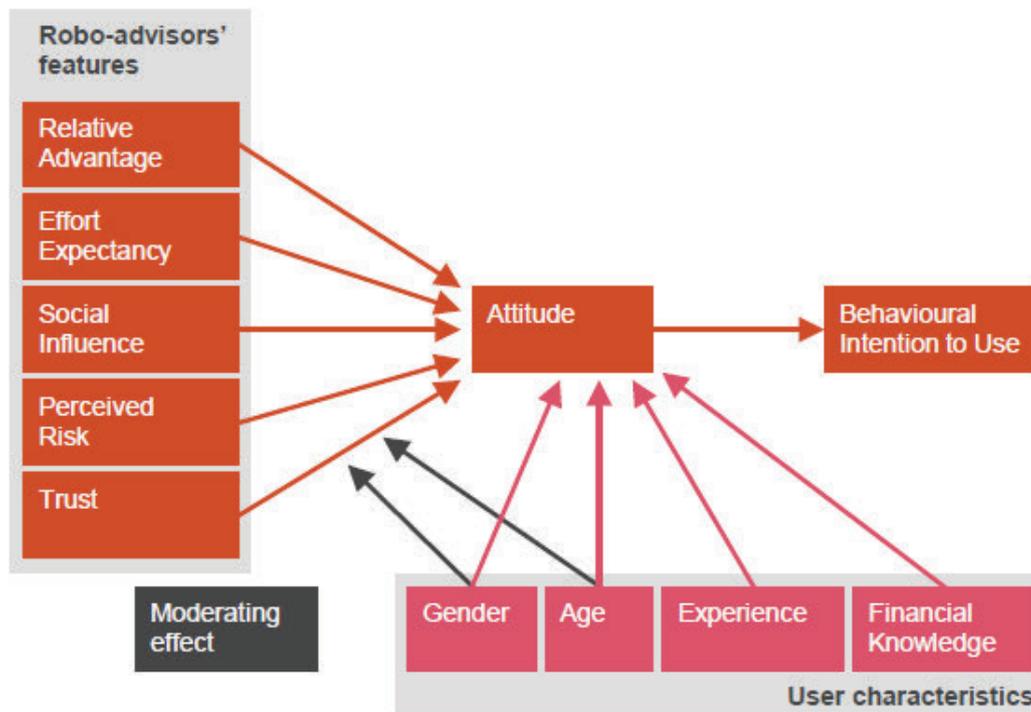


Quelle: Entnommen aus Venkatesh et al. 2003: 447

Das UTAUT-Modell zielt darauf ab, die Bereitschaft eines Benutzers zu antizipieren, eine neue Technologie zu akzeptieren sowie künftig zu nutzen. Hierbei werden als direkte Determinanten der Nutzungsintention und des Nutzungsverhaltens die Erwartung der Performance, Abschätzung des Aufwands, sozialer Einfluss und erleichternden Konditionen identifiziert (vgl. Venkatesh et al. 2003: 466 ff.). Darüber hinaus wird ebenfalls auf die sogenannten „key moderators“ (ebd.: 447) in Form des Geschlechts, Alters, Erfahrung sowie der freiwilligen Nutzung verwiesen und deren beeinflussende Auswirkung auf die Determinanten betont.

Vor allem bei der Akzeptanz von neuen Technologien im Fintech-Bereich kann das UTAUT-Modell Erklärungen hinsichtlich der individuellen Aneignung dieser liefern. Aus diesem Grund konzipierte Milani 2019 eine modifizierte Version des UTAUT-Modells, welches an die Nutzungsabsicht von Robo-Advisoren angepasst ist (vgl. Milani 2019.: 12).

Abbildung 5: Angepasstes UTAUT-Modell



Quelle: Entnommen aus Milani 2019: 12

Im Rahmen der Studie stellt sich heraus, dass neben anderen Faktoren vor allem Vertrauen mit positiven Einstellungen gegenüber Robo-Advisor korreliert und somit letztlich die Nutzungsintention unterstützt (vgl. ebd.: 20 f.). Bekräftigt wird diese Beobachtung auch durch Erkenntnisse aus Hastenteufel/Ganster 2021. Dort zeigt sich ebenfalls, dass Vertrauen einen signifikanten Einfluss auf die Nutzungsabsicht eines Robo-Advisors hat (vgl. ebd.: 29 ff.). Darüber hinaus wird deutlich, dass auch das wahrgenommene Risiko durch Vertrauen reduziert werden kann, was wiederum seinerseits die Nutzungsabsicht fördert (vgl. ebd.).

Umso wichtiger gilt es im Kontext von Robo-Advisoren das Vertrauen der Benutzer zu gewinnen und gezielt zu forcieren, da Robo-Advisor-Produkten generell schwer zu vertrauen ist und es hierdurch zu langsamerer Technologieakzeptanz kommt (vgl. Cheng et al. 2019: 12 f.). Es stellt sich somit die Frage, wovon genau Vertrauen von Benutzern in Robo-Advisor abhängt. Daher wird innerhalb dieser Ausarbeitung der Fokus auf unterschiedliche Quellen des Vertrauens im Zusammenhang mit Robo-Advisoren gelegt. Basierend auf den derzeitigen wissenschaftlichen Erkenntnissen, wird im Folgenden eine Unterteilung in die technischen, anbieterseitigen, externen und sozialen Einflussfaktoren vorgeschlagen.

Anzumerken ist hierbei jedoch, dass es sich nicht um eine scharfe Trennung handelt. So betrachtet beispielsweise Milani 2019 sozialen Einfluss und Vertrauen als zwei separate Determinanten, welche die Einstellung zu Robo-Advisoren signifikant beeinflussen (vgl. ebd.: 12). Dieser Befund wird auch von

Hastenteufel/Ganster 2021 bestätigt. Hier wird ebenfalls eine Trennung von Vertrauen und dem sozialen Einfluss vorgenommen (vgl. Hastenteufel/Ganster 2021: 26 ff.). Wiederum Chaouali/Ben Yahia/Souiden 2016 weisen im Rahmen einer Studie zur beabsichtigten Nutzung von Online-Banking darauf hin, dass sozialer Einfluss zeitgleich einen signifikanten Einfluss auf das Vertrauen in Online-Banking hat (vgl. ebd.: 214). Aus diesem Grund wird in dieser Ausarbeitung der soziale Einfluss nicht als unabhängige Determinante, sondern als Einflussfaktor auf Vertrauen in Robo-Advisor konzipiert.

2.3.3 Technische Einflussfaktoren auf Vertrauen in Robo-Advisor

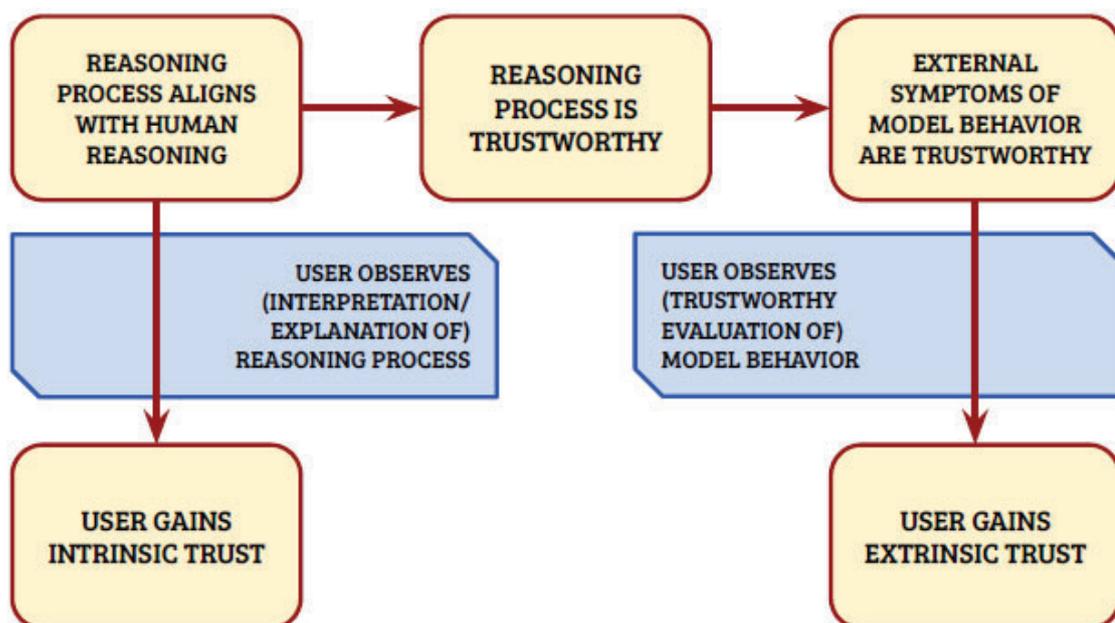
Im Zusammenhang mit Robo-Advisoren und Algorithmen spricht man häufig von Algorithmus-Aversion. Hiermit ist das Phänomen gemeint, dass evidenzbasierte Algorithmen zwar präziser sind als menschlich errechnete Prognosen, doch ihnen weniger getraut wird, sobald Benutzer darüber aufgeklärt werden, dass sie nicht vollkommen sind (vgl. Dietvorst/Simmons/Massey 2018: 1162 ff.). Eine mögliche Erklärung liegt darin, dass Menschen bei prognostizierenden Algorithmen hohe Präzision erwarten, die jedoch aufgrund der naturgegebenen Unsicherheit der Zukunft nicht möglich ist. Im Gegenzug werden Fehler bei Prognosen von menschlichen Beratern antizipiert, was sich weniger stark auf das Vertrauen auswirkt (vgl. Prahl/van Swool 2017: 692 f.). Eine tatsächliche Existenz von Algorithmus-Aversion ist jedoch umstritten. So gibt es auch Hinweise, die eine Algorithmus-Aversion als nicht-existent betrachten. Germann/Merkle 2020 konnten im Rahmen ihrer Studie darlegen, dass bei den Probanden Algorithmus-Aversion während der Nutzung eines Robo-Advisors keine Rolle gespielt hat. Viel mehr lag die Präferenz der Teilnehmer im Vergleich zwischen einem menschlichen Berater und einem Robo-Advisor bei der Performance ihres Portfolios (vgl. ebd.: 22 ff.). Es ist jedoch zu beachten, dass das Sample aus Studierenden mit einem Durchschnittsalter von 22,8 Jahren bestand und Algorithmus-Aversion bei jungen Personen tendenziell weniger stark zum Vorschein tritt (vgl. Lourenco/Dellaert/Donkers 2020: 118; Rossi/Utkus 2020: 19).

Es stellt sich die Frage, wie Vertrauen in Algorithmen aufgebaut werden kann. Jacovi et al. 2021 weisen hierbei im Kontext von künstlicher Intelligenz auf das intrinsische und extrinsische Vertrauen hin (vgl. ebd.: 628 ff.). Mit intrinsischem Vertrauen ist gemeint, dass ein Algorithmus tendenziell als vertrauenswürdig eingestuft wird, wenn der zu beobachtende Entscheidungsprozess mit den Vorannahmen des Besitzers übereinstimmt (vgl. ebd.: 628 f.). In diesem Kontext entfaltet sich die Wirkungsweise von *Explainable Artificial Intelligence (XAI)*, mit der Algorithmen gemeint sind, in welchen das zugrundeliegende Modell den Benutzern erklärt werden kann (vgl. Bianchi/Briere 2021: 19). *XAI* forciert also Erklärungen, die Aufschluss über die resultierenden Empfehlungen und Prognosen eines Algorithmus geben und dabei die Bedeutung der Eingabedaten aufschlüsseln (vgl. ebd.). Intrinsisches Vertrauen hängt damit stark mit *XAI* zusammen und kann damit gefördert werden. Es muss jedoch ange-

merkt werden, dass die konkrete Rolle von XAI im Kontext von automatisierten Systemen wie z.B. Robo-Advisors noch zu erforschen ist (vgl. ebd.). Zeitgleich bedeutet es jedoch nicht, dass das Erklären von Algorithmen alleine ausreichend ist. So muss der Begründungsprozess des Modells zu den vom Benutzer getroffenen Annahmen passen und zusätzlich von ihnen auch korrekt verstanden werden. So ist das bei trivialen Algorithmen für die breite Masse umsetzbar, doch bei Algorithmen in denen Expertenwissen für das Verständnis notwendig ist, könnten die durchschnittlichen Benutzer an ihre Grenzen stoßen (vgl. Jacovi et al. 2021: 628 f.).

Im Zusammenhang mit Algorithmen kann jedoch auch extrinsisches Vertrauen aufgebaut werden. Dort liegt die Quelle des Vertrauens nicht in der des Algorithmus, sondern in dessen Verhalten. Erfüllt dieser die ihm zustehende Aufgabe im zufriedenstellenden Maß, so entsteht Vertrauen in ihn (vgl. ebd. 629 f.). Die Evaluation hinsichtlich des Verhaltens kann zudem durch einen menschlichen Experten oder die resultierenden Daten bewerkstelligt werden.

Abbildung 6: Intrinsisches & extrinsisches Vertrauen



Quelle: Entnommen aus Jacovi et al. 2021: 629

Ferner bauen Benutzer auch größeres Vertrauen in Algorithmen auf, wenn sie diese selbst modifizieren können. Dietvorst/Simmons/Massey 2018 konnten in ihrer Studie darlegen, dass Studienteilnehmer einen nicht-perfekten Algorithmus als vertrauenswürdiger empfunden haben, wenn sie die Prognose ihrem Empfinden nach modifizieren konnten. Der Effekt kam auch dann zum Vorschein, wenn der Spielraum der Modifikation gering war (vgl. ebd.: 1162 ff.). Andere Studien weisen jedoch darauf

hin, dass es hierbei zum Performance-Kontroll-Dilemma kommen kann (vgl. Rühr 2020: 11 f.). So kann die Performance eines Portfolios darunter leiden, wenn Einfluss auf den Algorithmus genommen wird (vgl. ebd.).

2.3.4 Anbieterseitige Einflussfaktoren auf Vertrauen in Robo-Advisor

Ferner ist Vertrauen in Robo-Advisor auch abhängig von seinem Anbieter und dem Design des Robo-Advisors. So kann auch das Design eines Robo-Advisors dazu führen, dass Benutzer besser Vertrauen aufbauen können, denn schlechtes Design wird mit unseriösen Anbietern assoziiert (vgl. Ngo-Ye/Choi/Cummings 2018: 130). Jung et al. 2018 konnten innerhalb einer Studie mit risikoaversen Verbrauchern aufzeigen, dass insbesondere zwei Gestaltungsprinzipien von bedeutender Relevanz sind. Zum einen muss beim Design eines Robo-Advisors eine einfache Interaktion gewährleistet sein. Dazu gehört eine einfache Menüführung, Kontrollierbarkeit, strukturelle Konsistenz sowie Fehlertoleranz (vgl. ebd. 370 ff.). Konkret lässt sich dies umsetzen mit Hilfe von einem einfach zu findenden Menübutton sowie einer einheitlichen langen Webseite, welche scrollbar ist und dadurch Einfachheit in der Navigation bewerkstelligt sowie einer strengeren Kopplung der Funktionalität der Elemente als auch ihr „*look and feel*“ (ebd.: 376). Zum anderen ist es essentiell, Transparenz zum Thema Kosten, Prozess und Informationen zu schaffen. Im Rahmen dieser Studie gelang das mit Hilfe eines interaktiven Kostenkalkulators, Bereitstellung von Informationen zum Geschäftsmodell des Anbieters sowie Verlinkung zu Berichten in Verbindung mit den Bestandteilen des Portfolios (vgl. ebd.: 377). Ferner ist auch ein transparenter Umgang mit persönlichen Daten der Benutzer wichtig. So fällt auf, dass bei einer Studie mit Fokus auf Deutschland Datensicherheit stark mit dem Vertrauen von Verbrauchern in Fintech-Innovationen zusammenhängt (vgl. Stewart/Jürjens 2018: 118 ff.). Besonders kommerzielle Anbieter von Robo-Advisoren sollten Wert auf eine großzügige Transparenz legen, da ihnen tendenziell weniger Vertrauen entgegengebracht wird als nicht-kommerziellen Anbietern (vgl. Lourenco/Dellaert/Donkers 2020: 115 f.).

Ein anderes Gestaltungsprinzip beschäftigt sich mit einem konversationellen Design von Robo-Advisor-Interfaces. Hiermit ist ein dialogorientierter Ansatz gemeint, durch den ein Robo-Advisor, beispielsweise anhand eines Chatbots, ein Gespräch mit den Benutzern simuliert und damit eine menschliche Interaktion mimt (vgl. Hildebrand/Bergner 2021.: 665 ff.). Probanden wiesen im Rahmen der Studie darauf hin, dass durch einen konversationell-gestalteten Robo-Advisor das Vertrauen in diesen gestiegen ist und zudem – ähnlich wie bei einem menschlichen Berater – die individuelle Risikobereitschaft optimiert werden konnte (vgl. ebd.: 669 f.). Ferner konnte man hierdurch eine positivere Einstellung gegenüber dem Anbieter beobachten (vgl. ebd.: 667).

Ergänzend zu nennen sind auch sogenannte Super-Apps wie *Alipay* (vgl. Hong/Lu/Pan 2021: 35 f.), die im chinesischen Raum vorzufinden sind. Diese Apps vereinen diverse finanzielle und nicht-finanzielle Dienstleistungen und tragen durch ihre Präsenz dazu bei, dass den Fintech-Angeboten dieser Anbieter vertraut wird (vgl. ebd.). Womöglich lässt sich hieraus ableiten, dass Verbraucher einem Robo-Advisor stärker vertrauen, wenn sie bereits positive Erfahrungen mit anderen Dienstleistungen seines Anbieters sammeln konnten und der Anbieter bereits eine gute Reputation verfügt. Hieran anknüpfend konnten auch Cheng et al. 2019 feststellen, dass eine der wichtigsten Einflussgrößen auf das Vertrauen in Robo-Advisor die Reputation des Anbieters ist (vgl. ebd.: 12). Ferner gilt es jedoch zu beachten, dass hier eine Beschränkung des Samples auf den chinesischen Raum besteht. Diesbezüglich weisen die Autoren im Bereich der Limitationen darauf hin, dass eine Übertragung auf andere Länder womöglich nicht funktioniert. Es zeigt sich jedoch trotzdem, dass abseits der technischen Aspekte auch die Hintergründe des Anbieters relevant für den Aufbau von Vertrauen in Robo-Advisor sind.

2.3.5 Externe und soziale Einflussfaktoren auf Vertrauen in Robo-Advisor

Abseits von den technischen und anbieterseitigen Faktoren, spielen auch externe Einflussfaktoren eine Rolle im Hinblick auf Vertrauen in Robo-Advisor und nehmen damit Bezug auf Aspekte des institutionellen Vertrauens. Hierbei ist insbesondere auf die Regulierung durch Regierungen hinzuweisen. So helfen diese Regulierungen, die wahrgenommenen Risiken hinsichtlich einer neuen Technologie zu senken und zeitgleich Vertrauen hierin zu erhöhen (vgl. Cheng et al. 2019: 11).

Zudem weisen Jung et al. 2018 darauf hin, dass viele Probanden mit mangelndem Vertrauen in Robo-Advisor sich neben einem persönlichen Kontakt, auch Presseberichte oder Testimonials zu Robo-Advisor wünschen würden (vgl. ebd.: 377). Es liegt die Vermutung nahe, dass auch ein Einfluss von Influencern, die in sozialen Netzwerken aktiv sind und sich primär mit Finanzthemen befassen, auf Vertrauen in Robo-Advisor existent sein könnte. Bezüglich des Aufbaus von Vertrauen in neue Applikationen durch Empfehlungen von Influencern aus sozialen Netzwerken, beziehen sich Hu/Zhang/Wang 2019 auf die *Trust Transfer Theory*. Sie bezeichnen jene Personen als „*power user*“ (ebd.: 2), die mit ihrer Tätigkeit die Konsumententscheidung von potenziellen Kunden eines Unternehmens beeinflussen können. Die Autoren zeigen in den Ergebnissen der Studie auf, dass tatsächlich ein starker Transfer von Vertrauen zu beobachten ist und weisen zudem hin, dass Unternehmen hiermit das Vertrauen in eine App von Seiten potenzieller Kunden stärken können (vgl. ebd.: 9). Genau Erkenntnisse darüber, ob und welchen Einfluss Testimonials in Form von Finanz-Influencern auf das Vertrauen von Verbrauchern in Robo-Advisor haben, gilt es jedoch noch zu erforschen.

Zuletzt sollte nicht außer Acht gelassen werden, dass soziale Einflussfaktoren sich ebenfalls auf Vertrauen in Robo-Advisor auswirken. So fällt auf, dass häufig menschliche Finanzberater konsultiert werden, um ein breites Spektrum an Bedürfnissen zu befriedigen und nicht primär die Erträge des Investments zu maximieren. Hierzu zählt man das Bedürfnis, finanzielle Entscheidungen abgeben zu können aber auch eine innere Ruhe zu erzeugen (vgl. Rossi/Utkus 2020: 22). Die Autoren sprechen hierbei vom „*peace of mind*“ (ebd.). Es zeigt sich zudem, dass viele Benutzer diese menschlichen Attribute im Kontext von Robo-Advisor auch gutheißen. So deuten Studien an, dass Probanden sich häufig wünschen, bei der Nutzung eines Robo-Advisors einen menschlichen Ansprechpartner zur Verfügung gestellt zu kriegen. Die Vertrauenswürdigkeit in den Robo-Advisor kann dann zusätzlich dadurch erhöht werden, wenn die jeweiligen Ansprechpartner auch in ihrer Social-Media-Präsenz dargestellt werden, wodurch ihre ‚Echtheit‘ verifiziert wird (vgl. Jung et al. 2018: 377). Aus diesem Grund ist es wichtig, den Robo-Advisorn einen menschlichen Touch zu verleihen, sodass die Benutzer in bestimmten Situationen einen Ansprechpartner haben (vgl. Rossi/Utkus 2020: 20 f.). Diese Befunde decken sich mit den Erkenntnissen, dass ein konversationeller Robo-Advisor das Vertrauen von Benutzern fördern kann (vgl. Hildebrand/Bergner 2021: 665 ff.). Allerdings gilt es hierbei zu bedenken, dass womöglich eine Abhängigkeit vom Alter der Benutzer besteht. So fällt auf, dass eine Korrelation zwischen einem höheren Alter und dem Wunsch eines menschlichen Ansprechpartner im Rahmen von Robo-Advisorn besonders stark ausgeprägt ist (vgl. Rossi/Utkus 2020: 21). Aus diesem Grund sind hybride Robo-Advisor auch eher an ältere Benutzer ausgerichtet (vgl. D’Acunto/Rossi 2020: 8).

Darüber hinaus können soziale Kontakte das Vertrauen in Robo-Advisor beeinflussen. So weisen Probanden in Jung et al. 2018 darauf hin, dass sie sich vor der Nutzung eines Robo-Advisors gerne eine unabhängige Meinung einholen würden und diesbezüglich beispielsweise ihre Eltern kontaktieren würden (vgl. ebd.: 376). Dies schließt sich der in Milani 2019 identifizierten positiven Korrelation zwischen sozialem Einfluss und der Einstellung gegenüber Robo-Advisorn an (vgl. ebd.: 21). Die selbe Beobachtung weisen auch Hastenteufel/Ganster 2021 auf (vgl. ebd.: 26 ff.), doch beide Studien betrachten sozialen Einfluss sowie Vertrauen unabhängig voneinander. Allerdings gilt es, wie bereits angemerkt, zu bedenken, dass sozialer Einfluss sich durchaus auch auf das Vertrauen selbst auswirken kann (vgl. Chaouali/Ben Yahia/Souiden 2016: 214). Es liegt also ein Hinweis vor, dass die *Trust Transfer Theory* auch auf Robo-Advisor übertragbar ist und somit sozialer Einfluss und Vertrauen als Faktoren auf die Einstellung gegenüber Robo-Advisorn nicht voneinander isoliert betrachtet werden müssen, wie es beispielsweise in Milani 2019 vorgeschlagen wird (vgl. ebd.: 12).

3 Methodisches Vorgehen

3.1 Qualitativer Forschungsansatz

Zur Beantwortung der ursprünglichen Forschungsfrage eignet sich die Methodik der empirischen Forschung. Hierbei lässt sich zwischen quantitativen und qualitativen Forschungsmethoden unterscheiden.

Quantitative Forschung verfolgt das Ziel, Hypothesen und Zusammenhänge zwischen unterschiedlichen Variablen anhand der Realität zu überprüfen. Hypothesen werden hierbei auf Grundlage von Theorien gebildet und dann in messbare Dimensionen überführt, sodass sie im Anschluss in Form von Zahlen in mathematischen Modellen analysiert werden können. Quantitative Methoden dienen also dazu, soziale Gegebenheiten messbar zu machen und zudem Strukturen im Kontext von überindividuellen Zusammenhängen und Regelmäßigkeiten aufzudecken (vgl. Raithel 2008: 8).

Hiervon sind die qualitativen Forschungsmethoden zu unterscheiden. Qualitative Forschung zielt nicht darauf ab, Sachverhalte zu erklären oder zu messen. Es geht um das möglichst genaue, differenzierte als auch gegenstandsnahe Verstehen von subjektiven Perspektiven der Handelnden innerhalb des Forschungsbereichs (vgl. ebd.) oder auch um die Rekonstruktion von subjektiven Sichtweisen (vgl. Helfferich 2011: 21). Daher sind diese Methoden immer dort gut geeignet, wo es um die Erkundung von noch wenig erforschten Bereichen geht. Auf diesem Wege lassen sich wertvolle Erkenntnisse sammeln, die wiederum zu Formulierungen von Hypothesen führen können, welche entweder als Basis für quantitative Forschung dienen oder diese ergänzen können (vgl. Flick/von Kardorff/Steinke 2009: 24 ff.). Vor dem Hintergrund der Forschungsfrage dieser Ausarbeitung, was Robo-Advisor aus Perspektive von Verbrauchern vertrauenswürdig macht, eignet sich also ein qualitativer Forschungsansatz, da hierfür das Verstehen von subjektiver Betrachtungsweisen seitens der Verbraucher elementar ist und im Zuge dieser Ausarbeitung das Vertrauen von Verbrauchern gegenüber von Robo-Advisoren tiefer verstanden werden soll.

3.2 Sample

Im Zuge quantitativer Forschungsansätze gilt es, mit Hilfe der Stichprobe eine Generalisierung der Grundgesamtheit zu erreichen. Man spricht dabei vom Repräsentativitätsschluss (vgl. Raithel 2008: 54 ff.). Dies ist bei qualitativen Forschungsmethoden jedoch kein geeignetes Kriterium, da qualitative Forschung auf das Besondere abzielt (vgl. Helfferich 2011: 173). Aus diesem Grund wurde innerhalb dieser Ausarbeitung der Fokus auf die Ziehung eines homogenen Samples gelegt. Damit ist gemeint,

dass eine gezielte Minimierung der Varianz forciert wurde, indem Personen mit ähnlichen Hintergründen befragt worden sind (vgl. Misoch 2019: 196). Der Grund hierfür lag darin, dass im Zuge dieser Ausarbeitung und dem Untersuchen von Vertrauen in Robo-Advisor der Fokus auf die Generation der *Millennials* gelegt worden ist. Hierbei sind alle Personen als *Millennials* definiert worden, die im Zeitraum von 1981 bis 1996 geboren worden sind (vgl. Dimock 2019: 2). Diese Generation ist dadurch gekennzeichnet, dass sie besonders technologieaffin sowie offen für Fintech-Innovationen ist (vgl. Yakoboski/Lusardi/Hasler 2018: 3) und damit jüngere Investoren auch eine wichtige Zielgruppe von Robo-Advisor darstellen (vgl. Bianchi/Briere 2020: 3). Ferner wurde im Vorfeld beachtet, dass Probanden grundsätzliches Interesse an Finanzthemen aufwiesen und zusätzlich auch über ein festes Einkommen verfügten. Eine völlige Minimierung der Varianz wurde jedoch nicht explizit befolgt. Aus diesem Grund wurde bei der Auswahl der Probanden darauf geachtet, dass die Verbraucher sich in einem gemäßigten Ausmaß hinsichtlich ihrer sozialen Merkmale unterschieden.

Die Rekrutierung des Samples erfolgte durch eine Kontaktaufnahme mit potenziellen Kandidaten auf digitalem Wege. Hierbei wurden Personen kontaktiert, die die oben formulierten Anforderungen erfüllt haben. Darüber hinaus wurde darauf hingewiesen, dass es sich grundsätzlich um eine Befragung zu Robo-Advisor handelt und interessierte Verbraucher gesucht werden. Ebenfalls sind in der Benachrichtigung Materialien zur freiwilligen Recherche verlinkt worden, die die Verbraucher bei Wunsch im Vorfeld konsumieren konnten, sodass ein Grundverständnis im Zusammenhang mit Robo-Advisor geschaffen werden konnte. Ferner wurde darum gebeten - abseits des eigenen Interesses - weitere Verbraucher zu vermitteln. Dieser Ansatz orientierte sich am Vorschlag des Schneeballsystems (vgl. Helfferich 2011: 176). Hinsichtlich der Größe des Samples wurde das Sättigungsprinzip verfolgt. Hiermit ist gemeint, dass Interviews so lange durchgeführt werden, bis neu-durchgeführte Interviews keinen Informationsgewinn mehr erbringen (vgl. Helfferich 2011: 174 f.). Hieraus ergab sich die folgende Zusammensetzung des Samples, welches insgesamt sechs befragte Verbraucher umfasste.

Tabelle 1: Zusammensetzung des Samples

Verbraucher	Alter	Geschlecht	Universitätsabschluss?	Berufstätigkeit
V1	26	M	Ja	Berechnungsingenieur
V2	28	M	Nein	Immobilien- & Vermögensverwaltung
V3	30	W	Ja	Digitalisierung Automobilbranche
V4	31	M	Nein	Disponent & Ausbildungsleiter Logistik
V5	26	M	Ja	Wissenschaftlicher Mitarbeiter
V6	25	M	Ja	Softwareentwickler

Quelle: Eigene Erstellung

3.3 Leitfadeninterview

Die qualitative Forschung kennt unterschiedliche Methoden zur Erhebung von Daten. Eine hierbei häufig verwendete Methode sind die sogenannten qualitativen Interviews, die in unterschiedlichen Formen durchgeführt werden können, jedoch alle die qualitativen Prinzipien der Offenheit, Kommunikation, Fremdheit und Reflexivität verfolgen (vgl. Helfferich 2011: 35 f.). Eine Ausprägung sind hierbei die sogenannten Leitfadeninterviews. Diese finden vor dem Hintergrund vorbereiteter Fragen statt, welche jedoch offen zu formulieren sind und innerhalb eines Gesprächsleitfadens festgehalten werden. Zeitgleich gilt es zu bedenken, dass – ganz im qualitativen Sinne – neu aufkommende Themen aufgefasst und vertieft werden (vgl. Atteslander 2006: 125). Trotz eines Gesprächsleitfadens ist aber keine feste Reihenfolge der Fragen obligatorisch und der Fokus wird auf den Gesprächsfluss gesetzt (vgl. ebd.). Leitfadeninterviews haben daher den entscheidenden Vorteil, dass sie theoretischen Vorüberlegungen Beachtung schenken und damit einen Mindestgrad an Standardisierung erhalten (vgl. Löhe 2017: 175). Mit Hinblick auf den Erkenntnissen zum Thema Vertrauen in Robo-Advisor aus Kapitel 2 und dem Ziel, diese zu vertiefen, bot es sich an, diesen Ansatz zur Beantwortung der Forschungsfrage zu wählen.

So dienten die formulierten Einflussfaktoren des Vertrauens in Robo-Advisor als strukturelle Orientierung zum Erstellen des Leitfadens für die Interviews. Ferner wurde zum konkreten Formulieren der Fragen das SPSS-Prinzip nach Helfferich 2011 verwendet, was das Ziel verfolgte, einen geeigneten Leitfaden zu erstellen und zugleich das Grundprinzip der Offenheit zu wahren sowie auch die für das Forschungsinteresse notwendigen Strukturen vorzugeben (vgl. ebd.: 182 ff.). Die Buchstaben SPSS stehen hierbei für Sammeln, Prüfen, Sortieren und Subsumieren. Im ersten Schritt wurden Fragen im Zuge eines Brainstormings gesammelt, die im Zusammenhang mit dem Forschungsgegenstand standen, wobei die Tauglichkeit dieser Fragen zunächst nicht bewertet worden ist. Hierauf folgte der Schritt des Prüfens, bei dem die Fragen gekürzt und ungeeignete Fragen – beispielsweise Faktenfragen oder suggestive Fragen – gestrichen wurden. Der Fokus sollte auf offene Fragen gesetzt werden, um die Ansprüche qualitativer Forschung zu erfüllen und von den Probanden neue subjektive Ansichten zum Thema Vertrauen in Robo-Advisor zu gewinnen. Darauf folgend wurden im Rahmen des Sortierens die Fragen korrekt sortiert. Im Fall dieser Ausarbeitung geschah dies anhand der inhaltlichen Aspekte, die im Rahmen des in Kapitel 2 dargelegten Forschungsstands und den daraus resultierenden Einflussfaktoren auf das Vertrauen in Robo-Advisor abgeleitet worden sind. Zuletzt wurden im Schritt des Subsumierens die Fragen an der richtigen Stelle im Leitfaden eingebaut. Eine Übersicht des finalen Interviewleitfadens ist im Anhang auf Seite 66 ff. vorzufinden.

Die Durchführung der Leitfadeninterviews erfolgte digital unter Benutzung der Videokonferenz-Anwendung *Google Meet*, wodurch auch flexibel Interviews mit Verbrauchern durchgeführt werden

konnten, die ihren Lebensmittelpunkt in unterschiedlichen Teilen Deutschlands haben. Die Leitfadeninterviews sind im Zeitraum vom 28.04.22 bis 06.05.22 durchgeführt worden, umfassten eine Dauer von minimal 23 Minuten bis maximal 41 Minuten und wurden mit Hilfe der Nutzung eines Smartphones und der App *Diktiergerät* aufgenommen.

Die daraus resultierten Sprachaufnahmen wurden zunächst simultan mit der Browser-Erweiterung *Meet Transcript* für *Google-Chrome* transkribiert. Die noch fehlerbehafteten Transkriptionen sind im Anschluss innerhalb einer zweiten Iteration unter Berücksichtigung der Sprachaufnahmen sowie der vorhandenen Transkriptionen optimiert sowie auch anonymisiert worden. Dabei wurde eine Kombination aus literarischer Umschrift sowie Übertragung in normales Schriftdeutsch als Vorgehensweise gewählt (vgl. Höld 2009: 660), was dem Ziel einer besseren Verständlichkeit und somit einem stärkeren Fokus auf den Inhalt des Gesagten diene.

3.4 Qualitative Inhaltsanalyse als Auswertungsmethode

Die Auswertung der transkribierten Leitfadeninterviews wurde gemäß der qualitativen Inhaltsanalyse nach Mayring vollzogen. Hierbei handelt es sich um eine systematische Interpretation, die durch Analyseschritte und Analyseregeln regelgeleitet und transparent abläuft (vgl. Mayring 2015: 50). Die Stärke von qualitativen Inhaltsanalysen liegt also darin, mit Hilfe eines systematischen und regelgeleiteten Vorgehens, große Textmengen auswerten zu können (vgl. ebd.: 131).

Die qualitative Inhaltsanalyse wird auf einem Kategoriensystem beruhend vollzogen, dessen Kategorien klassischerweise deduktiv oder induktiv gebildet werden können. Die deduktive Kategorienbildung wird auf Basis von existierenden Theorien und Erkenntnissen aus der Wissenschaft vollzogen. Ferner ist es notwendig, dass die Materialbestandteile, die unter eine Kategorie fallen, genau festgelegt werden. Dabei wird vorgeschlagen, in drei Schritten vorzugehen. So soll zunächst die Kategorie genau definiert, im Anschluss mit einem Ankerbeispiel verdeutlicht und zuletzt mit Kodierregeln versehen werden, wodurch Abgrenzungsprobleme hinsichtlich einer eindeutigen Zuordnung unterbunden werden sollen (vgl. ebd.: 97 ff.). Alternativ ist auch eine induktive Bildung von Kategorien möglich. Dabei werden die Kategorien auf Basis des Textmaterials generiert. Es zeigt sich aber, dass beide Möglichkeiten Schwächen aufweisen. Während das deduktive Erstellen von Kategorien den möglichen Erkenntnishorizont durch den theoretischen Rahmen einschränken könnte und dadurch überraschende neue Erkenntnisse verhindert, liegt die Schwäche der induktiven Kategorienbildung in der Tatsache, dass aus einzelnen Beobachtungen schwer allgemeine Regeln formuliert werden können. Dadurch hängt induktive Kategorienbildung stark von dem Wissensstand des Forschers als auch von der Qualität des Datenmaterials ab (vgl. Ruin 2017: 10 ff.). Aus diesem Grund kann eine Kombination aus deduktiver und induktiver Kategorienbildung verwendet werden (vgl. ebd.: 12 f.), was im Zuge

dieser Ausarbeitung aufgegriffen wurde. Hierbei wurden zunächst die Oberkategorien des Systems als auch einige Unterkategorien auf Basis der Erkenntnissen aus Kapitel 2 gebildet. Nach dem ersten Durchlauf des Kodierens sind im Anschluss alle relevanten Textstellen, die sich nicht in die deduktiv gebildeten Kategorien einordnen ließen, in eine Restkategorie eingegliedert worden. Diese Restkategorie ist im Anschluss durchlaufen worden und mit Hilfe der von Mayring vorgeschlagenen Schritte der Paraphrasierung, Generalisierung und Reduktion auf induktivem Weg in neue Unterkategorien transformiert worden. Dabei wurden zunächst einzelne Kodiereinheiten auf das Wesentliche verknüpft (Paraphrasierung), im Anschluss verallgemeinert formuliert (Generalisierung) und zuletzt auf Ebene der Kategorien reduziert (vgl. Mayring 2015: 71 ff.). Hierdurch entstanden die Unterkategorien *K1.1.1 Vertrauen durch moderne Algorithmen*, *K1.3.1 Angebot Demo-Version*, *K2.2.1 Renommee*, *K2.2.2 Unternehmensgröße*, *K2.2.3 Unternehmenssitz*, *K2.3.1 Personenbezogene Daten*, *K2.3.2 Informationen zum Anbieter*, *K2.2.3 Informationen zur Geldanlage und Kosten*. Eine detaillierte Ansicht des Kodierhandbuchs lässt sich im Anhang auf Seiten 70 ff. vorfinden.

Um die Präzision der Inhaltsanalyse zu erhöhen, schlägt Mayring das Festlegen von Analyseeinheiten vor, die er in Kodier-, Kontext- sowie Auswertungseinheiten unterteilt (vgl. ebd.: 61). Innerhalb dieser Ausarbeitung wurden als Auswertungseinheiten die nacheinander kodierten in transkribierter Form vorliegenden Leitfadeninterviews mit den Verbrauchern festgelegt. Als Kontexteinheit – also dem größtmöglichen Textbestandteil – wurde die Antwort je Frage definiert, da oftmals mehrere Sätze erst in Verbindung eine sinnvolle Kategorienzuordnung ermöglichen. Der kleinstmögliche zu kodierende Textbestandteil – also die Kodiereinheit – wurde festgelegt als einzelne Worte innerhalb eines Satzes. So konnte bewerkstelligt werden, dass wichtige isolierte Stichpunkte innerhalb eines Satzes kodiert werden können.

Ebenfalls weist Mayring darauf hin, dass begründet durch das systematische Vorgehen einer Inhaltsanalyse, eine computergestützte Umsetzung zu empfehlen ist (vgl. ebd.: 115). Aus diesem Grund wurde im Rahmen dieser Ausarbeitung auf die Software *MAXQDA* der Firma *VERBI* zurückgegriffen, um das Textmaterial zu kategorisieren und die Auswertung zu vereinfachen.

4 Ergebnisse

Im Rahmen der Leitfadeninterviews konnten unter Einsatz der qualitativen Inhaltsanalyse das Verständnis von Einflussfaktoren auf Vertrauen in Robo-Advisor seitens von Verbrauchern der *Millennial-Generation* vertieft werden. Aus Gründen der Anonymisierung werden die sechs befragten Verbraucher im Folgenden als ‚V1‘ bis ‚V6‘ bezeichnet.

4.1 Technische Einflussfaktoren

Nach Aussagen der befragten Verbraucher, spielen technische Aspekte eine wesentliche Rolle bei der Frage nach Vertrauen in Robo-Advisor. Diese Aspekte werden im Folgenden aufgegriffen.

4.1.1 Generelles Vertrauen in Algorithmen und Technologien

Hinsichtlich des generellen Vertrauens in Algorithmen mit Bezug auf Robo-Advisor äußern sich die Verbraucher insgesamt positiv, aber deuten gleichzeitig Grenzen und Einschränkungen an. Dementsprechend werden unterschiedliche Standpunkte thematisiert. So weist beispielsweise V3 darauf hin, tendenziell sehr hohes Vertrauen in moderne Technologien zu haben (vgl. V2: 17:41:07). Auch V5 tätigt die Aussage, dass seinerseits Vertrauen in Robo-Advisor dadurch entsteht, wenn diese modernste Algorithmen verwenden, welche auf neusten wissenschaftlichen Erkenntnissen beruhen und dies auch kommunizieren.

„Oder die nachweisen können, dass sie gute, sinnvolle, wissenschaftliche Algorithmen verwenden und das halt ideal machen. Zum Beispiel ein Robo-Advisor, der mehr nach dem Wissenschaftlichen geht und das cleverer macht. Der State-of-the-Art-Technologie verwendet. Dem vertraue ich mehr, als jetzt irgendwie einem, der das offener lässt.“ (V5: 16:12:47)

Dementsprechend würde das Vertrauen von V5 darunter leiden, wenn ein Robo-Advisor auf menschlich erstellten Portfolios beruhen würde (vgl. V5: 16:25:02). V1 wiederum äußert Bedenken und ein moderner Algorithmus alleine wäre nicht ausschlaggebend, um Vertrauen in die Nutzung eines Robo-Advisors aufzubauen (vgl. V1: 20:13:20). Zudem hat er Vorbehalte gegenüber möglichen *Biases*, die er aus menschlicher Finanzberatung kennt. So vermutet er, dass die Robo-Advisor auch damit zusammenhängende Interessenskonflikte replizieren könnten (vgl. V1: 20:17:17).

V4 und V6 betrachten menschliche Finanzberatung stellenweise als vertrauenswürdiger als algorithmische Lösungen. So würde V4 diesem eher vertrauen, weil er die Position vertritt, durch die Interpretation von Gestik und Mimik mögliche Interessenskonflikte auf Seiten des Beraters zu erkennen. Bei einem Robo-Advisor würde ihm dies fehlen und daher sei es für ihn schwieriger, in diesem Zusammenhang Vertrauen aufzubauen (vgl. V4: 18:28:04). V6 begründet das damit, dass ein erfahrener Bankberater mit zufriedenen Kunden seinerseits einen Vertrauensvorsprung genießen würde (vgl. 18:26:17). Zudem merkt V5, der sich tendenziell gegenüber Algorithmen und Robo-Advisoren offen zeigt, an, dass er unter gewissen Umständen menschlichen Finanzberatern eher vertrauen würde. Dies wäre der Fall, wenn es um eher exotische Märkte gehen würde. Dort würde er einem Robo-Advisor weniger Kompetenz zutrauen als einem darauf spezialisierten Fachmann (vgl. V5: 16:07:36). Hinsichtlich des Vertrauens in Robo-Advisor weist V2 zudem darauf hin, dass ethische Kriterien eine wichtige Rolle spielen. Diesbezüglich hat er Zweifel, ob ein Robo-Advisor im Bereich des Profilings seine moralischen Werte korrekt antizipieren und darauf basierend ein Portfolio aufbauen kann.

„[...] die Punkte, die man da ausfüllt, zeigen einem Risikobereitschaft. Zeigen einem vielleicht irgendwie finanziellen Spielraum und so weiter. Aber ich glaube nicht, dass der Robo-Advisor sozusagen meine Werte, die ich gerne bei der Anlage berücksichtigen würde, auch berücksichtigen könnte. Wie zum Beispiel, dass irgendwie, wenn ich jetzt eine Priorität darauf setzen würde, dass kein Geld investiert wird in Firmen, die zum Beispiel Rüstung unterstützen oder Ölförderung oder wie auch immer.“ (V2: 13:12:36)

4.1.2 Intrinsisches Vertrauen

Im Zusammenhang mit dem intrinsischen Vertrauen in Robo-Advisor weisen insbesondere V2, V3 und V5 darauf hin, dass ihnen ein Verständnis des Algorithmus zum Aufbau von Vertrauen wichtig ist.

„Ja also mir wäre wichtig zu wissen, welche Parameter dort einspielen und welche Zeiträume beachtet werden. Welche Daten dafür als Referenz sozusagen genommen werden. Aber wie das im Einzelnen dann funktioniert, brauche ich nicht wissen.“ (V2: 13:16:38)

Dabei wird jedoch deutlich, dass für die befragten Verbraucher das hierfür nötige Verständnis nicht im Detail vorhanden sein muss. Diese Annahme greift V5 explizit auf und vergleicht das mit einem Kraftfahrzeug. Hierbei benötigt er für das Vertrauen zwar grundsätzliches Verständnis, aber kein genaues Detailwissen und bezieht sich hiermit analog auf den Algorithmus eines Robo-Advisors.

„Ich verstehe wie Robo-Advisor ungefähr arbeiten und das ist auch ein Grund, warum ich den Robos an sich vertraue. Aber ich müsste nicht explizit jetzt den Algorithmus von Produkt ABC wissen, obwohl es natürlich ganz interessant wäre. Sondern ich habe so ein Grundverständnis. Also wie so eine Vorstellung, wie ein Auto so grob funktioniert. Und dann brauche ich aber nicht jedes Auto genau zu verstehen“ (V5: 16:10:03)

Auch V3 fände es sinnvoll, den dahinterliegenden Algorithmus zu verstehen. Hinsichtlich des Detailgrads sieht sie aber Grenzen ihres eigenen Verständnisses. Deswegen plädiert V3 dafür, innerhalb eines Robo-Advisors erklärende Texte vorzufinden, die ihr die Funktionsweisen bei Bedarf erklären könnten.

„Grundsätzlich würde ich schon gerne verstehen, wenn ich die Möglichkeit dazu habe. Also da bin mir jetzt nicht ganz sicher, weil ich kann mir vorstellen, dass es vielleicht auch meinen geistigen Horizont übersteigt. Aber grundsätzlich (...) also könnte ich mir vorstellen. Ich sag mal, wenn da irgendwo ein Erklärtext oder so ganz ausführlich wäre.“ (V3: 17:43:00)

Hieran knüpfen auch Aussagen von V1, V5 und V6 an. Diese wünschen sich ebenfalls, dass der Robo-Advisor die algorithmischen Entscheidungen transparent erklärt, damit sie diese nachvollziehen können. Hierzu gehören neben Erklärungen zur Zusammensetzung des Portfolios (vgl. V5: 16:16:04) auch Erklärungen zur Einschätzung des Risikoprofils eines Benutzers (vgl. V3: 17:47:17).

4.1.3 Extrinsisches Vertrauen

Die Performance eines Robo-Advisors spielt für viele befragte Verbraucher eine maßgebliche Rolle für das Vertrauen in diesen. Hierbei ist es für V1 wichtig, dass ein Robo-Advisor ihm eine bessere Rendite garantieren kann, als ein selbst aufgestellter ETF-Sparplan (vgl. V1: 20:14:05). Diese Ansicht wird auch von V5 geteilt. Für ihn hat die Performance eines Robo-Advisors einen stärkeren Einfluss auf das Vertrauen, als das Verständnis der dahinterliegenden Algorithmen.

„Grundsätzlich erstmal die Performance. Mir bringt nichts, einen Algorithmus zu verstehen, der dann schlechte Performance hat. Wenn man es jetzt so abwägt. Die Performance ist mir immer das Wichtigste, weil darum geht es ja im Endeffekt.“ (V5: 16:10:03)

Auch für V6 ist die Performance wichtig, doch er räumt ein, dass der Aktienmarkt eine gewisse Unsicherheit mitbringt und er daher einem Robo-Advisor bei schlechter Performance nicht direkt misstrauen würde. Viel mehr wäre das Vertrauen beschädigt, wenn dies über einen längeren Zeitraum der Fall wäre (vgl. V6: 18:44:28). Diesbezüglich äußert V6 den Vorschlag, dass eine kostenfreie Probezeit mit virtuellem Geld extrinsisches Vertrauen fördern könnte und er so eine Möglichkeit unterstützenswert sieht.

„Das mit den Resultaten (...) wenn ich sage ich mal mit Spielgeld solche Robo-Advisor-Empfehlungen testen könnte über einen bestimmten Zeitraum und die Testergebnisse würden sehr gut ausfallen würden, dann würde ich da wahrscheinlich sofort drauf vertrauen.“ (V6: 18:28:50)

4.1.4 Vertrauen durch persönliche Einflussnahme

Was die selbständige Anpassung von Algorithmen im Kontext von Robo-Advisoren betrifft, äußern sich die Verbraucher grundsätzlich eher vorsichtig. So hinterfragt V5, inwieweit die Anpassung von Algorithmen überhaupt hinsichtlich Vertrauen in Robo-Advisor sinnvoll ist (vgl. V5: 16:12:01). V4 und V6 weisen jedoch darauf hin, dass sie im Zweifelsfall gerne die Möglichkeit hätten, Entscheidungen des Robo-Advisors eigenständig zu revidieren. In deren Augen spielt für das Vertrauen weniger eine Rolle, den Algorithmus selbständig anpassen zu können, als mögliche Fehlentscheidungen selbstständig unterbinden zu können.

„Ich denke mal, wenn es um eine Investition geht, wo ich (...) ist wahrscheinlich so eine Frage, die auf die Kontrolle hingeht. Grundsätzlich habe ich ja bei so Sachen (...) also möchte ich schon gerne die Wahl haben. Entweder der Maschine zu vertrauen und die Entscheidung zu akzeptieren, oder zu sagen: „nein, meiner Meinung nach ist die Entscheidung (...).“ Also die Entscheidung kann zwar gut sein, aber ich entscheide mich trotzdem dagegen. Bewusst. Also deswegen würde ich da schon sagen, selbst zu kontrollieren.“ (V6: 18:29:55)

4.2 Anbieterseitige Einflussfaktoren

Zweifelsfrei haben die technischen Hintergründe eines Robo-Advisors Einfluss auf das Vertrauen der Verbraucher. Darüber hinaus sind im Rahmen der Leitfadeninterviews auch anbieterspezifische Einflussfaktoren aufgegriffen worden, die im Folgenden beleuchtet werden

4.2.1 Einfluss auf Vertrauen durch Gestaltung

Grundsätzlich weisen beinahe alle Verbraucher explizit darauf hin, dass eine nutzerfreundliche Interaktion mit dem Robo-Advisor zentral ist, um Vertrauen aufzubauen. So deutet V5 an, dass insbesondere im Fintech-Bereich die Usability hoch sein muss, da er sich unter Umständen sonst nicht trauen würde hierüber Geschäfte abzuwickeln

„Ja die muss hoch sein. Wenn die nicht sehr sehr hoch ist, dann traue ich mich zum Beispiel keine Geschäfte zu machen, weil ich Angst habe, einen Fehler zu machen. Das ist immer bei so Börsen so, die dann sehr komplex sind. Im Krypto-Bereich zum Beispiel.“ (V5: 16:17:02)

Ähnliches äußert auch V6, der bei geringer Benutzerfreundlichkeit des Robo-Advisors die Angst hätte, diesen falsch und letztlich gar nicht mehr zu benutzen, wodurch er die Usability als „sehr relevant“ einstuft (vgl. V6: 18:32:00).

Zudem weist die Mehrzahl der Befragten auf die Wichtigkeit der Optik des Interfaces bei der Nutzung eines Robo-Advisors hin. Doch hierbei gibt es durchaus auch unterschiedliche Ansätze. So merkt V5 an, dass hohes Vertrauen bei ihm im Zusammenhang mit einem Robo-Advisor dann entsteht, wenn er im Interface eine große Dichte an Informationen geboten bekommt. So würde minimalistisches Design bei ihm „kein besonders hohes Vertrauen“ hervorrufen, denn er will „[...] ein bisschen so ein Gefühl haben, wie in einem Cockpit zu sitzen. Nicht unbedingt was zu tun, sondern was zu sehen.“ (V5: 16:16:33). V2 betont, dass Robo-Advisor durch Design Vertrauen aufbauen können, denn durch einen professionellen Auftritt wird auch Seriosität des Anbieters vermittelt (vgl. V2: 13:19:59). Zwar weist er darauf hin, dass er einen hohen Detailgrad an Informationen, wie etwa von V5 gefordert, nicht benötigt, aber „[...] dass das jetzt nicht aussieht, wie eine Website von 2003 mit einem weißen Windows Editor programmiert. Das wäre schon glaube ich gut.“ (ebd.). Eine beinahe identische Aussage tätigt auch V3, die eine hohe Güte des Designs voraussetzt und dabei betont, durch eigene Berufserfahrung die Wichtigkeit dessen einschätzen zu können (vgl. V3: 17:46:02).

Hinsichtlich des Einsatzes eines Chatbots innerhalb des Robo-Advisors sind unterschiedliche Aussagen innerhalb der Interviews zu beobachten. V2 sieht hierin keinen Mehrwert für den Aufbau von Vertrauen, da er bislang mit Chatbots eher schlechte Erfahrungen gemacht hat. Dementsprechend bevorzugt dieser Verbraucher, sich im Zweifelsfall notwendige Informationen selbstständig zu suchen.

„Chatbots sind für mich eine Pest. Also ich such mir die Informationen. Also die Chatbots liefern am Ende nie das, was man wirklich braucht. Ich möchte gerne selber auf der Website finden können, wonach ich suche und bei Chatbots bin ich im Moment noch nicht so richtig ein Fan von. Also da habe ich noch keinen gefunden, der gut funktioniert.“ (V2: 13:20:37)

Auch V3 steht Chatbots grundsätzlich kritisch gegenüber und sieht darin keinen Mehrwert für Vertrauen gegenüber Robo-Advisorn (vgl. V3: 17:58:50). Potenziale dieser Technologie identifiziert wiederum V5. Dieser sieht hierin eine Möglichkeit das Vertrauen zu steigern, wenn der Chatbot detaillierte Informationen zu komplexeren Fragestellungen schnell liefern kann

„Wenn ich aber jetzt nach etwas Speziellem suche. Zum Beispiel: zeige mir ein ETF, der größer ist als der MSCI World oder eine geringere Kostenquote hat. Der mir das dann anzeigt. Das finde ich schon cool.“ (V5: 16:23:22)

4.2.2 Einfluss auf Vertrauen durch den Anbieter des Robo-Advisors

Der Anbieter eines Robo-Advisors selbst kann auch das Vertrauen von Verbrauchern in diesen beeinflussen. Hierbei spielt das Renommee eine Schlüsselrolle. Darauf bezogen äußert V5, dass er einem Robo-Advisor besonders dann vertrauen würde, wenn dahinter eine große Investmentbank steht: *„Goldman Sachs zum Beispiel, wo man weiß: ja, das sind Geilsten am Markt. Ungefähr. Dann finde ich das cool“* (V5: 16:17:42). Es sei zudem wichtig, dass der Anbieter bereits mit seinem Robo-Advisor über einen bestimmten Zeitraum beweisen konnte, dass dieser einen innovativen Ansatz verfolgt (vgl. V5: 16:12:47). Daran anknüpfend weist auch V6 darauf hin, dass eine deutschlandweite oder gar weltweite Etablierung eines Anbieters für ihn vertrauenswürdig ist.

„Wenn da Plattformen oder Anbieter sind, die deutschlandweit oder weltweit sich etabliert haben, ganz viele Nutzer haben und Bewertungen, dann ist auf jeden Fall Vertrauen da. Also dann würde ich sagen, dass Vertrauen da ist und zu einem Robo-Advisor dann auch auf jeden Fall.“ (V6: 18:37:29).

V6 weist zudem darauf hin, dass eine große Zahl an Benutzern sowie gute Rezensionen das Vertrauen in einen Robo-Advisor steigern können. Diesen Hinweis betont er zudem an zwei weiteren Stellen (vgl. V6: 18:24:06; V6: 18:44:00). Ferner deutet auch V3 an, dass sie bei neuen Technologien tendenziell schnell Vertrauen aufbaut, aber sie sich trotzdem gerne im Vorfeld durch Eigenrecherche Erfahrungsberichte einholt.

„Aber grundsätzlich bin ich da eigentlich nicht so skeptisch. Also ich informiere mich schon immer und google mal so ein bisschen nach Erfahrungsberichten, aber grundsätzlich habe ich da schon Vertrauen.“ (V3: 17:41:07)

Bezüglich der Unternehmensgröße des Anbieters deuten die befragten Verbraucher darauf hin, dass große Anbieter einen leichten Vorsprung hinsichtlich des Vertrauens hätten. So würde V5 den Robo-Advisor von einer großen Investmentgesellschaft eher mehr vertrauen als einem Robo-Advisor eines Start-ups, wenngleich er einem Start-up nicht unmittelbar misstraut (vgl. 16:13:47). V3 weist auch darauf hin, dass der Robo-Advisor einer großen Bank zwar für sie vertrauenswürdiger ist, doch sie aufgrund von schlechten Erfahrungen im Zusammenhang mit der Finanzberatung bei ihrer gegenwärtigen Bank einen Robo-Advisor eines Start-ups keinesfalls ausschließen würde (vgl. V3: 17:49:52). Selbiges thematisiert auch V1 (vgl. V1: 20:32:39).

Zudem wirkt sich auch der Standort des Anbieters auf das Vertrauen der Verbraucher aus. Beinahe alle befragten Verbraucher bevorzugen diesbezüglich einen deutschen oder europäischen Anbieter. So findet V3, dass sie aus juristischen Gründen im Streitfall mehr Probleme antizipiert, sobald der Anbieter sich außerhalb Deutschlands befinden würde (vgl. V3: 17:59:26). V2 wiederum vertritt die Ansicht, es sei wichtig, dass der Anbieter selbst Steuern in Deutschland zahlt.

„Ja ich möchte einfach eine ganzheitlich, also im Investieren, eine ganzheitliche Betrachtung des Ganzen haben, dass man eben wenn man einem deutschen oder einem deutsch-wirkenden Unternehmen sein Geld gibt und das hier für dich Gewinne erwirtschaftet, soll es auch hier versteuert werden und dem lokalen Markt sozusagen wieder zurückgeführt werden und nicht über irgendwelche Steuerfindigkeiten nach Irland fließen oder wie auch immer.“ (V2: 13:19:05)

V6 wiederum weist darauf hin, dass der Standort der Server für sein Vertrauen wichtig wäre, da hierbei von Land zu Land die Gesetzeslagen anders aussehen würden (vgl. V6: 18:36:28).

4.2.3 Vertrauen durch transparente Informationen

Transparenz von Informationen wird im Zusammenhang mit dem Vertrauen in Robo-Advisor von den Verbrauchern als sehr wichtig eingestuft. Dabei sind zum einen personenbezogene Daten ein relevantes Thema. V6 nennt hierbei die Tatsache, dass seine persönlichen Daten ihm sehr wichtig seien und er daher gerne Aufklärung hätte, ob seine Daten monetarisiert werden oder zu welchen Auswertungszwecken sie dienen (vgl. V6: 18:34:40). Kritisch äußert sich auch V4. So würde sein Vertrauen in einen Robo-Advisor gar beschädigt werden, wenn dieser Daten an Dritte weitergeben würde (vgl. V4:

18:40:19). V2 weist darauf hin, dass es für sein Vertrauen wichtig sei, wenn der Robo-Advisor nicht mehr personenbezogene Informationen sammelt, als es für seine technische Umsetzung wichtig ist und spricht sich zusätzlich für „absolute Datentransparenz“ (V2: 13:17:02) aus. Etwas offener hingegen zeigt sich V5. Dieser sieht Chancen in der Sammlung personenbezogener Daten. Er verspricht sich hierdurch, besser individualisierte Vorschläge von Seiten des Robo-Advisors.

„Ja wenn das hilft, dass er mich komplett versteht und so weiß, was ich für ein Mensch bin und mir vielleicht dadurch noch bessere Investments macht. Also nach dem Motto: „normalerweise hätte ich keine Waffen-Firmen gekauft oder Tabak, aber du bist halt jemand, dem geht es nur um Rendite“ oder so. Deswegen kaufen wir die halt auch einfach mal. Dann wäre das was anderes. Dann würde ich sagen, das wäre gut.“ (V5: 16:16:04)

Ferner ist für die Verbraucher auch wichtig, eine transparente Übersicht hinsichtlich des angelegten Kapitals zu haben sowie des Ablaufs.

„Transparenz in erster Linie. Vollkommene Transparenz über Anlage-Ziele, Anlage-Horizonte, Risikostreuung. Wirklich relativ breit. Einfach, dass ich mir einen umfassenden Eindruck verschaffen kann von dem, wo mein Geld reingehet. Wie ich es wieder bekomme, in welchen Zeiträumen, wie der Ablauf ist und so weiter“ (V2: 13:27:37)

Daran knüpft auch eine transparente und somit nachvollziehbare Darstellung der Kosten für die Nutzung des Robo-Advisors an. So ist es aus Perspektive von V3 wichtig, eine Übersicht zu allen möglichen Kostenarten zu erhalten, um keine negativen Überraschungen durchleben zu müssen

„Und vor allen Dingen ja richtig und auch wichtig, dass die Kosten sehr transparent sind und nicht so ganz im Kleingedruckten stehen. Du überweist 250 Euro und 200 sind erst mal weg für Verwaltung, oder so. Dass ich genau weiß was kriege ich, oder was fällt an (...)" (V3: 18:02:54)

Diesbezüglich weist auch V2 darauf hin, dass durch intransparente Preismodelle ein Vertrauensverlust einhergehen kann. Kommt es dadurch zu einer Rendite, die unter der errechneten Erwartung liegt, dann würde er die Nutzung des Robo-Advisors gar beenden.

„[...] oder wenn sich eben herausstellt, dass vorab nicht klar kommuniziert wurde, was zum Beispiel Kosten angeht. Also wenn ich mit einer Erwartung gehe, da 10.000€ und 2% oder 3% Rendite und am Ende sind es nur 1% Rendite, weil anderthalb oder mehr sind Depotführungskosten und Allgemerkosten. Dann wäre das auch ein Punkt, also am Ende einfach eine starke Abweichung. Ich sage jetzt mal: 20%, 30% von der Erwartung. Dann wäre für mich ein Vertrauensverlust gegeben.“ (V2: 13:28:57)

4.3 Externe und soziale Einflussfaktoren

Neben den bisherigen Einflussfaktoren, thematisieren die Verbraucher auch die Wirkung externer sowie sozialer Einflussfaktoren auf ihr Vertrauen in Robo-Advisor. Diese werden im Folgenden aufgeführt.

4.3.1 Einfluss von institutionellem Vertrauen auf Robo-Advisor

Die befragten Verbraucher weisen beinahe vollständig darauf hin, dass ihr Vertrauen in Robo-Advisor von institutionellen Entitäten beeinflusst werden kann. So tätigt V2 die Aussage, dass besonders alles, was von staatlichen Akteuren kontrolliert und reglementiert wird, sein Vertrauen genießt (vgl. V2: 13:07:28). Er bezieht sich hierbei auch auf den von ihm genutzten Online-Broker und sieht dabei Parallelen zu einer potenziellen Nutzung von Robo-Advisor. Durch staatliche Akteure wird Sicherheit geboten, die sich beispielsweise in der Einlagensicherung widerspiegelt.

„Also ich bin grundsätzlich offen. Worauf ich geachtet habe, zum Beispiel bei Trade Republic, ist, dass eine Bank dahinter steht mit einer Banklizenz (...) dass die von der BaFin überwacht wird (...) dass da also eine Einlagensicherung besteht für das Geld was ich dort einzahle [...].“ (V2: 13:07:28).

Auch V5 sieht Relevanz für das Vertrauen durch eine deutsche Banklizenz, da hierdurch das Verständnis des deutschen Steuersystems seitens des Robo-Advisors bewerkstelligt wird (vgl. V5: 16:12:47). Doch institutionelles Vertrauen wird bei den befragten Personen nicht ausschließlich durch staatliche Organisationen hervorgerufen. V3 und V4 sehen auch Zertifikate von technischen Prüfungsorganisationen als vertrauensstiftende Faktoren an.

„Ach (...) unabhängig davon (...) nun gut. Ich meine, das können ja grundsätzlich jetzt auch DEKRA oder Rheinland oder so sein. Aber das sind ja schon unabhängige Prüfsiegel, die zum Beispiel, wie bei so einer E-Shop-Zertifizierung oder so oder diese Trusted-E-Shops. Es können auch andere Logos oder Siegel sein, aber die bestätigen einem ja gewisse Dinge.“ (V3: 17:50:56).

Hierbei sollte jedoch beachtet werden, dass diese Ansicht nicht von allen Verbrauchern geteilt wird. In diesem Kontext hinterfragt V5, ob jede technische Prüfungsorganisation geeignet ist, Vertrauen in Robo-Advisor hervorzurufen.

„Also TÜV. Für mich ist das so, wenn da irgendjemand so ein Siegel macht. Die machen Autos und so. Da kennen die sich aus und wissen dann, wann irgendwie etwas kaputt ist oder so. Aber sind das wirklich Finanzexperten? Kennen die sich wirklich mit Robo-Advisorn aus? Wissen die wirklich, was man da prüfen kann?“ (V5: 16:18:36)

4.3.2 Einflüsse des sozialen Umfelds

Es können Äußerungen eines jeden Verbraucher zum Einfluss des sozialen Umfelds auf das Vertrauen von Robo-Advisorn beobachtet werden, doch diese fallen recht unterschiedlich aus. So hat beispielsweise die Meinung der eigenen Eltern für V3 einen hohen Stellenwert und wäre für sie ausschlaggebend um Vertrauen aufbauen zu können (vgl. V3: 17:55:17). Auf der anderen Seite sind auch gegenteilige Meinungen zu beobachten. So weist V5 wiederum darauf hin, dass im privaten Umfeld beispielsweise der Vater oder der Großvater deutlich wenig Einfluss auf das Vertrauen hätten (vgl. V5: 16:19:17). Hierbei gibt es jedoch auch Hinweise, dass andere Faktoren den Einfluss des sozialen Umfeldes kennzeichnen.

„Aber wenn ich einen sehr guten Freund habe oder ein Familienmitglied, was – sag ich mal - auch schon langjährige Erfolge hat und auch schon tief im Thema drin ist und mir da eben eine Empfehlung zu einem Robo-Advisor gibt, dann vertraue ich auf jeden Fall darauf. Wobei es da halt auch wieder auf die bisherigen Erfahrungen ankommt.“ (V6: 18:41:56)

So können gute Freunde oder auch Familienmitglieder zwar in Augen von V6 sein Vertrauen in Robo-Advisor steigern, doch eine Bedingung hierbei ist, dass diese Bezugsperson schon Erfahrungen aufweisen kann und zudem auch selbst einen Robo-Advisor erfolgreich nutzt. Auch die Nähe zur Bezugsperson scheint eine relevante Rolle zu spielen. Dies wird auch durch eine Aussage von V4 gestützt, der bei Ratschlägen von eher entfernten Bekannten tatsächlich misstrauisch wäre (vgl. V4: 18:38:04).

Eine allgemeine kritische Haltung gegenüber dem Einfluss des sozialen Umfelds auf das Vertrauen in Robo-Advisor wird seitens V2 sichtbar. Dieser würde sich in keinem Fall auf die Empfehlungen aus dem privaten Kreis verlassen, da diese „*schneeballsystem-verdächtig*“ (V2: 13:24:23) seien und hierdurch schlechte Ratschläge kursieren könnten. Daher würde V2 im Vorfeld eigene Recherchen aufstellen (vgl. ebd.).

Bezieht man das soziale Umfeld auch auf die Arbeitskollegen, so weisen V3 und V5 darauf hin, dass diese einen positiven Einfluss auf das Vertrauen in Robo-Advisor haben können. Dabei können Projektpartner mit fundierten Meinungen (vgl. V5: 16:19:37) oder auch Arbeitskollegen in wichtigen Positionen mit Erfahrungen in Finanzthemen (vgl. V3: 17:55:54) dazu beitragen, Vertrauen gegenüber einem Robo-Advisor zu wecken. Hierbei steht insgesamt die „*wahrgenommene Kompetenz bei der Aneignungsfähigkeit*“ (V5: 16:20:09) im Mittelpunkt, wodurch betont wird, dass deren Einfluss auf ihrer Kompetenz beruht.

4.3.3 Menschlicher Ansprechpartner

Auch bezüglich eines potenziellen menschlichen Ansprechpartners in Form eines hybriden Robo-Advisors äußern sich die Probanden unterschiedlich. Neben V2, deutet auch V3 an, dass sie bislang schlechte Erfahrung mit menschlichen Finanzberatern abseits von Robo-Advisoren gemacht hat und diesen gegenüber wenig Vertrauen entgegen bringt. Der Grund liegt in schlechter Beratung, welche auf fehlende Kompetenz zurückgeführt wird (vgl. V2: 13:08:55), wodurch hinsichtlich des Vertrauens in Robo-Advisor eine Variante ohne menschlichen Ansprechpartner bevorzugt wird. V4 wiederum zeigt sich diesbezüglich etwas offener. Vor allem bei fehlender eigener Erfahrung im Zusammenhang mit Finanzthemen und hohen Geldsummen könnte ein menschlicher Berater bei der Nutzung von Robo-Advisoren beruhigend wirken und damit das Vertrauen in die Technologie stärken (vgl. V4: 18:34:36).

Die Interaktion mit einem Menschen kann jedoch dann das Vertrauen in einen Robo-Advisor fördern, wenn es um Support bei technischen Problemen geht. Zwar braucht V2 keine „*Feel-Good-Gespräche*“ (V2: 13:26:00) oder „*alles andere an Beratung*“ (ebd.), doch das Angebot eines menschlichen Ansprechpartners wäre ihm wichtig, wenn es um den Einstieg, damit die Einrichtung reibungslos abläuft oder bei technischen Problemen (vgl. V2: 13:25:21). Da er in solchen Konstellationen Angst um seine Geldanlage hätte, würde er menschliche Interaktion vertrauensstiftend empfinden und wäre nicht gerne auf sich selbst gestellt (vgl. ebd.). Diese Ansicht wird zudem von V3 geäußert (vgl. V3: 17:44:47), als auch von V5 geteilt.

„Wenn da irgendwas nicht läuft mit der Einzahlung oder irgendeine Frage, dann will ich da anrufen, bis das geklärt ist. Weil es geht ja auch um Geld und wenn da irgendwas nicht funktioniert. Aber sonst bräuchte ich eigentlich keinen, den ich anrufen kann. Würde ich auch nicht tun. Man kann ja immer eine Mail schreiben auch, aber habe ich bislang so noch nie getan.“ (V5: 16:22:15)

V3 wiederum weist darauf hin, dass der telefonische Kontakt im Zuge solcher kritischen Momenten vorteilhafter sein könnte, da die Problemstellungen durch ihre Komplexität in Form von Emails gegebenenfalls schlecht gelöst werden könnten.

„Grundsätzlich würde ich sagen, wenn die Mails schnell beantwortet werden, reicht Mail. Allerdings sind ja die Anliegen manchmal so komplex, dass man keinen Bock hat, zehn Seiten Roman zu schreiben und lieber jemanden schnell anruft. Deshalb bin ich da jetzt zwiegespalten.“ (V3: 17:45:31)

4.3.4 Testimonials

Auch Testimonials können das Vertrauen in Robo-Advisor steigern. Häufig wurde im Rahmen der Leitfaden-Interviews von der Wirkungskraft unterschiedlicher Finanz-Influencer gesprochen. V1 weist darauf hin, dass insbesondere für die Generation der *Millennials* die Meinung vieler dieser Finanz-Influencer wichtig zum Aufbau von Vertrauen ist.

„Also das ist Fluch und Segen unserer Generation, dass man halt viele Youtuber hat oder viele Influencer, denen man vertraut und Vertrauen aufgebaut hat und deswegen das so macht oder das so glaubt.“ (V1: 20:16:07).

Dabei berichtet er, dass dies „*Fluch und Segen*“ zugleich sei (ebd.) und dementsprechend durchaus auch kontrovers betrachtet werden kann. Ferner führt er aus, dass es in seinen Augen neben guten Finanz-Influencern auch schlechte Finanz-Influencer gibt (vgl. V1: 20:25:31). Die von V1 als vertrauenswürdig eingestufteten Finanz-Influencer machen sich dadurch erkennbar, dass sie bei Produktvergleichen Vor- und Nachteile benennen sowie ihre persönliche Meinung kennzeichnen.

Einen starken Einfluss auf das Vertrauen in Robo-Advisor durch Finanz-Influencer formuliert V6. Er konsumiert, wenn seinerseits Informationsbedarf zu Finanzthemen besteht, Videos von einschlägigen Youtube-Channels und orientiert sich dadurch hinsichtlich eigener Geldanlagen (vgl. V6: 18:39:03). Dementsprechend betrachtet er auch die Meinung von Finanz-Influencern als maßgeblich bei der Entwicklung von Vertrauen in Robo-Advisor.

„Ja ich würde sogar sagen, dass sie einen massiven Einfluss darauf haben, weil es halt eben Leute sind, die sich damit (...) also die da erst einerseits das technische Know-how haben und andererseits sind halt damit deutlich detaillierter beschäftigt als der Otto Normalverbraucher, weil es ja quasi deren Beruf ist. Wenn die etwas als positiv betrachten, würde ich auf jeden Fall darauf vertrauen.“ (V6: 18:39:54).

Besonders wird hierbei die Expertise dieser Personen betont, die durch ihr technisches und finanzielles Wissen, welches sie im Rahmen ihrer Tätigkeit benötigen, begründet wird. Darüber hinaus zeichnet sich ab, dass das Vertrauen in Robo-Advisor hierbei stark von der Kompetenz abhängig gemacht wird und somit auch Parallelen zu den Einschätzungen aus 4.3.2 sichtbar werden. Diese Ansicht wird auch von V5 bekräftigt. Für ihn können Finanz-Influencer auch einen Einfluss auf Vertrauen in Robo-Advisor haben, doch die Bedingung ist das Ausstrahlen von Kompetenz (vgl. V5: 16:22:15). Auf der anderen Seite sieht er jedoch auch Risiken in Finanz-Influencern, welche zwar kompetent wirken, aber letztlich nur mit schlechten und riskanten Ratschlägen ein Publikum mit wenig finanziellem Wissen anvisieren (vgl. V5: 16:21:26). Auf ähnliche Fälle weisen V3 (vgl. ebd.: 17:52:46) und V4 (vgl. ebd.: 18:37:09) hin. Diese Probanden stehen Finanz-Influencern eher kritisch gegenüber, da sie Interessenkonflikte antizipieren, was sich wiederum nachteilig auf das Vertrauen in Robo-Advisor auswirken könnte.

4.3.5 Medialer Einfluss

Neben Finanz-Influencern ist auch bei den externen Einflussfaktoren die Rolle von klassischen Medien thematisiert worden. Hierbei sieht V2 großes Potenzial und nennt exemplarisch das *Handelsblatt* (vgl. V2: 13:22:26), denn alles was dort stehe sei *„irgendwie belastbar gut recherchiert und mit einer gewissen Kreditibilität ausgestattet“* (ebd.) und würde daher im Kontext von Robo-Advisoren Vertrauen stiften (vgl. ebd.). Bedingung sei, dass alles von einem Berufsjournalisten seriös recherchiert sei (vgl. ebd.). V3 wiederum weist darauf hin, von klassischen Medien nicht gut beeinflussbar zu sein, da sie diese eher selten konsumieren würde (vgl. V3: 17:51:44). Zeitgleich weist diese Verbraucherin aber darauf hin, dass Fernsehwerbung doch einen Einfluss auf ihr Vertrauen in Robo-Advisor hätte.

„Also ich kann mir vorstellen, dass da viel promoted wird und vielleicht würde ich tendenziell sagen, wenn ich von irgendeiner App oder so eine Fernsehwerbung sehe, dann würde ich vermutlich vielleicht dummerweise denken, die wären vertrauenswürdig, weil die so viel Geld da reinpumpen in das Marketing. Auf der anderen Seite sagst du: naja, wenn das so eine große Reichweite hat, dann kann es jetzt auch nicht so krass fake sein oder so“ (V3: 17:51:44)

5 Diskussion der Resultate

Im Rahmen von sechs Leitfadeninterviews sollte geprüft werden, was Robo-Advisor aus Sicht von Verbrauchern der *Millennial*-Generation vertrauenswürdig macht. Dabei konnten Einblicke in die technischen, anbieterabhängigen und externen sowie sozialen Einflussfaktoren gewonnen und zeitgleich Aspekte aufgegriffen werden, die für die Gestaltung von Robo-Advisoren als auch für zukünftige Forschung von Interesse sein könnten. Daher werden im Folgenden die Ergebnisse der Verbraucherinterviews aufgegriffen und hinsichtlich des bisherigen Forschungsstandes eingeordnet.

5.1 Einordnung der technischen Einflussfaktoren

Die Verbraucher liefern Hinweise darauf, was Vertrauen in Robo-Advisor aus technischer Perspektive kennzeichnet. Diese Ergebnisse werden im Folgenden vertieft.

Tabelle 2: Übersicht technischer Einflussfaktoren

Thema	Aktueller Forschungsstand	Ergebnisse Verbraucherinterviews
Algorithmus-Aversion	<ul style="list-style-type: none"> - Algorithmus-Aversion spielt bei Nutzung von Robo-Advisoren keine Rolle (vgl. Germann/Merkle 2020: 22 ff.) - Algorithmus-Aversion bei älteren Nutzern vorhanden (vgl. Rossi/Utkus 2020: 19) 	<ul style="list-style-type: none"> - Tendenzielle Offenheit gegenüber Algorithmen - Vorbehalte gegenüber Algorithmen situationsabhängig
Intrinsisches Vertrauen	<ul style="list-style-type: none"> - Intrinsischer Aufbau von Vertrauen in KI-Algorithmen möglich (vgl. Jacovi et al. 2021: 628 f.) - Durchschnittliche Benutzer können bei Erklärungen von Algorithmen an ihre Grenzen stoßen (vgl. ebd.: 628 f.) 	<ul style="list-style-type: none"> - Vertrauen in Robo-Advisor kann intrinsisch aufgebaut werden - XAI bei intrinsischem Aufbau hilfreich. XAI sollte jedoch das Kompetenzniveau der Benutzer berücksichtigen, um diese nicht zu überfordern
Extrinsisches Vertrauen	<ul style="list-style-type: none"> - Extrinsischer Aufbau von Vertrauen in KI-Algorithmen möglich (vgl. Jacovi et al. 2021: 629 f.) 	<ul style="list-style-type: none"> - Extrinsischer Aufbau von Vertrauen in Robo-Advisor möglich - Evaluation der Performance mit einer Probeversion des Robo-Advisors
Modifikation von Algorithmen	<ul style="list-style-type: none"> - Modifikation des Algorithmus durch den Benutzer kann sich positiv auf das Vertrauen auswirken (vgl. Dietvorst/Simmons/Massey 2018) 	<ul style="list-style-type: none"> - Wunsch nach Modifikationsmöglichkeiten wenig stark vertreten - Wunsch nach persönlicher Einflussnahme bei Fehlentscheidungen des Robo-Advisors vorhanden

Quelle: Eigene Erstellung

5.1.1 Ausprägungsgrad von Algorithmus-Aversion

Im Zuge der Verbraucherinterviews konnte beobachtet werden, dass die Probanden tendenziell gegenüber Algorithmen offen stehen, ihre Potenziale zu wissen schätzen und somit eine grundsätzliche Algorithmus-Aversion nicht beobachtet werden konnte. Diese Beobachtungen decken sich mit den Befunden aus Rossi/Utkus 2020. Dort konnte ebenfalls dargelegt werden, dass Algorithmus-Aversion bei jüngeren Probanden weniger stark zum Vorschein tritt als bei älteren Probanden (vgl. ebd.: 19). Womöglich lassen sich die Ergebnisse aus den Verbraucherinterviews darauf zurückführen, dass die Befragten der Generation der *Millennials* angehören. Allerdings werden auch Vorbehalte deutlich. So wies beispielsweise V4 darauf hin, menschliche Finanzberater zu bevorzugen, da er die Meinung vertritt, dort auf Basis der Mimik und Gestik bessere Einschätzungen hinsichtlich der Vertrauenswürdigkeit treffen könnte (vgl. V4: 18:28:04). Zudem wiesen auch V5 und V6 auf Konstellationen hin, in denen sie einen menschlichen Finanzberater vorziehen würde. So käme dieser in Frage, wenn es um exotische Märkte gehen würde (vgl. V5: 16:07:36) oder der Berater bereits durch gute Leistungen in der Vergangenheit überzeugen könnte (vgl. V6: 18:26:17). V1 wiederum befürchtet, dass Algorithmen im Kontext von Robo-Advisors die selben *Biases* aufweisen könnten, wie menschliche Finanzberater (vgl. V1: 20:17:17). Es zeigt sich also, dass Algorithmus-Aversion ein komplexes Konstrukt ist, welches in unterschiedlichen Bereichen eine unterschiedlich starke Ausprägung haben kann. Es ist also möglich, Algorithmen grundsätzlich zu vertrauen, doch wiederum in besonderen Situationen einen menschlichen Interaktionspartner zu bevorzugen. Womöglich zeigt sich hier, dass die Wirkungskraft des Alters im Zusammenhang mit Misstrauen in Algorithmen nicht alleine ausschlaggebend ist.

5.1.2 Detailgrad von XAI

Hinsichtlich des Aufbaus von Vertrauen in Robo-Advisor auf intrinsischem Weg lieferten die befragten Verbraucher Hinweise darauf, dass das Verständnis der Algorithmen von gewisser Relevanz ist, auch wenn es alleine nicht ausschlaggebend ist. Dabei spielt nicht nur die technische Umsetzung des Aufbaus von Portfolios eine Rolle, sondern auch die Abschätzung des Risiko-Profiles. Diesbezüglich ist überwiegend der Wunsch geäußert worden, auch Erklärungen der Algorithmen im Kontext der Robo-Advisor vorzufinden. Diese Befunde decken sich mit den Vorschlag, in Zukunft bei der Gestaltung von Robo-Advisor verstärkt auf XAI zu setzen (vgl. Bianchi/Briere 2021: 19). Jedoch weisen die Probanden darauf hin, dass die Tiefe von Erklärungen mit ihrem eigenen Wissensstand kollidieren könnte, so dass diese Erklärungen dann nicht mehr verstanden werden könnten. Hierin findet man einen Anknüpfungspunkt auf den Hinweis von Jacovi et al. 2020. Dort heißt es, dass bei komplexeren Algorithmen Expertenwissen notwendig sei, welches in der breiten Bevölkerung nicht explizit vorhanden

sein muss (vgl. ebd.: 628 f.). Es zeigt sich daher, dass XAI zwar beim Aufbau von intrinsischem Vertrauen in Robo-Advisor helfen kann, doch letztlich der Detailgrad in Augen von Verbrauchern ein entscheidender Punkt sein könnte, um ihr Potenzial zu entfalten.

5.1.3 Probeversionen zum Aufbau von extrinsischem Vertrauen

Grundsätzlich spielt für das Vertrauen der befragten Verbraucher die Performance der Robo-Advisor eine zentrale Rolle. Damit wird dem extrinsischen Vertrauen ein hoher Stellenwert zugesprochen. Die Resultate aus den geführten Verbraucherinterviews decken sich mit den Befunden von Germann/Merkle 2020, bei denen Robo-Advisorn Vertrauen entgegen gebracht worden ist, wenn diese eine gute Performance aufgewiesen haben. Im Zuge der Verbraucherinterviews ist jedoch darauf hingewiesen worden, dass das Angebot einer Probeversion eines Robo-Advisors Vertrauen aufbauen könnte (vgl. V6: 18:28:50). So bestünde die Möglichkeit, bereits ohne den Einsatz von eigenem Kapital die Performance zu testen und letztlich zu evaluieren, um extrinsisches Vertrauen effektiv aufzubauen.

5.1.4 Persönliche Einflussnahme auf Entscheidungen des Robo-Advisors

Einer Modifikation der Algorithmen von Robo-Advisorn stehen die befragten Verbraucher eher kritisch gegenüber und sehen hierin nicht viel Mehrwert hinsichtlich des Aufbaus von Vertrauen. Damit stehen diese Beobachtungen entgegengesetzt zu dem Befund aus der Studie von Dietvorst/Simmons/Massey 2018, bei der die Probanden durch Modifikationen stärkeres Vertrauen entwickelt haben. Gleichzeitig ist jedoch im Rahmen der Verbraucherinterviews der Wunsch geäußert worden, bei potenziellen Fehlentscheidungen der Robo-Advisors, von einem ‚Veto-Recht‘ Gebrauch zu machen.

5.2 Einordnung der anbieterseitigen Einflussfaktoren

Neben den technischen Aspekten wurden auch seitens der Verbraucher anbieterseitige Einflussfaktoren auf das Vertrauen in Robo-Advisor thematisiert.

Tabelle 3: Übersicht anbieterseitiger Einflussfaktoren

Thema	Aktueller Forschungsstand	Ergebnisse Verbraucherinterviews
Design	- Schlechtes Design wird mit unseriösen Anbietern assoziiert (vgl. Ngo-Ye/Choi/Cummings 2018: 130)	- Layout wirkt sich auf Vertrauenswürdigkeit des Anbieters aus - Schlechte Usability führt zu Misstrauen gegenüber dem Robo-Advisor
	-Konversationelle Gestaltung von Robo-Advisor-Interfaces fördert Vertrauen in den Robo-Advisor (Hildebrand/Bergner 2021: 665 ff.)	- Kritische Betrachtung von konversationellem Design aufgrund von schlechten Erfahrungen mit Chatbots
Renommee	- Reputation des Anbieters ein relevanter Faktor für Vertrauen in Robo-Advisor (vgl. Cheng et al. 2019: 12)	- Renommee des Anbieters wirkt sich positiv auf Vertrauen in den Robo-Advisor aus
Transparenz von Informationen	- Transparenz hinsichtlich Kosten, Prozess und Informationen wichtig für Vertrauen in Robo-Advisor (vgl. Jung et al. 2018: 377)	- Vertrauen durch transparente Kostenübersicht
	- Umgang mit persönlichen Daten wichtig, um Vertrauen in Fintech-Innovationen aufzubauen (vgl. Stewart/Jürjens 2018: 118 ff.)	- Transparenter Umgang mit persönlichen Daten essentiell für Vertrauen in Robo-Advisor

Quelle: Eigene Erstellung

5.2.1 Design & Seriosität des Anbieters

Im Bezug auf das Design weisen die befragten Verbraucher darauf hin, dass das Design eine wichtige Rolle hinsichtlich des Vertrauens spielt. Dabei wird die Usability als essentiell betrachtet, da im Bereich von Fintech die Verbraucher schlechte Usability mit Risiken assoziieren, was letztlich Misstrauen in den Robo-Advisor bewirkt. Zudem weist ein großer Teil der Verbraucher darauf hin, dass das Layout ebenfalls einen hohen Stellenwert einnimmt. So wird schlechtes und unmodernes Layout mit fehlender Seriosität in Verbindung gesetzt, was sich nachteilig auf die Vertrauenswürdigkeit des Anbieters auswirkt. Hinsichtlich eines konversationellen Designs äußern sich die Befragten kritisch und sehen beispielsweise in der Implementierung eines Chatbots mehr Nachteile als Vorteile. Dies hängt im hohen Maß damit zusammen, dass die Verbraucher in der Vergangenheit schlechte Erfahrungen bei der Nutzung von Chatbots gesammelt haben und hierin keinen Mehrwert im Zusammenhang mit Robo-Advisor sehen. Damit stehen die Resultate der Leitfadeninterviews entgegengesetzt zu den Be-

funden aus Hildebrand/Bergner 2021, in denen ein höheres Vertrauen in Robo-Advisor bei einer konversationellen Gestaltung identifiziert worden ist.

5.2.2 Relevanz vom Renommee der Anbieter

Im Zuge der Leitfadeninterviews konnte zudem beobachtet werden, dass das Renommee des Anbieters selbst eine wichtige Rolle für das Vertrauen in Robo-Advisor spielt. Dabei gaben die Verbraucher an, dass beispielsweise Rezensionen bei der Eigenrecherche im Internet dazu beitragen können, dass Anbieter und somit auch deren Robo-Advisor als vertrauenswürdig eingestuft werden. Tendenziell wiesen die Verbraucher darauf hin, dass die Unternehmensgröße hierbei zwar ein Faktor ist, doch Robo-Advisor von kleineren Start-ups nicht grundsätzlich misstraut wird. Ferner weisen die Befragten auch darauf hin, dass aus juristischen Gründen das Vertrauen in Robo-Advisor höher ist, sofern die Anbieter sich entweder in Deutschland oder im europäischen Ausland befinden. Somit decken sich diese Befunde in gewissem Maß mit den Ergebnissen von Hong/Lu/Pan 2021 sowie Cheng et al. 2019. Zwar weisen Cheng et al. 2019 darauf hin, dass ihr verwendetes Sample sich geografisch auf China beschränkt, wodurch eine Generalisierung dieser Ergebnisse nicht gegeben ist, doch die Ergebnisse der Leitfadeninterviews dieser Ausarbeitung weisen darauf hin, dass dieses Phänomen womöglich auch außerhalb des chinesischen Raums auftritt.

5.2.3 Transparenz von Informationen

Zusätzlich geben die Verbraucher darüber Aufschluss, dass die Transparenz von Informationen wichtig ist, um Vertrauen gegenüber Robo-Advisor aufzubauen. Dabei wird zunächst darauf hingewiesen, dass eine transparente Kostenübersicht von großer Bedeutung ist. Darüber hinaus ist auch der Umgang mit den persönlichen Daten der Probanden ein wichtiger Punkt. Zwar gibt es Hinweise, dass die Nutzung von persönlichen Daten zum Zweck der Verbesserung ihres Portfolios kein Problem darstellen würde, doch eine transparente Aufklärung über die Verwendung sei maßgeblich. Ferner würde der Missbrauch dieser Daten gleichzeitig einen massiven Vertrauensverlust in den genutzten Robo-Advisor bedeuten. Hierin zeigen sich also Übereinstimmungen mit den Befunden aus Jung et al. 2018, die die Transparenz von Informationen als wichtiges Merkmal zur Stiftung von Vertrauen identifizieren (vgl. ebd.: 376 f.). Hierbei wird jedoch der Fokus nicht primär auf den Stellenwert der Transparenz persönlicher Informationen gelegt. Die Ergebnisse dieser Ausarbeitung zeigen jedoch, dass ein sensibler Umgang mit persönlichen Daten nicht nur generell beim Aufbau von Vertrauen in Fintech-Innovationen von wichtiger Rolle ist (vgl. Stewart/Jürjens 2018: 123), sondern auch im Speziellen beim Aufbau von Vertrauen in Robo-Advisor.

5.3 Einordnung der externen & sozialen Einflussfaktoren

Des Weiteren bestätigen die Ergebnisse der Leitfadeninterviews, dass zusätzlich externe sowie soziale Einflussfaktoren im Zusammenhang mit Vertrauen in Robo-Advisor stehen.

Tabelle 4: Übersicht externer & sozialer Einflussfaktoren

Thema	Aktueller Forschungsstand	Ergebnisse Verbraucherinterviews
Institutionelles Vertrauen bei Robo-Advisor	- Staatliche Regulierungen fördern Vertrauen in Robo-Advisor (vgl. Cheng et al. 2019: 11)	- Staatliche Akteure können institutionelles Vertrauen in Robo-Advisor fördern - Technische Prüforganisationen mögliche Instanzen der externen Einflussfaktoren auf Vertrauen in Robo-Advisor
Soziale Einflüsse auf Vertrauen	- Signifikanter sozialer Einfluss auf Einstellungen zu Robo-Advisor (vgl. Milani 2019: 21; vgl. Hastenteufel/Ganster 2021: 26 ff.)	- Soziales Umfeld kann sich auf Vertrauen in Robo-Advisor auswirken - Wahrgenommene Kompetenz als Determinante der Wirkungskraft des sozialen Umfelds identifiziert
Menschliche Ansprechpartner	- Menschlicher Touch bei Robo-Advisor von Relevanz (vgl. Rossi/Utikus 2020: 20 f.)	- Menschlicher Finanzberater im Zusammenhang mit Robo-Advisor hat wenig Einfluss auf das Vertrauen - Menschlicher Ansprechpartner bei technischen Schwierigkeiten von Bedeutung sowie die Qualität dieser Beratung
Transfer von Vertrauen durch Testimonials	- Influencer können Vertrauen in Apps transferieren (vgl. Hu/Zhang/Wang 2019: 9) - Probanden äußern Wunsch nach Testimonials & Presseberichten zu Robo-Advisor (vgl. Jung et al. 2018: 377)	- Testimonials in Form von Finanz-Influencern können Vertrauen in Robo-Advisor transferieren. Die Bedingung ist, dass diese seriös und vertrauenswürdig sind - Mediale Berichterstattung kann Vertrauen in Robo-Advisor transferieren

Quelle: Eigene Erstellung

5.3.1 Institutionelles Vertrauen durch Zertifizierungen

Als einen externen Einflussfaktor haben die Verbraucher die Wirkung von staatlichen Akteuren identifiziert. So gaben die befragten Verbraucher an, dass beispielsweise Banklizenzen dafür sorgen, dass sie gegenüber von Robo-Advisor Vertrauen entwickeln. Darüber hinaus kann dieses institutionelle Vertrauen auch durch Zertifikate von technischen Prüforganisationen untermauert werden. Hierbei herrscht jedoch Uneinigkeit unter den Probanden, welche Anbieter hier im Zusammenhang mit Robo-Advisor als sinnvoll erachtet werden. Zudem weisen die Befragten darauf hin, dass auch Siegel staatlicher Organisationen dazu beitragen können, Robo-Advisor zu vertrauen. Hierbei zeigt

sich eine Parallele zu Cheng et al. 2019, die ähnliche Beobachtungen in China verzeichnen konnten (vgl. ebd.: 11). Die Verbraucherinterviews offenbaren also, dass diese Erkenntnisse sich auch auf den deutschen Geltungsbereich übertragen lassen könnten. Ferner wird deutlich, dass hierbei das institutionelle Vertrauen sich nicht nur auf staatliche Akteure beschränkt, sondern auch privatwirtschaftliche technische Prüforganisationen hierin eine wichtige Position einnehmen könnten.

5.3.2 Wahrgenommene Kompetenz im sozialen Umfeld

Der Einfluss des sozialen Umfelds auf das Vertrauen in Robo-Advisor ist unter den Probanden unterschiedlich aufgefasst worden. Während manche Verbraucher darauf hingewiesen haben, dass ihr Vertrauen durch Menschen aus dem näheren Umfeld beeinflusst werden könnte, vertraten andere Verbraucher wiederum die gegensätzliche Meinung. Jedoch ist aufgefallen, dass die wahrgenommene Kompetenz einer Person und ihre Erfahrungen im Bereich Robo-Advisor ausschlaggebend sein kann, ob diese Person überhaupt einen Einfluss auf das Vertrauen in Robo-Advisor hat. Es zeigt sich also einerseits, dass sich Beobachtungen aus der Forschung hier bestätigen und soziale Einflüsse sich auf Einstellungen zu Robo-Advisoren auswirken (vgl. Milani 2019: 21). Gleichzeitig deuten die Ergebnisse dieser Ausarbeitung jedoch darauf hin, dass sozialer Einfluss nicht nur das Vertrauen in Online-Banking beeinflusst (vgl. Chaouali/Ben Yahia/Souiden 2016: 214) sondern auch Vertrauen in Robo-Advisor beeinflussen kann. Hierbei spielt die wahrgenommene Kompetenz und Erfahrungen mit Robo-Advisoren eine zentrale Rolle. Fehlen aus Sicht der Verbraucher diese Eigenschaften, so könnte sogar ein inverser sozialer Einfluss entstehen, wodurch Vertrauen abgebaut werden könnte.

5.3.3 Qualität des technischen Supports

Betreffend menschlicher Ansprechpartner im Rahmen der Nutzung von Robo-Advisoren waren sich die Verbraucher überwiegend einig, dass ein menschlicher Ansprechpartner den Robo-Advisor nicht vertrauenswürdiger gestalten würde. Dies beschränkt sich jedoch auf Aspekte der finanziellen Beratung. Menschliche Interaktion könnte in Augen der Befragten dann wichtig werden, wenn es um technische Schwierigkeiten geht. Da im Bereich von Fintech die Befragten in solchen Konstellationen Angst um ihr Kapital hätten, wäre ihnen ein unkomplizierter und schneller Support seitens des Robo-Advisors wichtig. Damit zeigt sich, dass das vorgeschlagene hybride Modelle (vgl. D'Acunzio/Rossi 2020: 8) für die befragten Verbraucher nicht von signifikantem Einfluss hinsichtlich des Vertrauens ist. Dies kann jedoch damit zusammenhängen, dass es sich bei dem befragten Sample im Rahmen dieser Arbeit um Personen der *Millennial*-Generation handelt und diese tendenziell weniger kritisch gegenüber algorithmischen Lösungen im Fintech-Bereich stehen und damit eine menschliche Interaktion

mit dem Robo-Advisor als weniger wichtig erachtet wird (vgl. Rossi/Utkus: 21). Es deutet sich jedoch an, dass bei technischen Schwierigkeiten eine menschliche Interaktion im Rahmen vom Support wünschenswert erscheint, um Probleme effizient zu lösen.

5.3.4 Transfer von Vertrauen durch Medien & Finanz-Influencer

Auch unterschiedliche mediale Einflüsse werden als externe Einflussfaktoren genannt, die sich auf das Vertrauen in Robo-Advisor auf Seiten der befragten Verbraucher auswirken können. Dabei weisen viele Befragten darauf hin, dass Testimonials in Form von Finanz-Influencern eine tragende Rolle spielen. Durch Konsum von Youtube-Videos einzelner ausgewählter Akteure, leiten diese Befragten Empfehlungen zu eigenen Geldanlagemöglichkeiten ab. Daher wäre die Meinung dieser Personen für die Verbraucher auch dann relevant, wenn es um die Nutzung von Robo-Advisor gehen würde. Dabei wird jedoch auch hingewiesen, dass Vorbehalte existieren und nur spezielle Finanz-Influencer als vertrauenswürdig eingestuft werden. So werden unseriöse Methoden und mangelnde Kompetenz als Gründe zur Vorsicht genannt. Ferner weisen einige Verbraucher darauf hin, dass auch klassische Medien einen Einfluss auf deren Vertrauen in Robo-Advisor haben können. Dies wird auf die Glaubwürdigkeit der einzelnen Journalisten bezogen, die ihre Recherchen im beruflichen Kontext anstellen. Im Rahmen der Ergebnisse zeigen sich also Parallelen zu Aussagen der Probanden in Jung et al. 2018. Dort weisen die Studienteilnehmer darauf hin, dass Presseberichte als auch Testimonials einen Robo-Advisor vertrauenswürdiger erscheinen lassen können (vgl. ebd.: 377).

Blickt man auf die Befunde aus Hu/Zhang/Wang 2019 so fällt auf, dass der Transfer von Vertrauen durch Influencer in sozialen Netzwerken nicht nur im Rahmen der Nutzung von Applikationen stattfindet, sondern auch im Kontext von Robo-Advisor zu beobachten ist. Die Verbraucher weisen jedoch durchaus eine kritische Haltung auf, was die Einschätzung von „power user“ (Hu/Zhang/Wang 2019: 2) betrifft. Ein Transfer von Vertrauen im Sinne der *Trust Transfer Theory* im Zusammenhang mit Robo-Advisor kann also nur dann stattfinden, wenn die Verbraucher die jeweiligen Finanz-Influencer grundsätzlich als seriös einstufen.

5.4 Implikationen zur Gestaltung von Robo-Advisor

Basierend auf den Ergebnissen der Verbraucherinterviews lassen sich potenzielle Gestaltungsmöglichkeiten ableiten. Diese können dazu beitragen, dass Robo-Advisor von Benutzern der Generation *Millennials* als besonders vertrauenswürdig empfunden werden.

Zunächst kann der Einsatz von *XAI* dazu beitragen, dass Vertrauen in Robo-Advisor auf intrinsischem Weg erzeugt wird. Dabei sollte jedoch beachtet werden, dass diese Erklärungen den unterschiedlichen technischen Wissensstände der Benutzer gerecht werden, um diese nicht zu überfordern.

Um extrinsisches Vertrauen in Robo-Advisor aufzubauen, können Probeversionen zur Verfügung gestellt werden, bei denen die Benutzer ein virtuelles Portfolio gestalten lassen könnten, ohne eigenes Kapital zu verwenden. Dadurch könnte die Performance selbstständig eingeschätzt werden, um letztlich den Robo-Advisor auch mit echtem Kapital zu benutzen.

Eine konversationelle Gestaltung der Robo-Advisor findet wiederum unter den Befragten größtenteils keinen Anklang. So wird vermehrt darauf hingewiesen, dass bereits schlechte Erfahrungen mit der Benutzung von Chatbots in der Vergangenheit hierfür ausschlaggebend sind. Allerdings sollte sowohl bei der optischen Gestaltung als auch bei der Usability ein hoher Wert auf Qualität gelegt werden, da hiermit die wahrgenommene Seriosität des Anbieters einhergeht.

Ein weiterer wichtiger Punkt, der bei der Gestaltung von Robo-Advisor unter dem Blickpunkt des Vertrauens beachtet werden sollte, ist die transparente Darstellung von Informationen. Hierunter fällt zunächst die übersichtliche Darstellung von Kosten, mit denen die Benutzer eine effiziente Planung ihres Vermögensaufbaus vornehmen können. Darüber hinaus sollte bedacht werden, dass ein sensibler Umgang mit den persönlichen Daten forciert wird. Hierbei sollte den Benutzern die Möglichkeit gegeben werden, einsehen zu können, welche Daten bei der Nutzung gesammelt werden, sowie welchem Zweck dies dienen soll. Bezogen darauf, dass eine umfangreichere Menge an gesammelten Daten zu einer besseren Performance des Robo-Advisors führen kann, sollte Benutzern die Möglichkeit gegeben werden, auch über den Umfang der gesammelten persönlichen Daten entscheiden zu können.

Im Bezug auf die Ergebnisse der Verbraucherinterviews fällt zudem auf, dass ein hybrider Robo-Advisor mit einem persönlichen Ansprechpartner als nicht besonders relevant eingestuft wird. Viel mehr wird aber darauf hingewiesen, dass die Qualität des Supports im Falle von technischen Schwierigkeiten von großer Bedeutung ist. Hierbei sollte seitens der Anbieter von Robo-Advisor ein Fokus gesetzt werden, um Vertrauen in die Nutzung dieser aufrechtzuerhalten.

5.5 Zukünftige Forschungsansätze

Neben dem Aufzeigen der Gestaltungsmöglichkeiten, resultieren aus den Ergebnissen der Verbraucherinterviews auch Ansätze, die sich für zukünftige Forschung eignen.

Zunächst konnte beobachtet werden, dass Algorithmus-Aversion ein vielschichtiges Phänomen ist, welches in unterschiedlichen Situationen eine unterschiedlich starke Ausprägung haben kann. Überwiegend weisen die befragten Verbraucher darauf hin, dass sie Algorithmen grundsätzlich vertrauen.

Trotzdem wird im Rahmen der Interviews auf Situationen hingewiesen, in denen ein menschlicher Berater einem Robo-Advisor vorgezogen werden würde. Daher sollte in Zukunft geforscht werden, in welchen Situationen Algorithmus-Aversion im Zusammenhang mit Robo-Advisorn auftritt und wie ihr begegnet werden kann.

Darüber hinaus bietet es sich an, im Rahmen zukünftiger Forschung herauszufinden, wie XAI für Verbraucher optimal gestaltet werden kann, damit Vertrauen in Robo-Advisor gestärkt wird. Hierbei sollte grundsätzlich der Frage nachgegangen werden, wie die dazugehörigen Informationen dargestellt werden können und welches Detailgrad anvisiert werden muss, um intrinsisches Vertrauen in Robo-Advisor zu stärken.

Ferner wirkt es sinnvoll, an den Erkenntnissen aus Cheng et al. 2019 anzuknüpfen, um herauszufinden, welche Rolle das Renommee von Anbietern für das Vertrauen in Robo-Advisor spielt. Die Autoren weisen als Limitation darauf hin, dass ihr verwendetes Sample lediglich Personen umfasst, die in China leben und daher eine Generalisierung der Ergebnisse nicht automatisch angenommen werden kann (vgl. ebd.: 14), doch die Ergebnisse der Verbraucherinterviews dieser Ausarbeitung deuten darauf hin, dass weitere Forschung im deutschen und europäischen Raum von Interesse sein kann.

Auch das Zusammenspiel zwischen Transparenz von personenbezogenen Daten und Vertrauen in Robo-Advisor bietet Potenzial zur stärkeren Forschung. Dabei wäre es von großem Interesse diesem Sachverhalt nachzugehen, sowie auch zu untersuchen, wie Einstellungen sich ändern, sobald eine größere Menge an personenbezogenen Daten zu einer besseren Performance des Robo-Advisors führt.

Zudem finden sich in den Verbraucherinterviews Hinweise darauf, dass institutionelles Vertrauen in Robo-Advisor durch technische Prüforganismen gestärkt werden kann. Daraus resultiert die Frage, wie stark dies tatsächlich im Kontext von Vertrauen in Robo-Advisorn aussagekräftig ist und welche Organisationen hierbei am effektivsten sein könnten.

Probanden in Jung et al. 2018 deuten darauf hin, dass Vertrauen in Robo-Advisor durch Testimonials gestärkt werden kann (vgl. ebd.: 377). Die genannte Studie beschränkt sich zwar auf risikoaverse Benutzer mit niedrigem Budget doch es wird deutlich, dass der mediale Einfluss durch Presseberichte oder Testimonials auch für andere Zielgruppen von Relevanz ist. Es stellt sich jedoch darüber hinaus die Frage, wie sich im Kontext von Robo-Advisorn diese Faktoren auf Vertrauen von Benutzern auswirken und welche medialen Einflüsse hierbei ausschlaggebend sind. Besonders der Einfluss von Finanz-Influencern im Zusammenhang mit Robo-Advisorn erscheint bislang wenig erforscht. Daher könnte es für zukünftige Forschung von Interesse sein, diesen Fragen nachzugehen.

5.6 Limitierungen

Die Ergebnisse dieser Ausarbeitung beruhen auf Verbraucherinterviews mit sechs Probanden der *Millennial*-Generation und liefern vertiefende Einblicke darin, was Robo-Advisor aus deren Sicht vertrauenswürdig macht. Durch den qualitativen Forschungsansatz werden also subjektive Wahrnehmungen identifiziert, welche nicht allgemein gültig sein müssen, jedoch trotzdem Anknüpfungspunkte zur zukünftigen Forschung liefern.

Ferner kann bedingt durch die Größe der Stichprobe eine repräsentative Abbildung der *Millennial*-Generation nicht gewährleistet werden. Dabei gilt es anzumerken, dass ein großer Teil der Befragten bereits ein Grundinteresse an Themen zur Geldanlage und dem Aktienmarkt aufweist. Womöglich könnten die Ergebnisse anders ausfallen, wenn die befragten Probanden ein anderes Konsumverhalten bevorzugen würden oder bereits schlechte Erfahrungen im Zusammenhang mit Fintech oder Robo-Advisors gesammelt hätten. Diesbezüglich gilt es auch zu beachten, dass die finanzielle Bildung der Probanden nicht erfasst worden ist, was wiederum Auswirkungen auf Einstellungen hinsichtlich des Vertrauens in Robo-Advisor haben könnte. Es wäre also auch möglich, dass bei einer anderen sozioökonomischen Zusammenstellung des Samples auch andere Ansichten zum Vorschein kommen könnten. Darüber hinaus muss bedacht werden, dass Verbraucher der *Millennial*-Generation andere Ansichten haben könnten, als Verbraucher anderer Generationen. Zuletzt ist auch anzumerken, dass die befragten Verbraucher größtenteils männlich gewesen sind, da wenig angefragte weibliche Verbraucherinnen an einer Befragung interessiert gewesen sind. Dadurch ist nicht auszuschließen, dass die Ergebnisse bei einem höheren weiblichen Anteil des Samples anders ausfallen könnten.

6 Fazit

Im Rahmen dieser Ausarbeitung ist der Frage nachgegangen, was Robo-Advisor aus Perspektive von Verbrauchern vertrauenswürdig macht, damit diese ihnen ihre Finanzen anvertrauen würden. Dabei ist ein Schwerpunkt auf Verbraucher der *Millennial*-Generation gelegt worden, die als eine wichtige Benutzergruppe von Robo-Advisorn identifiziert worden ist.

Zur Beantwortung dieser Fragestellung sind zunächst auf Basis des Forschungsstands technische, anbieterseitige und externe sowie soziale Einflussfaktoren formuliert worden. Um diese im Detail zu vertiefen, sind im Anschluss sechs Leitfadeninterviews durchgeführt worden. Das qualitative Forschungsdesign diente dem Ziel, subjektive Betrachtungsweisen aufzudecken, die das Verständnis für die jeweiligen Einflussfaktoren vertiefen sollten. Unter Einbezug eines Kategoriensystems, folgte eine Auswertung der Leitfadeninterviews in Form einer qualitativen Inhaltsanalyse nach Mayring 2015.

Hinsichtlich der technischen Einflussfaktoren hat sich gezeigt, dass die befragten Verbraucher tendenziell keine Algorithmus-Aversion aufweisen und sich der Potenziale von Algorithmen bewusst sind. Es ist aber auch deutlich geworden, dass in bestimmten Situationen Vorbehalte identifiziert werden und ein menschlicher Finanzberater bevorzugt wird, wenn es um exotische Märkte geht oder der Finanzberater durch gute Leistungen in der Vergangenheit überzeugt hat. Bezüglich des Aufbaus von Vertrauen sind Ansätze aus intrinsischer und extrinsischer Perspektive genannt worden. Aufbau von intrinsischem Vertrauen in Robo-Advisor wird in der Erklärung der Algorithmen identifiziert. Somit kann die Erklärung der zum Einsatz kommenden Algorithmen eines Robo-Advisors mit Hilfe von XAI dazu führen, dass Verbraucher diesen stärker vertrauen. Hierbei wird jedoch darauf hingewiesen, dass eine detailreiche Erklärung unter Umständen den Benutzer überfordern kann und letztlich ihr Ziel verfehlt. Hinsichtlich dem Aufbau von extrinsischen Vertrauen in Robo-Advisor spielt für die Befragten die Performance des Robo-Advisors eine wichtige Rolle. Hierbei wird darauf verwiesen, dass die Möglichkeit einer Probeversion ohne den Einsatz von eigenem Kapital dazu führen könnte, die Performance eines Robo-Advisors über einen bestimmten Zeitraum zu testen, wodurch Vertrauen aufgebaut werden könnte. Zudem äußern die befragten Verbraucher den Wunsch, bei Entscheidungen von Robo-Advisorn im Zweifelsfall selbst eingreifen zu können, um ungewollte Handlungen zu unterbinden.

Im Zusammenhang mit den anbieterseitigen Einflussfaktoren ist aufgefallen, dass das Design beim Vertrauen in Robo-Advisor ebenfalls von Bedeutung ist. So wird schlechte Usability mit Risiken bei der Benutzung und ein optisch veraltetes Layout mit fehlender Seriosität assoziiert. Hinsichtlich einer konversationellen Gestaltung von Robo-Advisorn ist überwiegend eine skeptische Haltung eingenom-

men worden. Schlechte Erfahrungen mit Chatbots werden als Grund genannt, weshalb ihr Einsatz für das Vertrauen in Robo-Advisor eher kontraproduktiv betrachtet wird. Darüber hinaus wird das Renommee des Anbieters als ausschlaggebender Grund für Vertrauen in Robo-Advisor genannt. Dabei weisen die befragten Verbraucher darauf hin, dass Robo-Advisor von renommierten Anbieter als vertrauenswürdig empfunden werden. Dabei spielen positive Erfahrungsberichte Dritter bei der Eigenrecherche im Vorfeld eine wichtige Rolle. Zwar wird die Unternehmensgröße des Öfteren als vorteilhaft beschrieben, doch die Nutzung eines Robo-Advisors eines Start-ups wird nicht ausgeschlossen, sofern dieser mit einem guten Konzept überzeugt. Zudem wird angemerkt, dass deutschen bzw. europäischen Robo-Advisoren tendenziell ein höheres Vertrauen entgegen gebracht wird. Darüber hinaus ist die Transparenz ein wichtiger Bestandteil der anbieterseitigen Einflussfaktoren. Die befragten Verbraucher weisen darauf hin, dass Transparenz von Informationen hinsichtlich des angelegten Kapitals als auch der Kostenstruktur unersetzlich ist, um Vertrauen in einen Robo-Advisor aufzubauen. Ferner ist auch der Umgang mit personenbezogenen Daten essentiell. Eine absolute Datentransparenz wird diesbezüglich gewünscht, auch wenn die Verwendung dieser Daten zu technischen Optimierungszwecken nicht ausgeschlossen wird.

Hinsichtlich sozialer und externer Einflussfaktoren zeichnet sich ab, dass institutionelles Vertrauen ein relevanter Punkt ist. Auffällig ist hierbei, dass die Verbraucher durch Zertifikate von technischen Prüfungsorganisationen Vertrauen in Robo-Advisor schöpfen können. Jedoch muss bedacht werden, dass unter den Befragten Uneinigkeit darüber herrscht, welche Organisationen hierfür sich genau eignen. Ferner gibt es auch auf Seiten der Befragten Hinweise, dass Siegel staatlicher Organisationen einen Einfluss auf das Vertrauen in Robo-Advisor haben können.

Zudem können auch Einflussgrößen aus dem sozialen Umfeld eine Rolle spielen. Dabei hat sich jedoch gezeigt, dass hierbei die wahrgenommene Kompetenz der einzelnen Personen ausschlaggebend für den Transfer von Vertrauen ist und nicht primär die soziale Nähe zu den Befragten.

Zudem deuten die Ergebnisse darauf hin, dass ein menschlicher Berater bei den Verbrauchern nur teilweise als Mehrwert für das Vertrauen gegenüber Robo-Advisoren betrachtet wird. Der Austausch mit menschlichen Finanzberatern innerhalb der Robo-Advisoren wird grundsätzlich als eher obsolet rezipiert. Es wird jedoch vermehrt darauf hingewiesen, dass menschliche Interaktion im Rahmen von Robo-Advisoren dann wichtig für das Vertrauen wird, wenn es um technische Schwierigkeiten geht.

Zuletzt wiesen die befragten Verbraucher darauf hin, dass mediale Präsenz sowie die Meinung von Finanz-Influencern das Vertrauen in Robo-Advisor beeinflussen können. So ist dargelegt worden, dass der Konsum von Youtube-Videos bestimmter Finanz-Influencer Einfluss auf persönliche Handlungsweisen im Zusammenhang mit privaten Finanzen haben kann und ihnen bei Meinungen zu Robo-Advisoren vertraut wird. Dabei ist herrscht innerhalb der Leitfadeninterviews jedoch keine Einigkeit. So wird des Häufigeren darauf verwiesen, dass hierbei im Einzelfall auf Seriosität und Fachkompetenz

geachtet werden muss. Ferner weisen die kritischen Stimmen darauf hin, dass alternativ dazu Presseberichte von etablierten Fachmedien das Vertrauen in Robo-Advisor beeinflussen können, da diese seriöser recherchiert seien.

Insgesamt muss jedoch beachtet werden, dass die Ergebnisse dieser Ausarbeitung einen qualitativen Forschungsansatz verfolgen und daher ein relativ kleines Sample gewählt worden ist. Dieses Forschungsdesign erwies sich als hilfreich, die jeweiligen Einflussfaktoren zu vertiefen, doch eine Verallgemeinerung dieser Resultate sollte nicht vorgenommen werden. Dies lässt sich beispielsweise darauf zurückführen, dass die sozioökonomischen Hintergründe sowie Konsumgewohnheiten der befragten Verbraucher nicht im Detail kontrastiert worden sind, da dies den Rahmen der Ausarbeitung sprengen würde. Zudem kann es bedingt durch die Beschränkung auf die Gruppe der *Millennials* dazu kommen, dass die Betrachtungsweisen anderer Generationen davon abweichen. Ferner konnten im Vorfeld der Leitfadeninterviews nur wenige weibliche Personen von einer Teilnahme überzeugt werden, wodurch das Sample stark männlich dominiert ist.

Trotzdem zeigen die Ergebnisse dieser Ausarbeitung auf, dass die Vertrauenswürdigkeit eines Robo-Advisors auf unterschiedliche Einflussfaktoren zurückzuführen ist. Letztlich muss die Frage, was Robo-Advisor aus Sicht von Verbrauchern vertrauenswürdig macht, aus unterschiedlichen Perspektiven heraus beantwortet werden. Technische Aspekte erweisen sich von hohem Stellenwert, doch sind sie letztlich nicht alleine ausschlaggebend. So ist auch die Relevanz von anbieterseitigen sowie sozialen und externen Faktoren nicht zu vernachlässigen. Darauf basierend konnten Anhaltspunkte identifiziert werden, auf die Anbieter von Robo-Advisoren in Zukunft achten sollten. Unter Berücksichtigung des gegenwärtigen Forschungsstands erweist es sich also als unerlässlich, den Faktor Vertrauen bei der Technologieakzeptanz von Robo-Advisoren zu berücksichtigen.

Die Ergebnisse der hier durchgeführten Leitfadeninterviews eignen sich zudem dazu, Implikationen hinsichtlich der Gestaltung von Robo-Advisoren abzuleiten. Dabei sollte bedacht werden, intrinsisches Vertrauen mit Hilfe von geeigneter *XAI* und extrinsisches Vertrauen mit Hilfe von Testversionen zur Evaluierung der Performance zu unterstützen. Zudem hat sich angedeutet, dass eine konversationelle Gestaltung von Robo-Advisoren bei schlechten Erfahrungen mit Chatbots eher kontraproduktiv ist. Ferner sollten Anbieter von Robo-Advisoren eine transparente Darstellung von Informationen berücksichtigen. Hierbei spielt die übersichtliche Kostenstruktur als auch Verwendung von persönlichen Benutzerdaten eine wichtige Rolle. Basierend auf den geführten Verbraucherinterviews gibt es zudem Hinweise, dass ein menschlicher Ansprechpartner im Rahmen einer hybriden Lösung keinen besonderen Stellenwert hat. Viel mehr wird der Fokus bei menschlicher Interaktion auf einen qualitativ hochwertigen Support gelegt, der bei technischen Schwierigkeiten helfend zur Verfügung steht.

Neben Implikationen zur Gestaltung von Robo-Advisoren liefert diese Ausarbeitung auch Vorschläge zur zukünftigen Forschung hinsichtlich Vertrauen in Robo-Advisor. So stellt sich weiterführend die

Frage, in welchen Situationen Algorithmus-Aversion bei der Nutzung von Robo-Advisoren auftritt und wie sie sich genau auf das Vertrauen auswirkt. Ferner erweist es sich als spannend im Zuge der Forschung zu XAI herauszufinden, wie die Erklärungen gestaltet werden sollten, um erfolgreich intrinsisches Vertrauen zu generieren. Zudem könnte es von Interesse sein, die Einflussstärke des Renommee eines Anbieters von Robo-Advisoren sowie dessen Umgang mit persönlichen Daten seiner Benutzer mit Blick auf Vertrauen zu untersuchen. Darüber hinaus könnte auch geforscht werden, wie sich in Deutschland die Rolle staatlicher Organe als auch technischer Prüfungsorganisationen auf das Vertrauen in Robo-Advisor auswirken kann. Zuletzt offenbart sich hinsichtlich des Einflusses von Finanz-Influencern ein Forschungsbereich, der auch im Kontext anderer Fintech-Innovationen Interesse wecken könnte. Bei diesen Vorschlägen könnte jeweils die Wahl quantitativer Forschungsdesigns empfohlen werden, da hierdurch die Wirkungskraft einzelner Faktoren auf Basis einer repräsentativen Grundgesamtheit gemessen werden könnte.

Literaturverzeichnis

Atteslander, P. (2006): Methoden der empirischen Sozialforschung. 11. Auflage. Berlin: Erich Schmidt Verlag.

Beketov, M., Lehmann, K., Wittke, M. (2018): Robo Advisors: quantitative methods inside the robots. *J Asset Manag* 19, 363–370. <https://doi.org/10.1057/s41260-018-0092-9>

Bianchi, M., Briere, M. (2021): Robo-Advising: Less AI and More XAI?. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3825110>.

Bianchi, M., Briere, M. (2020): Robo-Advising for Small Investors“. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3751620>.

Braeuer, K., Hackethal, A. and Scheurle, S. (2017): Fund savings plan choices with and without robo-advice. *Observatoire de l'Épargne Européenne*.

Bucher-Koenen, T., Lusardi, A., Alessie, R., van Rooij, M.(2017): How Financially Literate Are Women? An Overview and New Insights. *Journal of Consumer Affairs* 51 (2): 255–83. <https://doi.org/10.1111/joca.12121>.

Bucher-Koenen, T., Alessie R., Lusardi A., van Rooij, M. (2021): Fearless Woman: Financial Literacy and Stock Market Participation. Working Paper 28723. Working Paper Series. National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w28723>.

Campbell, J. (2006): Household Finance. *The Journal of Finance* 61 (4): 1553–1604. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.2006.00883.x>.

Chaouali, W., Ben Yahia, I., Souiden, N. (2016): The Interplay of Counter-Conformity Motivation, Social Influence, and Trust in Customers' Intention to Adopt Internet Banking Services: The Case of an Emerging Country. *Journal of Retailing and Consumer Services* 28 (Januar): 209–18. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2015.10.007>.

- Cheng, X., Guo, F., Chen, J., Li, K., Zhang, Y., Gao, P. (2019): Exploring the Trust Influencing Mechanism of Robo-Advisor Service: A Mixed Method Approach. *Sustainability* 11 (18): 4917. <https://doi.org/10.3390/su11184917>.
- D'Acunto, F., Prabhala N., Rossi, A. (2019): The Promises and Pitfalls of Robo-Advising. *The Review of Financial Studies* 32 (5): 1983–2020. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhz014>.
- D'Acunto, F., Rossi, A (2020): Robo-Advising. CESifo Working Paper No. 8225. 30.
- Davis, F. , Bagozzi, R., Warshaw, P. (1989): User acceptance of computer technology: a comparison of two theoretical models. *Management Science*, 35, 982–1003.
- Deutsche Bundesbank (2015): Das Spar- und Anlageverhalten privater Haushalte in Deutschland vor dem Hintergrund des Niedrigzinsumfelds. Monatsbericht Oktober, 13–32. Frankfurt a. M
- Deutsches Aktieninstitut (2021): Deutschland und die Aktie. Eine neue Liebesgeschichte? Aktionärszahlen des deutschen Aktieninstituts 2020.
- Deutsches Aktieninstitut (2022): Deutschland und die Aktie. Weiter auf hohem Niveau. Aktionärszahlen des deutschen Aktieninstituts 2021.
- Dietvorst, P., Simmons, J., Massey, C. (2018): Overcoming Algorithm Aversion: People Will Use Imperfect Algorithms If They Can (Even Slightly) Modify Them. *Management Science* 64(3):1155-1170. <https://doi.org/10.1287/mnsc.2016.2643>
- Dimock (2019): Where Millennials end and Generation Z Begins. Pew Research Center.
- Ebert, S., Grote, M, Laudenbach, C. (2019): Zum Rätsel der Aktienmarktteilnahme in Deutschland. Eine Studie im Auftrag der deutschen Börse AG.
- Flick, U., Kardorff, E, Steinke, I. (2009): Was ist qualitative Forschung? Einleitung und Überblick. In U. Flick, E. von Kardorff & I. Steinke (Hrsg.), *Qualitative Forschung. Ein Handbuch* (11. Aufl., S. 13–29). Reinbek: Rowohlt Taschenbuch Verlag.

French, D., McKillop, D., Stewart, E. (2021): Personal Finance Apps and Low-Income Households. *Strategic Change* 30 (4): 367–75. <https://doi.org/10.1002/jsc.2430>.

Germann, M., Merkle, C. (2020): Algorithm Aversion in Delegated Investing. SSRN Scholarly Paper 3364850. Rochester, NY: Social Science Research Network. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3364850>.

Guiso, L., Sodini, P. (2013): Household Finance: An Emerging Field. In *Handbook of the Economics of Finance*, 2:1397–1532. Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-44-459406-8.00021-4>.

Hastenteufel, J., Ganster, F. (2021). Studie zur Akzeptanz von Robo Advisor. In: Einflussfaktoren auf die Akzeptanz von Robo Advisors. essentials. Springer Gabler, Wiesbaden. https://doi.org/10.1007/978-3-658-34576-1_4.

Helfferrich, C. (2011): Die Qualität qualitativer Daten: Manual für die Durchführung qualitativer Interviews. 4. Aufl. Lehrbuch. Wiesbaden: VS, Verl. für Sozialwiss.

Hildebrand C., Bergner A. (2021): Conversational Robo Advisors as Surrogates of Trust: Onboarding Experience, Firm Perception, and Consumer Financial Decision Making. *Journal of the Academy of Marketing Science* 49 (4): 659–76. <https://doi.org/10.1007/s11747-020-00753-z>.

Holzhausen, A. (2021): Das Vermögen der Deutschen und ihr Sparverhalten im internationalen Vergleich. In *Vermögensbildungspolitik: Wohlstand steigern - Ungleichheit verringern - Souveränität stärken*, herausgegeben von Hans-Jörg Naumer, 89–100. Wiesbaden: Springer Fachmedien. https://doi.org/10.1007/978-3-658-34057-5_9.

Höld, R. (2009): Zur Transkription von Audiodaten. In *Qualitative Marktforschung: Konzepte – Methoden – Analysen*, herausgegeben von Renate Buber und Hartmut H. Holzmüller, 655–68. Wiesbaden: Gabler. https://doi.org/10.1007/978-3-8349-9441-7_41.

Hong, C., Yurong, Lu, X., Pan, J. (2021): FinTech Adoption and Household Risk-Taking. SSRN Scholarly Paper 3706709. Rochester, NY: Social Science Research Network. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3706709>.

Hu, H., Zhang, D., Wang, C. (2019): Impact of social media influencers' endorsement on application adoption: A trust transfer perspective. *Social Behavior and Personality: an international journal* 47 (11): 1–12. <https://doi.org/10.2224/sbp.8518>.

Jacovi, A., Marasović, A., Miller, T., Goldberg, Y. (2021): Formalizing Trust in Artificial Intelligence: Prerequisites, Causes and Goals of Human Trust in AI. In Proceedings of the 2021 ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency, 624–35. Virtual Event Canada: ACM. <https://doi.org/10.1145/3442188.3445923>.

Jianakoplos, N., Bernasek A. (1998): Are women more risk averse? *Economic Inquiry* 36 (4): 620–30. <https://doi.org/10.1111/j.1465-7295.1998.tb01740.x>.

Jung, D., Dorner, V., Weinhardt, C., Pusmaz, H. (2018): Designing a Robo-Advisor for Risk-Averse, Low-Budget Consumers. *Electronic Markets* 28 (3): 367–80. <https://doi.org/10.1007/s12525-017-0279-9>.

Kaustia, M., Knüpfer, S. (2012): Peer Performance and Stock Market Entry. *Journal of Financial Economics* 104 (2): 321–38. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2011.01.010>

Kim, S., Cotwright, M, Chatterjee, S. (2019) : Who are robo-advisor users? *Journal of Finance Issues, Academy of Finance*. Chicago, Vol. 18, Iss. 2, pp. 33-50, <http://jofi.aof-mbaa.org/72714-jfi-fall-1.4612108/t-001-1.4612116/f-001-1.4612117/a-009-1.4612121>.

Liivamägi, K. (2016): Investor Education and Trading Activity on the Stock Market. *Baltic Journal of Economics* 16 (2): 114–31. <https://doi.org/10.1080/1406099X.2016.1189058>.

Linnainmaa, J., Melzer, B., Previtero, A. (2021): The Misguided Beliefs of Financial Advisors“. *The Journal of Finance* 76 (2): 587–621. <https://doi.org/10.1111/jofi.12995>.

Löhe, J. (2017): Qualitative Studie: Leitfadengestützte Interviews“. In *Angehörigenpflege neben dem Beruf: Mixed Methods Studie zu Herausforderungen und betrieblichen Lösungsansätzen*, herausgegeben von Julian Löhe, 175–231. Wiesbaden: Springer Fachmedien. https://doi.org/10.1007/978-3-658-15503-2_5.

- Lourenço, C., Dellaert, B., Donkers, B.* (2020): Whose Algorithm Says So: The Relationships Between Type of Firm, Perceptions of Trust and Expertise, and the Acceptance of Financial Robo-Advice. *Journal of Interactive Marketing* 49 (Februar): 107–24. <https://doi.org/10.1016/j.intmar.2019.10.003>.
- Lusardi, A., Mitchell, O.* (2014): The Economic Importance of Financial Literacy: Theory and Evidence. 65.
- Mayer, R., Davis, J., Schoorman, F.* (1995): An Integrative Model of Organizational Trust. In: *The Academy of Management Review*, Jul., 1995, Vol. 20, No. 3 (Jul. 1995), pp. 709-734.
- Mayring, P.* (2015): *Qualitative Inhaltsanalyse* (12. Auflage). Weinheim/Basel: Beltz Verlag.
- McKnight, D., Cummings, L., Chervany, N.* (1998): Initial Trust Formation in New Organizational Relationships. *The Academy of Management Review* 23 (3): 473–90. <https://doi.org/10.2307/259290>.
- Milani, A.* (2019): The role of risk and trust in the adoption of robo-advisory in Italy. An extension of the Unified Theory of Acceptance and Use of Technology. Msc Behavioural Economics dissertation, City University of London.
- Misoch, S.* (2019): Samplingverfahren in qualitativer Forschung und der Zugang zum Feld. In *Qualitative Interviews*, 199–212. De Gruyter Oldenbourg. <https://doi.org/10.1515/9783110545982-007>.
- Moulliet, D., Stolzenbach, J., Majonek, A., Völker, T.* (2016): The expansion of Robo-Advisory in Wealth Management. Deloitte: <https://www2.deloitte.com/content/dam/Deloitte/de/Documents/financial-services/Deloitte-Robo-safe.pdf>
- Ngo-Ye, T., Choi, J., Cummings, M.* (2018): MODELING THE ROBO-ADVISOR ECOSYSTEM: INSIGHTS FROM A SIMULATION STUDY. 19 (Oktober): 128–38.
- Prahl, A., van Swol, L.* (2017): Understanding Algorithm Aversion: When Is Advice from Automation Discounted? *Journal of Forecasting* 36 (6): 691–702. <https://doi.org/10.1002/for.2464>.
- Puschmann, T.* (2017): Fintech. *Business & Information Systems Engineering* 59 (1): 69–76. <https://doi.org/10.1007/s12599-017-0464-6>.

Raiihel, J. (2008): *Quantitative Forschung: ein Praxiskurs. 2., Durchgesehene Auflage. Lehrbuch.* Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften.

Reher, M., Sokolinski, S. (2021): *Automation and Inequality in Wealth Management.* 73.

Rossi, A., Utkus, S. (2020): *The Needs and Wants in Financial Advice: Human versus Robo-advising.* Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=3759041> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3759041>.

Rühr, A. (2020): *Robo-Advisor Configuration: An Investigation of User Preferences and the Performance-Control Dilemma.* In *Proceedings of the 28th European Conference on Information Systems (ECIS), An Online AIS Conference, June 15-17, 2020.* https://aisel.aisnet.org/ecis2020_rp/94.

Ruin, S. (2017): *Ansätze und Verfahren der Kategorienbildung in der qualitativen Inhaltsanalyse.* in H. Aschebrock & G. Stibbe (eds), *Schulsportforschung: Wissenschaftstheoretische und methodologische Reflexionen. Beiträge zur Schulentwicklung,* Waxmann Verlag, Münster, pp. 119-134.

Sapienza, P., Toldra-Simats, A., Zingales, L. (2013): *Understanding Trust.* *The Economic Journal* 123 (573): 1313–32. <https://doi.org/10.1111/eoj.12036>.

Statista (2022): *Robo-Advisors - Weltweit.* Zugriff am 03. Mai 2022, von <https://de.statista.com/outlook/dmo/fintech/digital-investment/robo-advisors/weltweit>

Stewart, H., Jürjens, J. (2018): *Data security and consumer trust in FinTech innovation in Germany,* *Information and Computer Security.* Vol. 26 No. 1: 109-128. <https://doi.org/10.1108/ICS-06-2017-0039>.

Stewart, K.J. (2003): *Trust Transfer on the World Wide Web.* *Organization Science* 14(1):5-17. <https://doi.org/10.1287/orsc.14.1.5.12810>.

Strub, P., Priest, T. (1976): *Two Patterns of Establishing Trust: The Marijuana User.* *Sociological Focus* 9 (4): 399–411. <https://doi.org/10.1080/00380237.1976.10570947>.

Van Rooij, M., Lusardi, A., Alessie R. (2011): *Financial literacy and stock market participation.* *Journal of Financial Economics* 101 (2): 449–72.

Venkatesh, V., Morris, M., Davis, G., Davis, F. (2003): User Acceptance of Information Technology: Toward a Unified View. MIS Quarterly 27 (3): 425–78. <https://doi.org/10.2307/30036540>.

Venkatesh, V., Davis, F. (2000): A Theoretical Extension of the Technology Acceptance Model: Four Longitudinal Field Studies. Management Science 46 (Februar): 186–204. <https://doi.org/10.1287/mnsc.46.2.186.11926>.

Yakoboski, P., Lusardi, A., Hasler, A. (2018): Millennial Financial Literacy and Fin-Tech Use: Who Knows What in the Digital Era. New Insights from the 2018 P-Fin Index.