



MASTERARBEIT | MASTER'S THESIS

Titel | Title

Einflussfaktoren auf die Verhaltensintention in Kryptowährungen zu investieren im Rahmen des Technology Acceptance Model 3 (TAM 3) bei jungen Erwachsenen

verfasst von | submitted by

Jeremias Maria Schmidle BSc

angestrebter akademischer Grad | in partial fulfilment of the requirements for the degree of

Master of Science (MSc)

Wien | Vienna, 2024

Studienkennzahl lt. Studienblatt |

UA 066 840

Degree programme code as it appears on
the student record sheet:

Studienrichtung lt. Studienblatt | Degree
programme as it appears on the student
record sheet:

Masterstudium Psychologie

Betreut von | Supervisor:

Univ.-Prof. Dipl.-Psych. Dr. Robert Böhm

Abstract

Ziel: Diese Studie untersucht die Verhaltensintention von individuellen privaten Anleger*innen in Kryptowährungen zu investieren. Ziel ist es, die primären Determinanten im Rahmen einer Erweiterung des Technology Acceptance Model 3 (TAM 3) zu untersuchen.

Methode: Die Daten wurden von 204 Krypto-Investor*innen über einen anonymen, querschnittlichen Online-Fragebogen erhoben und über ein Partial Least Squares Strukturgleichungsmodell (PLS-SEM) mittels der Analysesoftware R analysiert.

Ergebnisse: Die Ergebnisse zeigen, dass Perceived Usefulness, Subjective Norms und Trust in Cryptocurrencies signifikante Prädiktoren für die Intention in Kryptowährungen zu investieren sind. Zudem konnten die im TAM postulierten Beziehungen von Perceived Ease of Use und Subjective Norms auf Perceived Usefulness, sowie Computer Self-Efficacy auf Perceived Ease of Use bestätigt werden. Umgekehrt konnte keine signifikante Wirkung von Perceived Risk, Financial Literacy, Trust in Financial Institutions und Perceived Ease of Use auf die Verhaltensintention gefunden werden.

Fazit: Diese Studie demonstriert die Effektivität des TAM 3 für die Erklärung der Verhaltensintention in Kryptowährungen zu investieren und trägt damit als eine der ersten Studien im deutschsprachigen Raum zur bestehenden Fachliteratur bei, die das TAM 3 in diesem Kontext anwendet. Zudem liefert sie Regulatoren, Entwickler*innen von Kryptowährungen, sowie Krypto-Unternehmen wertvolle Einsichten in das Investitionsverhalten privater Anleger*innen.

Schlagwörter: Kryptowährungen, Verhaltensintention, Investition, Technology Acceptance Model 3 (TAM 3), Subjective Norms, Perceived Usefulness, DACH-Region

Inhaltsverzeichnis

Einflussfaktoren auf die Verhaltensintention in Kryptowährungen zu investieren im Rahmen des Technology Acceptance Model 3 (TAM 3) bei jungen Erwachsenen	6
Theoretischer Hintergrund	6
Technology Acceptance Model	6
Technology Acceptance Model und Kryptowährungen	7
Perceived Usefulness	7
Perceived Ease of Use	7
Subjective Norms	8
Computer Anxiety	9
Computer Self-Efficacy	9
Erweiterungen des TAM	9
Perceived Risk	9
Financial Literacy	10
Trust in Financial Institutions	11
Trust in Cryptocurrencies	11
Aktuelle Studie	12
Hypothesen	12
Hypothesen zum TAM 3	12
Hypothesen zusätzlicher Faktoren	13
Methode	13
Präregistrierung und Dokumentation	13
Stichprobe	13
Material	14
Behavioral Intention to Use	14
Perceived Usefulness	14
Perceived Ease of Use	15
Subjective Norms	15

	4
Computer Anxiety	15
Computer Self-Efficacy	15
Perceived Risk	16
Financial Literacy	16
Trust in Financial Institutions	16
Trust in Cryptocurrencies	16
Actual Use Behavior	16
Durchführung	17
Statistische Analyse	17
Ergebnisse	18
Messmodell	18
Indikatorreliabilität	18
Interne Konsistenz	18
Konvergente Validität	18
Diskriminante Validität	19
Strukturmodell	20
Kollinearität	20
Signifikanz und Relevanz der Pfadkoeffizienten	20
Erklärungskraft des Modells	21
Prädiktive Aussagekraft des Modells	22
Diskussion	23
Hypothesen des TAM	23
H1 – Perceived Ease of Use und Behavioral Intention	23
H2 – Perceived Ease of Use und Perceived Usefulness	24
H3 – Perceived Usefulness und Behavioral Intention	24
H4 – Subjective Norms und Behavioral Intention	25
H5 – Subjective Norms und Perceived Usefulness	25
H6 – Computer Anxiety und Perceived Ease of Use	25

H7 – Computer Self-Efficacy und Perceived Ease of Use	25
Hypothesen zusätzlicher Faktoren	26
H8 – Perceived Risk und Behavioral Intention	26
H9 – Financial Literacy und Behavioral Intention	26
H10 – Trust in Financial Institutions und Behavioral Intention	27
H11 – Trust in Cryptocurrencies und Behavioral Intention	28
Theoretische Implikationen	28
Praktische Implikationen	28
Limitationen und zukünftige Forschung	29
Literaturverzeichnis	31
Anhänge	40

Einflussfaktoren auf die Verhaltensintention in Kryptowährungen zu investieren im Rahmen des Technology Acceptance Model 3 (TAM 3) bei jungen Erwachsenen

Kryptowährungen haben sich in den letzten Jahren zu einem zentralen Thema der globalen Finanz- und Technologiebranche entwickelt. Aufgrund immer noch großer wirtschaftlicher, technologischer und rechtlicher Lücken sind Kryptowährungen aber sowohl bei Investor*innen als auch bei Regulatoren heftig umstritten. Dennoch scheinen immer mehr private Investor*innen ein stetig steigendes Interesse an Kryptowährungen zu haben. Neben rein ökonomischen Gründen, wie unter anderem als alternative Anlagemöglichkeit oder als Absicherung gegenüber konventionellen Finanzanlagen (Kang et al., 2020; Youssef, 2022), können auch vorrangig soziale Mechanismen wie beispielsweise Empfehlungen durch Freunde und Familie eine entscheidende Rolle im Investitionsverhalten privater Anleger*innen spielen (Osakwe et al., 2022). Trotz der nur kurzen Vergangenheit von Kryptowährungen seit dem Entstehen von Bitcoin im Jahr 2009 (Nakamoto, 2008) haben bereits zahlreiche Studien unterschiedlichste Einflussfaktoren untersucht (vgl. R. & Aithal, 2022). Um die Einflussfaktoren auf die Verhaltensintention möglichst umfangreich erfassen zu können, wird im Rahmen dieser Studie das Technology Acceptance Model 3 (TAM 3; Venkatesh & Bala, 2008) verwendet und auf Basis bereits bestehender Literatur erweitert.

Theoretischer Hintergrund

Technology Acceptance Model

Das Technology Acceptance Model (TAM; Davis, 1989) ist einer der bekanntesten und am häufigsten verwendeten Ansätze, um die Verhaltensintention neue Technologien zu verwenden zu untersuchen (Jariyapan et al., 2022; Nadeem et al., 2021; Venkatesh, 2000). Das TAM postuliert, dass die Verhaltensintention entscheidend von zwei grundlegenden Komponenten abhängig ist: wahrgenommene Nützlichkeit (Perceived Usefulness) und wahrgenommene Benutzerfreundlichkeit (Perceived Ease of Use). Diese Komponenten sind fundamental, um die Akzeptanz der Nutzer*innen gegenüber einer Technologie zu verstehen (Islam et al., 2023).

In der dritten und neuesten Fassung (TAM 3; Venkatesh & Bala, 2008) wurde das Modell um zahlreiche weitere Determinanten erweitert, wodurch eine deutlich differenziertere Vorhersage der Verhaltensintention ermöglicht wurde. Aufgrund der Komplexität der neuesten Fassung des TAM (siehe Anhang A.A., Technology Acceptance Model 3) wird im Folgenden auf jene Faktoren näher eingegangen, die sich in der Fachliteratur als besonders relevant für diesen Kontext erwiesen haben.

Technology Acceptance Model und Kryptowährungen

Während die erste Version des TAM (Davis, 1989) als Basis für diese Studie verwendet hätte werden können, wurden aufgrund einer umfassenden Analyse der bestehenden Fachliteratur auch Determinanten des TAM 3 als relevant identifiziert. So scheinen insbesondere subjektive Normen eine entscheidende Rolle bei der Investitionsentscheidung zu spielen (Pham et al., 2021). Des Weiteren wurde aufgrund von Erkenntnissen aus ähnlichen Finanztechnologien (z.B. Mobile Payment; Bailey et al., 2017) und der sehr komplexen Natur von Kryptowährungen auch die Selbstwirksamkeit (Computer Self-Efficacy) und die Angst, diese Technologien zu verwenden (Computer Anxiety), als entscheidend erachtet und in das Modell integriert.

Herauszuheben ist, dass diese Auswahl keineswegs eine Abwertung der anderen Variablen im TAM 3 bedeutet, sondern vielmehr eine strategische Entscheidung darstellt, um die anhand der vorhandenen Literatur am besten erforschten und etablierten Faktoren zu untersuchen. Darüber hinaus wurde dieser Ansatz gewählt, um innerhalb der für die vorliegende Studie verfügbaren Ressourcen die Faktoren im deutschsprachigen Raum zu erforschen, bevor zusätzliche Variablen des Modells eingeführt werden.

Perceived Usefulness

Im Rahmen dieser Studie ist die Perceived Usefulness (PU) die Wahrnehmung einer Person, dass die Verwendung von Kryptowährungen deren Investitionsprofite, die Effektivität ihrer Zahlungen oder insgesamt deren wirtschaftliche Leistungsfähigkeit verbessern.

Im Finanzsektor konnte bereits bei diversen neuartigen Technologien gezeigt werden, dass die wahrgenommene Nützlichkeit ein zentraler Prädiktor für die Verhaltensintention ist, eine Technologie zu verwenden (z.B. elektronisches und mobiles Banking; Kaur & Malik, 2019; Riquelme & Rios, 2010). In Einklang mit diesen Ergebnissen ist die Perceived Usefulness auch im Zusammenhang mit Kryptowährungen einer der zentralen Faktoren, die die Verhaltensintention in Kryptowährungen zu investieren beeinflussen (Mendoza-Tello et al., 2018; Namahoot & Rattanawiboonsom, 2022; Sagheer et al., 2022) und konnte unabhängig der geografischen Herkunft zuverlässig nachgewiesen werden (z.B. Spanien, Türkei, Pakistan und Malaysia; Arias-Oliva et al., 2019; Bozkurt & Akgiil, 2023; Jariyapan et al., 2022; Sukumaran et al., 2022a).

Perceived Ease of Use

Perceived Ease of Use (PE) ist die subjektive Wahrnehmung einer Person, wie einfach (d.h. benutzerfreundlich) eine Technologie zu verwenden ist (Davis, 1989). Wird eine neue Technologie als zu komplex wahrgenommen, kann dies ein entscheidendes Hindernis für die

weitere Verbreitung und Akzeptanz dieser Technologie sein (Cheung et al., 2000). Obwohl die Verwendung von Kryptowährungen nach wie vor mit deutlichen Schwierigkeiten für Benutzer*innen verbunden ist (Moniruzzaman et al., 2020), scheint Perceived Ease of Use ein signifikanter Prädiktor für die Verhaltensintention in Kryptowährungen zu investieren zu sein (Jariyapan et al., 2022; Namahoot & Rattanawiboonsom, 2022; Shahzad et al., 2018).

Zusätzlich führt eine höhere wahrgenommene Benutzerfreundlichkeit und leichtere Verwendbarkeit zu einer höheren wahrgenommenen Nützlichkeit einer Technologie (Davis, 1989). Diese Grundannahme des TAM konnte mittlerweile in zahlreichen Studien bestätigt werden und wird auch im Kontext von Kryptowährungen einheitlich unterstützt (z.B. Nadeem et al., 2021; Shahzad et al., 2018; Walton et al., 2018).

Subjective Norms

Basierend auf der Theory of Reasoned Action (Fishbein & Ajzen, 1975) beschreibt das TAM subjektive Normen als die Wahrnehmung einer Person, wie bedeutende Menschen in ihrem Umfeld darüber denken, ob die Person eine Technologie nutzen sollte oder nicht (Venkatesh & Davis, 2000).

Durch die immer noch sehr spekulative Natur von Kryptowährungen (Grobys & Junttila, 2021) könnte der soziale Einfluss eine besonders große Rolle bei der Investitionsentscheidung spielen (Krafft et al., 2018). Neben anderen sozialen Einflüssen wie Herding-Effekten (vgl. Boxer & Thompson, 2020; Youssef, 2022) und Fear of Missing Out (FOMO; Gerrans et al., 2023; Martin et al., 2022) scheinen in der Literatur besonders die subjektiven Normen einer Person eine signifikante Wirkung auf die Investitionsentscheidung zu haben (Osakwe et al., 2022; Pham et al., 2021; Younus et al., 2022). Beispielsweise sind Personen eher dazu bereit in Bitcoin zu investieren, wenn es ihnen von einem Freund oder einer Freundin empfohlen wurde (Baur et al., 2015). Zudem gibt es Hinweise darauf, dass subjektive Normen die Bereitschaft erhöhen können, spekulativ in Kryptowährungen zu investieren (Hyun-Sun & Ko, 2019).

Obwohl bisher nur wenige Studien die im TAM postulierte Beziehung zwischen Subjective Norms und Perceived Usefulness bei Kryptowährungen untersucht haben (Jariyapan et al., 2022), ist dieser Effekt bei der Adoption anderer Finanztechnologien wie Mobile Payment (de Luna et al., 2019) und Kreditkarten (Nguyen & Cassidy, 2018) bereits gut dokumentiert, weshalb auch im Kontext von Kryptowährungen ein positiver Zusammenhang angenommen wird.

Computer Anxiety

Die im TAM definierte Determinante Computer Anxiety (CA) bezieht sich trotz des vermeintlich irreführenden Namens auf jegliche Informationstechnologie und wird im Rahmen dieser Studie zudem als Angst Kryptowährungen zu verwenden verstanden.

Bislang gibt es nur wenig Forschung, in der die Angst neue Technologien zu verwenden im Kontext von Kryptowährungen untersucht wurde. Bisherige Studien konnten keinen signifikanten Effekt auf die im TAM postulierte Wirkrichtung von Computer Anxiety auf Perceived Ease of Use nachweisen (Jariyapan et al., 2022). Bei ähnlichen Technologien im Finanzbereich wie beispielsweise mobilen Zahlungen konnte allerdings ein signifikanter Einfluss auf Perceived Ease of Use gezeigt werden (Bailey et al., 2017). Da Computer Anxiety generell in der Literatur ein bedeutender Inhibitor für die Intention Computer zu verwenden ist (Maricutoiu, 2014) und eine Lücke in der Forschung bezüglich (Computer) Anxiety und Perceived Ease of Use bei Kryptowährungen besteht, wird Computer Anxiety (d.h. die Angst Kryptowährungen zu verwenden) in dieser Studie ebenfalls als Faktor in das Forschungsmodell aufgenommen.

Computer Self-Efficacy

Wie Computer Anxiety bezieht sich auch Computer Self-Efficacy (CS) auf jegliche Arten der Informationstechnologie und in diesem Kontext auf die Selbsteinschätzung der Fähigkeiten einer Person, Kryptowährungen zu nutzen.

Der Effekt von Self-Efficacy auf die Verhaltensintention Kryptowährungen zu verwenden ist mittlerweile gut dokumentiert (Osakwe et al., 2022; Voskobojnikov et al., 2021; Wu et al., 2022). Weiters führt, den Modellbeziehungen des TAM entsprechend, eine positivere Einschätzung der eigenen Fähigkeiten im Umgang mit Kryptowährungen zu einer höheren Perceived Ease of Use (Hollaus et al., 2022; Jariyapan et al., 2022). Dieser Effekt auf Perceived Ease of Use wurde auch bereits in Zusammenhang mit anderen Finanztechnologien nachgewiesen (Bailey et al., 2017; Shankar & Datta, 2018), wodurch Computer Self-Efficacy als eine der Determinanten von Perceived Ease of Use in das Modell dieser Studie aufgenommen wird.

Erweiterungen des TAM

Perceived Risk

Das Investieren in Kryptowährungen ist angesichts einer Vielzahl von Faktoren mit erheblichen Risiken verbunden. Unter anderem sind Investor*innen aufgrund spekulativer Blasen verursacht durch beispielsweise eine hohe Preisvolatilität (Haykir et al., 2022), unerfahrene Investor*innen (Bouri et al., 2019), Knappheit (Tirole, 1985), übertriebene Erwartungen (Chaim & Laurini, 2019), sowie durch allgemeine regulatorische Unsicherheiten (van der Linden & Shirazi, 2023) großen Risiken ausgesetzt.

Trotz dieser potenziellen Gefahren scheint es in der bisherigen Literatur noch immer keinen klaren Konsensus bezüglich der Wirkung des wahrgenommenen Risikos zu geben. Während in manchen Studien das wahrgenommene Risiko durchaus einen negativen Zusammenhang mit dem Investieren in Kryptowährungen aufwies (Dabbous et al., 2022; Sagheer et al., 2022), konnte ein beträchtlicher Teil der Literatur keine Beziehung der beiden Variablen feststellen (Arias-Oliva et al., 2019; Jariyapan et al., 2022; Mendoza-Tello et al., 2018; Nama-hoot & Rattanawiboonsom, 2022; Sukumaran et al., 2022a; Sukumaran et al., 2022b). Umgekehrt gibt es vereinzelte Hinweise darauf, dass eine positive Relation zwischen wahrgenommenem Risiko und dem Investieren in Kryptowährungen bestehen könnte (Osakwe et al., 2022; Pham et al., 2021). So scheinen manche Krypto-Investor*innen beim Handeln mit Kryptowährungen eine besonders hohe Risikobereitschaft aufzuweisen (Pelster et al., 2019) und teilweise sogar Verhaltensweisen zu zeigen, die Spielsucht ähneln (Sonkurt & Altinoz, 2021).

Financial Literacy

Financial Literacy (FL) umfasst das Wissen und die Fähigkeiten einer Person im finanziellen Kontext Situationen zu evaluieren und fundierte Entscheidungen zu treffen (Seay et al., 2017).

Gemäß den Erwartungen ist eine höhere Financial Literacy ein starker Prädiktor für das Investieren in traditionellen Märkten (z.B. Aktien; Lusardi & Mitchell, 2014; van Rooij et al., 2011). Hinsichtlich des Investierens in Kryptowährungen wurden bislang allerdings sehr widersprüchliche Ergebnisse dokumentiert (vgl. Arias-Oliva et al., 2019; Gupta et al., 2021; Jariyapan et al., 2022; Pham et al., 2021).

Eine wichtige Unterscheidung in diesem Zusammenhang könnte sein, dass Financial Literacy zwei voneinander differenzierte Dimensionen beinhaltet: objektive und subjektive Financial Literacy (Wang, 2009). Insbesondere subjektive Financial Literacy scheint mit dem Investieren in riskantere Anlagen verbunden zu sein. Auch in Bezug auf Investitionen in Kryptowährungen stellt die subjektive Financial Literacy im Gegensatz zur objektiven Financial Literacy einen signifikanten Prädiktor dar (Zhao & Zhang, 2021). Darüber hinaus neigen Investor*innen von Kryptowährungen dazu, ihr finanzielles Wissen erheblich zu überschätzen, was wiederum die Diskrepanz zwischen objektiver und subjektiver Financial Literacy verstärkt (Kim et al., 2022).

Auf Basis dieser Ergebnisse wurde in dieser Studie Financial Literacy ausschließlich über die Selbsteinschätzung der Proband*innen erfasst, weshalb in der folgenden Arbeit die Dimension der subjektiven Financial Literacy betrachtet wird.

Trust in Financial Institutions

Vertrauen in finanzielle Institutionen ist von entscheidender Bedeutung für die Durchführung finanzieller Transaktionen und die Gewährleistung eines stabilen Finanzsystems sowie makroökonomischer Stabilität (Brychko et al., 2021). Jedoch erreichte das Vertrauen in den Finanzsektor infolge der globalen Finanzkrise von 2008 einen Tiefpunkt (Roth, 2009). Diese Krise veranlasste viele Menschen dazu, nach alternativen monetären Systemen zu suchen, wie unter anderem auch Kryptowährungen, die als Reaktion auf die globale Finanzkrise entstanden (England & Fratrik, 2018). So zeigen Regionen mit geringerem Vertrauen in das traditionelle Finanzsystem eine höhere Aktivität von Bitcoin Nodes (d.h. Validatoren im Bitcoin-Netzwerk), sowie ein höheres Angebot und eine verstärkte Nachfrage von Bitcoin in Ländern während Zeiten inflationärer Krisen (Saiedi et al., 2021). Allgemein scheinen weltweite ökonomische Krisen mit einem höheren Interesse an Bitcoin verbunden zu sein (Hakim Das Neves, 2020). Angesichts der Grundidee von Bitcoin (und später zahlreichen anderen Kryptowährungen) als potenzielle Alternative zu herkömmlichen Fiatwährungen ist es naheliegend, das Vertrauen der Investor*innen in traditionelle finanzielle Institutionen als Faktor in das erweiterte TAM einzubeziehen.

Trust in Cryptocurrencies

Auch wenn Kryptowährungen oft als „trustless“ (d.h. ohne vermittelnde oder verifizierende Instanzen Dritter) propagiert werden, spielt Vertrauen im sozioökonomischen Kontext dennoch eine essenzielle Rolle (Chohan, 2019).

Vertrauen ist eine der fundamentalen Voraussetzungen für das Funktionieren und die Entwicklung von finanziellen Märkten (Castaldo, 2007; Mayer, 2008), für das Verwenden elektronischer Zahlungen (Tsiakis & Stephanides, 2005) und die Bereitschaft zu investieren (Guiso et al., 2008) und ist somit auch im Kontext von Kryptowährungen relevant. Ein höheres Vertrauen in Kryptowährungen steigert die Intention Kryptowährungen zu verwenden (Almarashdeh, 2018; Voskobojnikov et al., 2021) oder erneut erwerben zu wollen (Li et al., 2022). Zudem scheint sich das Vertrauen in Kryptowährungen über Einstellungen (Alaeddin & Altounjy, 2018; Osakwe et al., 2022) oder Perceived Usefulness (Mendoza-Tello et al., 2018; Nuryyev et al., 2020) zumindest indirekt auf die Intention Kryptowährungen zu verwenden auszuwirken.

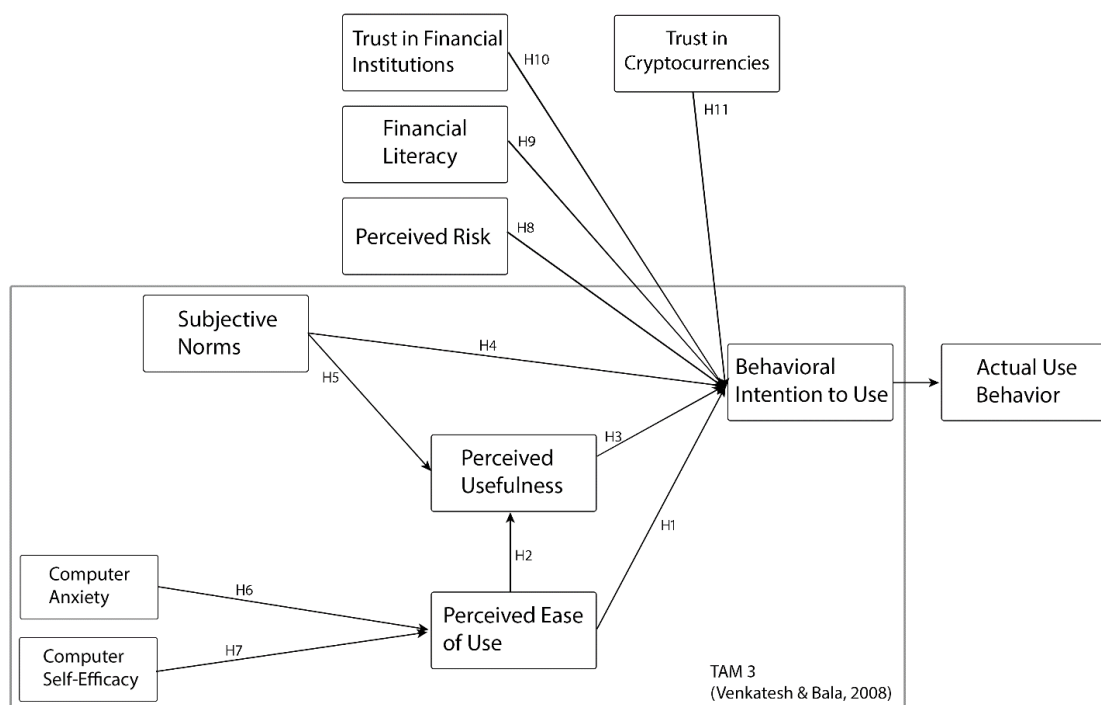
Obwohl sich das Vertrauen von Kryptoinvestor*innen aus einer Vielzahl an Faktoren zusammensetzen kann und damit äußerst komplex ist (Marella et al., 2020), wird im Rahmen dieser Studie Vertrauen nur als generelle Einstellung erhoben.

Aktuelle Studie

Die vorliegende Forschungsarbeit fokussiert sich auf die Kaufabsicht von Kryptowährungen individueller privater Anleger*innen (d.h. Kleinanleger*innen). Ziel dieser Studie ist es, die primären Determinanten zu untersuchen, welche die Absicht, in Kryptowährungen zu investieren, beeinflussen. Dazu werden fachliteraturrelevante Zusammenhänge des TAM 3 als Ausgangspunkt verwendet und anhand aktueller Literatur um bedeutende Faktoren erweitert (siehe Abbildung 1). Diese Arbeit trägt zum wachsenden Verständnis über die Einflussfaktoren der Kaufabsicht von Kryptowährungen bei. Zusätzlich betont sie die Anwendbarkeit des TAM in diesem Kontext und zeigt die Bedeutung von Faktoren in einer erweiterten Modellversion.

Abbildung 1

Forschungsmodell: Für diese Studie angepasstes Technology Acceptance Model 3



Hypothesen

Basierend auf den Modellannahmen des TAM 3 und der oben angeführten Literatur wurden folgende Hypothesen formuliert:

Hypothesen zum TAM 3

- H1:** Ein höherer Perceived Ease of Use führt zu einer höheren Intention in Kryptowährungen zu investieren.
- H2:** Ein höherer Perceived Ease of Use führt zu einer höheren Perceived Usefulness von Kryptowährungen.

H3: Eine höhere Perceived Usefulness führt zu einer höheren Intention in Kryptowährungen zu investieren.

H4: Höhere Subjective Norms gegenüber Kryptowährungen führen zu einer höheren Intention in Kryptowährungen zu investieren.

H5: Höhere Subjective Norms gegenüber Kryptowährungen führen zu einer höheren Perceived Usefulness von Kryptowährungen.

H6: Eine geringere Computer Anxiety führt zu einer höheren Perceived Ease of Use.

H7: Eine höhere Computer Self-Efficacy führt zu einer höheren Perceived Ease of Use.

Hypothesen zusätzlicher Faktoren

H8: Ein geringeres Perceived Risk von Kryptowährungen führt zu einer höheren Intention in Kryptowährungen zu investieren.

H9: Eine höhere subjektive Financial Literacy führt zu einer höheren Intention in Kryptowährungen zu investieren.

H10: Ein geringeres Vertrauen (Trust) in Financial Institutions führt zu einer höheren Intention in Kryptowährungen zu investieren.

H11: Ein höheres Vertrauen (Trust) in Cryptocurrencies führt zu einer höheren Intention in Kryptowährungen zu investieren.

Methode

Präregistrierung und Dokumentation

Der Untersuchungsplan, Berechnungen zur Stichprobengröße, Variablen, Hypothesen sowie Items und geplante Analysen wurden vor Beginn der Datenerhebung auf dem Open Science Framework präregistriert (<https://osf.io/xgrsm>). Alle erhobenen Daten dieser Studie, sowie die vollständige Dokumentation der durchgeführten Analysen sind zudem öffentlich zugänglich (<https://osf.io/mazh9>). Die Studie wurde vor Beginn der Datenerhebung vom Departmental Review Board der Fakultät für Psychologie der Universität Wien ethisch begutachtet und genehmigt.

Stichprobe

Für die Berechnung der Mindeststichprobengröße wurde die inverse square root method von Kock & Hadaya (2018) beziehungsweise die weniger konservativen Empfehlungen dieser Methode von Hair et al. (2022) verwendet. Da diese Art der Berechnung prospektiv erfolgen sollte, wurden Pfadkoeffizienten aus bereits bestehenden Daten verwendet. Hierbei wurden die Pfadkoeffizienten aus der Studie von Jariyapan et al. (2022) herangezogen, da das vorliegende Design der Studie große Ähnlichkeiten zu deren Studiendesign aufweist. Der kleinste signifikante Pfadkoeffizient in deren Studie beträgt 0.139, wodurch nach Hair et al.

(2022) bei einem Signifikanzniveau von 5% eine Stichprobengröße von mindestens $N = 155$ benötigt wird. Um eine ausreichende Stichprobengröße zu garantieren, wurden durch Einbeziehen weiterer Richtlinien $N = 200$ Teilnehmer*innen angestrebt. Aufgrund mehrerer Ausschlusskriterien (z.B. Honest Responding und Attention Checks) wurde zusätzlich ein Oversampling von 10% berücksichtigt. All das führte schlussendlich zu einer Gesamtstichprobe von $N = 220$.

Nach Abschluss der Rekrutierung war die Stichprobengröße $N = 221$, wovon insgesamt $N = 17$ Personen ausgeschlossen wurden. Sieben Personen hatten nicht beide Attention Checks bestanden. Die verbleibenden zehn Personen wurden ausgeschlossen, weil sie angaben, weder zum aktuellen Zeitpunkt noch in der Vergangenheit in Kryptowährungen investiert zu haben. Bei allen anderen Ausschlusskriterien wurden keine Teilnehmer*innen exkludiert, was zu einer endgültigen Stichprobengröße von $N = 204$ führte.

Von den Teilnehmer*innen waren 83% männlich, 16% weiblich und 1% identifizierte sich als divers. Entsprechend den Ausschlusskriterien waren alle Teilnehmer*innen zwischen 18 und 35 Jahren alt ($M = 27.7$; $SD = 4.3$). Der höchste erreichte Ausbildungsgrad war eine Promotion, die 1% der rekrutierten Personen erlangt hatte. Rund 28% hatten einen Masterabschluss und 30% verfügten über einen Bachelorabschluss. Von den Teilnehmer*innen kamen 85% aus Deutschland, 9% aus Österreich und 6% aus der Schweiz.

Material

Alle im folgenden angegebenen Variablen wurden, sofern nicht anders angegeben, aus dem Englischen ins Deutsche übersetzt und auf einer siebenstufigen Likert-Skala mit den Antwortoptionen von (1) *stimme überhaupt nicht zu* bis (7) *stimme voll und ganz zu* quantifiziert.

Behavioral Intention to Use

Die abhängige Variable Behavioral Intention to Use (BI) wurde durch vier Items von Pham et al. (2021) erfasst („Ich habe die Absicht, Kryptowährungen zu kaufen.“). Pham et al. (2021) verwendeten ursprünglich fünf Items, von denen eines allerdings aufgrund einer unklaren Formulierung nicht in die vorliegende Studie aufgenommen wurde. Die Skala wies eine hohe interne Konsistenz auf (Cronbach's $\alpha = 0.94$ $\rho_{oc} = 0.96$) und war somit in Einklang mit den Ergebnissen der ursprünglichen Autoren ($\alpha = 0.93$; Pham et al., 2021).

Perceived Usefulness

Die vier Items zu Perceived Usefulness basieren auf der Studie von Gupta et al. (2020) und beziehen sich auf die wahrgenommene Nützlichkeit von Kryptowährungen bezüglich der eigenen finanziellen Effizienz („Ich finde, dass mir die Verwendung von Kryptowährungen hilft, meine wirtschaftliche Leistungsfähigkeit zu verbessern, da ich die vollständige Kontrolle über

mein Geld habe.“). Gupta et al. (2020) lieferten keine expliziten Angaben zu den Reliabilitätswerten, wodurch ein direkter Vergleich nicht möglich war. Die Reliabilität in dieser Studie war allerdings sehr zufriedenstellend ($\alpha = 0.90$; $\rho_c = 0.93$).

Perceived Ease of Use

Perceived Ease of Use wurde anhand von drei Items von Nadeem et al. (2021) erhoben (z.B. „Ich glaube, dass die Verwendung von Kryptowährungen benutzerfreundlich und mühelos ist.“). Die ursprüngliche Skala wurde von fünf auf drei Items gekürzt. Ausgeschlossen wurde dabei ein Item („Ich glaube, es ist leicht, sich die Funktionen von Kryptowährungen zu merken.“), welches je nach Auffassung und Wissen der Befragten zu sehr unterschiedlichen Antworten führen könnte, da die Funktionen von Kryptowährungen sehr weitläufig und komplex sein können. Ebenfalls ausgeschlossen wurde zudem ein Item, das sich auf Verlustängste bezieht („Ich fürchte Verluste, wenn ich über die Nutzung von Kryptowährungen nachdenke.“) und dadurch womöglich die Variable Perceived Risk (PR) konfundieren könnte. Dennoch zeigte die Skala in dieser Studie eine hohe Reliabilität ($\alpha = 0.79$; $\rho_c = 0.91$) und war somit mit der Studie von Nadeem et al. (2021) vergleichbar ($\alpha = 0.88$; $\rho_c = 0.91$).

Subjective Norms

Die drei Items zu Subjective Norms wurden von Osakwe et al. (2022) basierend auf den Überlegungen von Venkatesh et al. (2012) erstellt und für das Investieren in Kryptowährungen angepasst („Die Menschen, die mir nahestehen, denken, dass ich in Kryptowährungen investieren sollte.“). Die kongenerische Reliabilität dieser Studie war hoch ($\alpha = 0.93$; $\rho_c = 0.95$) und damit den Werten der beiden Stichproben von Osakwe et al. (2022) sehr ähnlich ($\rho_c = 0.93$; $\rho_c = 0.90$).

Computer Anxiety

Da keine Items zu Computer Anxiety im Kontext von Kryptowährungen öffentlich zugänglich waren, wurden zwei Items anhand der Vorlage von Venkatesh (2000) erstellt und auf den Kontext von Kryptowährungen umformuliert (z.B. „Der Gedanke, in Kryptowährungen zu investieren, macht mich nervös.“). Die interne Konsistenz war auch trotz nur zwei Items zufriedenstellend ($\alpha = 0.70$; $\rho_c = 0.86$).

Computer Self-Efficacy

Für Computer Self-Efficacy wurden wiederum drei Items von Osakwe et al. (2022) verwendet (z.B. „Ich glaube, dass ich über die notwendigen Fähigkeiten und/oder Kenntnisse verfüge, um in Kryptowährungen zu investieren.“). Die Reliabilität der Skala war auch bei dieser Variable hoch ($\alpha = 0.87$; $\rho_c = 0.92$) und damit mit den Ergebnissen der beiden Stichproben von Osakwe et al. (2022) sehr vergleichbar ($\rho_c = 0.94$; $\rho_c = 0.89$).

Perceived Risk

Für das Perceived Risk von Kryptowährungen wurden drei Items verwendet, die unter anderem von Arias-Oliva et al. (2019), Gupta et al. (2021) und Sukumaran et al. (2022a, 2022b) validiert wurden (z.B. „Es gibt zu viele Unsicherheiten beim Investieren in Kryptowährungen.“). Die Skala wies eine gute interne Konsistenz auf ($\alpha = 0.76$; $\rho_{\text{C}} = 0.86$) und ist somit mit den Reliabilitäten der anderen Studien vergleichbar (z.B. Sukumaran et al., 2022b; $\rho_{\text{C}} = 0.87$).

Financial Literacy

Financial Literacy wurde über zwei Items erhoben, die auf der Arbeit von Hastings et al. (2013) basieren und im Kontext von Kryptowährungen in mehreren Studien validiert wurden (Arias-Oliva et al., 2019; Gupta et al., 2021). Die Items messen dabei, wie kompetent sich die Teilnehmer*innen selbst in Bezug auf finanzielle Bildung („Ich habe ein gutes Maß an Finanzwissen.“) und die Fähigkeit, mit finanziellen Angelegenheiten umzugehen („Ich habe eine hohe Fähigkeit, mich mit finanziellen Angelegenheiten auseinanderzusetzen.“) einschätzen. Ähnlich zu einer der Referenzstudien ($\alpha = 0.96$; $\rho_{\text{C}} = 0.96$; Arias-Oliva et al., 2019) konnte auch in der vorliegenden Studie eine äußerst hohe Reliabilität gezeigt werden ($\alpha = 0.93$; $\rho_{\text{C}} = 0.97$).

Trust in Financial Institutions

Für das Erheben der Variable Trust in Financial Institutions (TF) wurden zwei Items auf der Vorlage von Crujisen et al. (2021) erstellt. Die Items messen das Vertrauen in Banken („Ich halte die Banken in meinem Land für vertrauenswürdig.“), sowie das Vertrauen in die Regierung („Ich halte meine Regierung als finanzielle Institution für vertrauenswürdig.“). Da es keine theoretischen Hinweise darauf gab, dass den beiden Items dasselbe Konstrukt zugrunde liegt und die Items die vordefinierte Korrelation von 0.8 nicht erreichten ($r = 0.70$), wurden sie (TF1_01, TF2_01) in der weiteren Analyse als getrennt voneinander behandelt.

Trust in Cryptocurrencies

Ebenfalls wurde Trust in Cryptocurrencies (TC) über ein Item erhoben, das auf der Arbeit von Arli et al. (2020) basiert („Insgesamt halte ich Kryptowährungen für vertrauenswürdig“.).

Actual Use Behavior

Zusätzlich wurde das selbstberichtete tatsächliche Verhalten der Teilnehmer*innen als deskriptive Variable erfasst. Diese Variable diente als Ausschlusskriterium der Teilnehmer*innen und wurde zudem für die weitere Exploration verwendet. Actual Use Behavior wurde mittels zweier Items erhoben, von denen eines von Pilatin & Dilek (2023) übernommen

wurde („Ich investiere aktuell in Kryptowährungen.“) und eines zur Erfassung der vergangenen Verhaltensweisen erstellt wurde („Ich habe in der Vergangenheit bereits einmal in Kryptowährungen investiert.“).

Durchführung

Alle Studienteilnehmer*innen wurden über Prolific (www.prolific.com) rekrutiert. Dort erhielten sie Zugang zum Fragebogen, der mit SoSci-Survey (Leiner, 2019) erstellt wurde. Die ersten zwei Seiten des Fragebogens enthielten eine kurze Einführung zur Studie, Informationen zum Datenschutz sowie Kontaktinformationen für weitere Fragen. Nachdem die Teilnehmer*innen der Einverständniserklärung zugestimmt hatten, wurden ihre demografischen Daten erfasst (siehe Anhang B, Tabelle B1). Anschließend wurden die Items zu den verschiedenen Variablen und Attention Checks präsentiert, sowie die meistinvestierten Kryptowährungen der Teilnehmer*innen abgefragt. Die Items zu den Variablen wurden in randomisierter Reihenfolge wiedergegeben. Ausgenommen davon waren Behavioral Intention to Use und Actual Use Behavior, die erst nach den anderen Variablen erschienen, um möglichen Positionseffekten vorzubeugen. Am Ende wurde mit einer einfachen Ja/Nein-Frage erhoben, ob alle Fragen ehrlich beantwortet wurden. Auf der letzten Seite wurde den Proband*innen für ihre Teilnahme gedankt und erneut Kontaktinformationen für eventuelle Rückfragen bereitgestellt (für eine Übersicht aller Items siehe Anhang A.B.).

Statistische Analyse

Zur Untersuchung der Beziehungen zwischen abhängigen und unabhängigen Variablen wurde ein Strukturgleichungsmodell herangezogen. Im Rahmen dieser Studie wurde dafür ein Partial Least Squares-Strukturgleichungsmodell (PLS-SEM) verwendet, da PLS-SEM unter anderem bei komplexeren Modellen, kleineren Stichproben, Verteilungsproblemen, sowie dem Untersuchen von theoretischen Erweiterungen vorteilhaft ist (Hair et al., 2019). Die Schätzung des PLS-Modells erfolgt dabei in zwei Schritten: Der Überprüfung des Messmodells (d.h. Messung der Beziehung zwischen Indikatoren und Konstrukten) und der Überprüfung des Strukturmodells (d.h. Messung zwischen den Konstrukten).

Für die Analyse der Daten wurde die statistische Open-Source-Analysesoftware R (Version 4.3.2) beziehungsweise die integrierte Entwicklungsumgebung RStudio (Version 2023.12.0.369) verwendet. Zusätzlich wurden die Erweiterungspakete SEMinR (Version 2.3.2; Ray et al., 2022), dplyr (Version 1.1.4; Wickham et al., 2023) und misty (Version 0.5.4; Yanagida, T., 2023) genutzt.

Ergebnisse

Messmodell

Das Messmodell wird durch vier Kriterien überprüft: Indikatorreliabilität, interne Konsistenz, konvergente Validität und diskriminante Validität.

Indikatorreliabilität

Die Reliabilität der Indikatoren gibt an, wie viel der Varianz eines Indikators über sein Konstrukt erklärt wird. Grundsätzlich wird eine Ladung von über 0.708 empfohlen, da ab diesem Wert ein Konstrukt mehr als 50% der Varianz erklärt (Hair et al., 2021). Tabelle 1 zeigt die Indikatorladungen der einzelnen Items. Obwohl in dieser Studie auch eine Ladung zwischen 0.4 und 0.708 als akzeptabel angesehen wird, wurde Item PE01 mit einer Ladung von 0.589 aus der Analyse ausgeschlossen, da dies sowohl zu einer höheren internen Konsistenz als auch zu einer höheren konvergenten Validität führte.

Interne Konsistenz

Die interne Konsistenz misst, in welchem Ausmaß die einzelnen Indikatoren desselben Konstrukts miteinander assoziiert sind. Im Zusammenhang mit PLS-SEM wird dafür hauptsächlich die kongenerische Reliabilität ρ_c – auch composite reliability (CR) genannt – verwendet. Werte zwischen 0.7 und 0.9 werden als zufriedenstellend angenommen. Bei einer kongenerischen Reliabilität von über 0.9 und vor allem 0.95 könnten dies Hinweise auf Redundanz sein (Hair et al., 2021). Da die in der vorliegenden Studie verwendeten Items auf theoretischen Überlegungen basieren und validiert wurden, sind auch Werte über 0.9 als akzeptabel zu bewerten. Alle Werte der kongenerischen Reliabilität sind zwischen 0.858 und 0.967 und somit über dem festgelegten Minimum von 0.7 (siehe Tabelle 1).

Konvergente Validität

Die konvergente Validität wird verwendet um festzustellen, wie gut ein Konstrukt die Varianz der Items dieses Konstrukts erklärt. Die Average Variance Extracted (AVE) wird als Indikator dafür verwendet und sollte einen Wert von mindestens 0.5 aufweisen, da das Konstrukt dann mindestens 50% der Varianz der Items repräsentiert (Hair et al., 2021). Wie Tabelle 1 zu entnehmen ist, hat die AVE Werte zwischen 0.755 und 0.874 und ist somit deutlich über dem Mindestkriterium von 0.5.

Tabelle 1

Indikatorladungen, kongenerische Reliabilität, Cronbach's α , AVE und VIF der latenten Variablen

Indikatoren	Ladungen	AVE	ρ_c	Cronbach's α	VIF ^a
Behavioral Intention to Use		0.854	0.959	0.943	N/A
BI01	0.936				
BI02	0.945				

BI03	0.900				
BI04	0.916				
Perceived Usefulness		0.775	0.932	0.902	2.008
PU01	0.926				
PU02	0.841				
PU03	0.853				
PU04	0.897				
Perceived Ease of Use^b		0.826	0.905	0.789	1.482
PE02	0.915				
PE03	0.903				
Subjective Norms		0.874	0.954	0.928	1.422
SN01	0.941				
SN02	0.924				
SN03	0.940				
Computer Self-Efficacy		0.793	0.920	0.872	N/A
CS01	0.902				
CS02	0.856				
CS03	0.914				
Computer Anxiety		0.755	0.860	0.695	N/A
CA01	0.936				
CA02	0.796				
Financial Literacy		0.935	0.967	0.931	1.094
FL01	0.962				
FL02	0.973				
Perceived Risk		0.668	0.858	0.756	1.388
PR01	0.818				
PR02	0.834				
PR03	0.801				
Trust in Financial Institutions					
TF1_01					2.082
TF2_01					2.108
Trust in Cryptocurrencies					1.732
TC01					

Anmerkung. Werte für Ladungen, Reliabilitäten und AVE wurden bei Trust in Financial Institutions und Trust in Cryptocurrencies nicht angegeben, da sie nur aus einem einzelnen Item bestehen und somit 1 entsprechen. AVE = average variance extracted; VIF = variance inflation factor.

^a Die in dieser Tabelle angeführten VIF-Werte beziehen sich auf die Kollinearität zwischen Behavioral Intention to Use und den jeweiligen Konstrukten (für die VIF-Werte der anderen Konstrukte siehe Anhang C, Tabelle C1). ^b Das Item PE01 wurde aufgrund einer Ladung von 0.589 aus der weiteren Analyse ausgeschlossen.

Diskriminante Validität

Im letzten Schritt wurde die diskriminante Validität überprüft. Sie zeigt, wie sehr sich ein Konstrukt von allen anderen Konstrukten im Modell unterscheidet. Häufig wird dazu das Fornell-Larcker-Kriterium verwendet, welches allerdings besonders im Zusammenhang mit PLS-SEM nicht geeignet zu sein scheint (Sarstedt et al., 2023). Aus diesem Grund wurde in dieser Studie das Heterotrait-Monotrait Ratio (HTMT) genutzt. Diskriminante Validität liegt vor, wenn die Werte des HTMT unter 0.9 beziehungsweise als konservativerer Richtwert,

unter 0.85 sind (Henseler et al., 2015). Wie in Tabelle 2 zu sehen, sind alle Werte deutlich unter 0.85, wodurch die diskriminante Validität eindeutig gegeben ist.

Tabelle 2

Diskriminante Validität (Heterotrait-Monotrait Ratio [HTMT])

	BI	CS	CA	PE	PU	SN	PR	FL	TF2	TF1	TC
BI	–										
CS	0.404	–									
CA	0.455	0.429	–								
PE	0.386	0.371	0.270	–							
PU	0.672	0.451	0.347	0.616	–						
SN	0.580	0.155	0.140	0.442	0.526	–					
PR	0.384	0.116	0.367	0.394	0.390	0.278	–				
FL	0.147	0.579	0.250	0.130	0.174	0.043	0.208	–			
TF2	0.108	0.025	0.215	0.021	0.064	0.047	0.325	0.094	–		
TF1	0.064	0.088	0.173	0.085	0.042	0.064	0.153	0.090	0.697	–	
TC	0.586	0.396	0.458	0.389	0.611	0.434	0.430	0.075	0.049	0.089	–

Strukturmodell

Für die Evaluation des Strukturmodells sind folgende Kriterien relevant: Kollinearität, Signifikanz und Relevanz der Pfadkoeffizienten, Erklärungskraft des Modells sowie prädiktive Aussagekraft des Modells.

Kollinearität

Im ersten Schritt wird die Kollinearität des Strukturmodells evaluiert, da die Schätzungen des Modells durch zu hohe Korrelationen der Konstrukte sehr ungenau werden. Dafür wird der Variance Inflation Factor (VIF) verwendet, der Werte von 5 nicht überschreiten sollte. Da auch bei geringeren Werten noch Kollinearitätsprobleme auftreten können, wurde in dieser Studie ein Wert von 3 als Maximum festgelegt (Hair et al., 2021). Die VIF-Werte von Behavioral Intention to Use sind zwischen 1.094 und 2.008, wodurch keine Probleme mit Korrelationen zwischen den Konstrukten angenommen werden können (Tabelle 1). VIF-Werte für die anderen Variablen wurden ebenfalls analysiert und sind in Anhang C unter Tabelle C1 ersichtlich.

Signifikanz und Relevanz der Pfadkoeffizienten

Da die Berechnung der Signifikanzen von Pfadkoeffizienten auf den jeweiligen Standardfehlern und Konfidenzintervallen basieren, wurden diese zunächst anhand von Bootstrapping ermittelt. Die Ergebnisse sind in Tabelle 3 ersichtlich. Mit einem angenommenen Signifikanzniveau von 5% sollten die *t*-Werte größer als 1.960 sein. Entsprechend dieser Kriterien waren insgesamt sechs Pfadbeziehungen des untersuchten Modells signifikant. PE hatte einen signifikanten Einfluss auf PU ($\beta = 0.393$, $t = 6.204$, 95% KI [-0.173, 0.050]) und PU

hatte einen signifikanten Einfluss auf BI ($\beta = 0.331$, $t = 4.437$, 95% KI [0.186, 0.476]). SN beeinflusste BI ($\beta = 0.279$, $t = 4.425$, 95% KI [0.152, 0.399]) sowie auch PU ($\beta = 0.335$, $t = 5.203$, 95% KI [0.212, 0.462]) signifikant. Zudem zeigten sowohl CS ($\beta = 0.281$, $t = 4.425$, 95% KI [0.156, 0.405]) als auch TC ($\beta = 0.246$, $t = 3.223$, 95% KI [0.096, 0.393]) eine signifikante Wirkung auf BI. Diese Zusammenhänge unterstützen die Hypothesen H2, H3, H4, H5, H7 und H11.

Umgekehrt konnte kein signifikanter Einfluss von PE auf BI ($\beta = -0.061$, $t = -1.077$, 95% KI [-0.173, 0.050]) gezeigt werden und CA hatte keine signifikante Wirkung auf PE ($\beta = -0.121$, $t = -1.730$, 95% KI [-0.267, 0.001]). Gleichmaßen waren auch PR ($\beta = -0.084$, $t = -1.462$, 95% KI [-0.198, 0.026]) und FL ($\beta = 0.090$, $t = 1.864$, 95% KI [-0.008, 0.184]) nicht signifikant. TF konnte über die unterteilten Items TF1 ($\beta = -0.036$, $t = -0.485$, 95% KI [-0.178, 0.113]) und TF2 ($\beta = -0.022$, $t = -0.291$, 95% KI [-0.173, 0.127]) ebenfalls keinerlei signifikante Effekte aufweisen. Somit werden die Hypothesen H1, H6, H8, H9 und H10 verworfen.

Um den Gesamteinfluss der unabhängigen Variablen auf die abhängige Variable Behavioral Intention to Use besser abschätzen zu können, wurden zusätzlich die Gesamteffekte der einzelnen Variablen analysiert. Wie Tabelle C2 (siehe Anhang C) zu entnehmen ist, wies SN den größten Gesamteffekt auf ($\beta = 0.390$, $t = 6.378$, 95% KI [0.269, 0.507]), gefolgt von PU ($\beta = 0.331$, $t = 4.437$, 95% KI [0.186, 0.476]) und TC ($\beta = 0.246$, $t = 3.223$, 95% KI [0.096, 0.393]).

Tabelle 3

Ergebnisse und Pfadanalysen des Strukturgleichungsmodells

Hypothese	Pfadbeziehung	β	Bootstrap SD	t	2.5% KI	97.5% KI	Ergebnis
H1	PE -> BI	-0.061	0.057	-1.077	-0.173	0.050	×
H2	PE -> PU	0.393	0.063	6.204	0.264	0.511	✓
H3	PU -> BI	0.331	0.075	4.437	0.186	0.476	✓
H4	SN -> BI	0.279	0.063	4.425	0.152	0.399	✓
H5	SN -> PU	0.335	0.064	5.203	0.212	0.462	✓
H6	CA -> PE	-0.121	0.070	-1.730	-0.267	0.001	×
H7	CS -> PE	0.281	0.063	4.425	0.156	0.405	✓
H8	PR -> BI	-0.084	0.057	-1.462	-0.198	0.026	×
H9	FL -> BI	0.090	0.048	1.864	-0.008	0.184	×
H10	TF -> BI						
	TF1	-0.036	0.075	-0.485	-0.178	0.113	×
	TF2	-0.022	0.077	-0.291	-0.173	0.127	×
H11	TC -> BI	0.246	0.076	3.223	0.096	0.393	✓

Anmerkung. Für das Bootstrap-Verfahren wurden nach Empfehlungen von Streukens & Leroi-Werelds (2016) 10.000 Subsamples verwendet. Die Pfadbeziehungen wurden auf ein Signifikanzniveau von $p < .05$ getestet. KI = Konfidenzintervall; × = Ergebnis ist nicht signifikant; ✓ = Ergebnis ist signifikant.

Erklärungskraft des Modells

Für die Beurteilung der Erklärungskraft des Modells wird das Bestimmtheitsmaß R^2 verwendet. Gemäß den empfohlenen Richtlinien von Hair et al. (2011) sind in zahlreichen

Feldern der Sozialwissenschaften R^2 -Werte von 0.75, 0.5 und 0.25 als starke, mittlere oder schwache Effekte anzusehen. Da R^2 abhängig von der Anzahl der Prädiktoren im Modell ist und es somit zu Overfitting kommen kann, wird zusätzlich das korrigierte R^2 angegeben.

Von den endogenen Konstrukten wies BI (0.521) einen moderaten Effekt auf. Das R^2 von PU (0.366) gilt als schwach, während PE (0.116) ein zu geringes Bestimmtheitsmaß zeigte. Die konservativeren Werte des korrigierten R^2 zeigen dieselbe Struktur, indem BI (0.501) einen moderaten, PU (0.360) einen schwachen und PE (0.107) keinen Effekt aufwiesen (siehe Tabelle 4).

Tabelle 4

R^2 und korrigierte R^2 -Werte der endogenen Konstrukte

Endogene Konstrukte	R^2	Korrigiertes R^2
BI	0.521	0.501
PU	0.366	0.360
PE	0.116	0.107

Prädiktive Aussagekraft des Modells

Essenziell bei der Beurteilung eines Modells ist seine prädiktive Aussagekraft, das heißt wie gut das Modell in der Lage ist, auch zukünftige Beobachtungen vorherzusagen. Ein vielfach verwendetes Kriterium für die Beurteilung der prädiktiven Aussagekraft ist Stone-Geisser's Q^2 . Aufgrund diverser Kritikpunkte in Zusammenhang mit der Berechnung von Q^2 (Shmueli et al., 2016), wurde in der vorliegenden Studie stattdessen PLSpredict für die Beurteilung der prädiktiven Power verwendet.

PLSpredict verwendet dafür eine k -fold cross-validation, in der ein Dataset zufällig in k gleichgroße Subgruppen (Folds) aufgeteilt wird. Zusätzlich werden pro Fold $k-1$ Subsets zu einem Trainings-Sample kombiniert, um das übriggebliebene andere Subset (Holdout-Sample) vorherzusagen. Dieser Prozess wird k Mal wiederholt, sodass jedes der k Subsets einmal als Holdout-Sample verwendet wurde (für weitere Details siehe Shmueli et al., 2019). Für prädiktive Studien wird $k = 10$ empfohlen, wobei die Trainingssamples jedes einzelnen Folds die Mindeststichprobengröße erfüllen müssen (Shmueli et al., 2019). Bei 204 Teilnehmer*innen und einer für diese Studie berechneten Mindeststichprobengröße von $N = 155$ (siehe *Stichprobe*) stellten $k-1$ Subsets (in diesem Fall 9 Subsets beziehungsweise 180 einzelne Datasets) für das Trainingsample kein Problem dar.

Um die prädiktive Aussagekraft eines Modells anhand des Vorhersagefehlers zu beurteilen, wird in den meisten Fällen die Wurzel des mittleren quadratischen Fehlers (RMSE, engl. Root Mean Squared Error) empfohlen, sofern die Verteilung des Vorhersagefehlers annähernd symmetrisch ist (Hair et al., 2021). Dabei werden die Verteilungen der Indikatoren des

zentralen interessierenden endogenen Konstrukts verwendet (d.h. BI01, etc.). Diese wurden über Plots analysiert, die in Anhang C Abbildung 1 dargestellt sind. Obwohl die Verteilungen eine leichte Neigung aufweisen, war die Annahme einer annähernden Symmetrie grundsätzlich erfüllt, wodurch RMSE als Kennwert verwendet werden konnte.

Anschließend wurden die RMSE-Werte des PLS-Modells und des als Baseline verwendeten linearen Modells (LM) berechnet und miteinander verglichen. Wie in Tabelle 5 ersichtlich, sind alle Werte des out-of-sample Vorhersagefehlers der Indikatoren von Behavioral Intention to Use im hier verwendeten Modell geringer als im einfachen linearen Modell. Gemäß den Richtlinien von Shmueli et al. (2019) hat das Modell somit eine hohe prädiktive Aussagekraft.

Tabelle 5

Vorhersagefehler (RMSE) des PLS und des einfachen linearen Modells

	BI01	BI02	BI03	BI04
PLS out-of-sample				
RMSE	1.447	1.391	1.368	1.383
LM out-of-sample				
RMSE	1.521	1.431	1.407	1.442

Anmerkung. Die Wurzel des mittleren quadratischen Fehlers (RMSE) ist bei PLS out-of-sample bei allen Indikatoren von Behavioral Intention to Use geringer als bei LM out-of-sample. Damit hat das PLS-Modell eine hohe prädiktive Aussagekraft.

Diskussion

Das Ziel der aktuellen Studie war es, auf Grundlage des TAM zu untersuchen, welche Determinanten die Absicht von Privatpersonen in Kryptowährungen zu investieren beeinflussen. Das TAM wurde dabei sowohl durch forschungsrelevante Faktoren als auch auf Basis theoretischer Überlegungen erweitert und auf den Kryptowährungskontext angepasst.

Hypothesen des TAM

H1 – Perceived Ease of Use und Behavioral Intention

Entgegen den allgemeinen Annahmen des TAM und bereits bestehender Literatur zu Kryptowährungen konnte in dieser Studie kein signifikanter Zusammenhang zwischen Perceived Ease of Use und der Intention zu investieren festgestellt werden. Dies könnte unter anderem auf einen stark variierenden Komplexitätsgrad je nach Erwerb von Kryptowährungen zurückzuführen sein. So wurde angesichts des in den letzten Jahren rapide gestiegenen Interesses an Kryptowährungen auch der Erwerb digitaler Währungen zum Beispiel über zentralisierte Plattformen, ETFs oder Zertifikate für eine breitere Öffentlichkeit leichter zugänglich gemacht. Sobald Investitionen über dezentralisierte Plattformen getätigt werden, steigt die Komplexität und das dafür benötigte Wissen beträchtlich an, weshalb es hier je nach Präferenz

zu erheblichen intersubjektiven Unterschieden bezüglich der wahrgenommenen Benutzerfreundlichkeit von Kryptowährungen kommen kann.

Weiters gibt es Hinweise darauf, dass die fehlende Bestätigung dieses theoretisch zu erwartenden Zusammenhangs auch darauf zurückzuführen sein könnte, dass der Effekt von Perceived Ease of Use auf Behavioral Intention to Use über Perceived Usefulness mediiert wird (vgl. Nadeem et al., 2021; Shahzad et al., 2018) und somit ein direkter Zusammenhang ohne Mediationsanalyse nicht mehr nachzuweisen wäre.

Schlussendlich könnte eine Erklärung für die fehlende Beziehung darin liegen, dass die Items zur wahrgenommenen Benutzerfreundlichkeit in ihrer Formulierung spezifisch auf die Nutzung von Kryptowährungen abzielen, während sich alle anderen Items auf den Investitionsaspekt konzentrieren. Obwohl die Nutzung von Kryptowährungen implizit ein Investieren voraussetzt, unterscheidet sie sich in ihrer Konzeption deutlich davon, da die Anwendungsmöglichkeiten von Kryptowährungen äußerst vielfältig und komplex sind, was für die Mehrheit der Investor*innen möglicherweise weniger relevant ist und dadurch keinen wesentlichen Prädiktor für die Intention zu investieren darstellen könnte.

H2 – Perceived Ease of Use und Perceived Usefulness

In Einklang mit den Annahmen des TAM erwies sich Perceived Ease of Use als ein signifikanter Prädiktor für die Perceived Usefulness von Kryptowährungen. Somit werden Kryptowährungen hinsichtlich Investitionen als nützlicher empfunden, wenn Investor*innen sie als einfach zu verwenden wahrnehmen, was auch den Ergebnissen vorangegangener Studien entspricht (Jariyapan et al., 2022; Mendoza-Tello et al., 2018).

Unter den in dieser Studie einbezogenen Faktoren zählte der Effekt von Perceived Ease of Use auf Perceived Usefulness zudem zu den stärksten, was wiederum bereits erwähnte Hinweise auf eine mögliche Mediation von Perceived Usefulness untermauern könnte.

H3 – Perceived Usefulness und Behavioral Intention

Ebenso konnten die Ergebnisse dieser Studie die Annahme stützen, dass eine höhere wahrgenommene Nützlichkeit von Kryptowährungen zu einer höheren Intention in Kryptowährungen zu investieren führt. Dies ist konsistent mit den Resultaten von bisherigen Studien, sowohl in Zusammenhang mit Kryptowährungen (z.B. Jariyapan et al., 2022; Sagheer et al., 2022) als auch in anderen Fin-Tech-Bereichen (z.B. Mobile Payment; für einen Überblick siehe Nguyen et al., 2023).

In Anbetracht der fehlenden empirischen Unterstützung für H1 bekräftigen diese Ergebnisse außerdem die grundlegende Annahme des ursprünglichen TAM von 1989, dass die

wahrgenommene Nützlichkeit einer neuen Technologie wichtiger für die Absicht zur Nutzung ist als ihre wahrgenommene Benutzerfreundlichkeit (Davis, 1989).

H4 – Subjective Norms und Behavioral Intention

Der Effekt des sozialen Einflusses subjektiver Bezugspersonen auf die Intention in Kryptowährungen zu investieren, wurde ebenfalls durch die Daten unterstützt. Obwohl subjektive Normen im Rahmen von Kryptowährungen (Arias-Oliva et al., 2019) nicht immer eine relevante Beziehung zur Intention aufweisen konnten, stehen diese Ergebnisse doch in Einklang mit dem Großteil der bisherigen Literatur, die subjektiven Normen in Zusammenhang mit Kryptowährungen eine zentrale Bedeutung zuschreibt (z.B. Pham et al., 2021; Schaupp & Festa, 2018).

H5 – Subjective Norms und Perceived Usefulness

Die im TAM postulierte Beziehung zwischen subjektiven Normen und der wahrgenommenen Nützlichkeit konnte in dieser Studie im Kontext von Kryptowährungen bestätigt werden. Somit führt ein stärkerer positiver sozialer Einfluss relevanter Bezugspersonen zu einer höheren wahrgenommenen Nützlichkeit von Kryptowährungsinvestitionen.

H6 – Computer Anxiety und Perceived Ease of Use

Computer Anxiety beziehungsweise die Angst Kryptowährungen zu verwenden, wies keinen signifikanten Effekt auf die wahrgenommene Nutzerfreundlichkeit auf. Dies steht im Widerspruch zu den Erwartungen des TAM, ist aber konsistent mit der bisherigen noch begrenzten Literatur im Zusammenhang mit Kryptowährungen (Jariyapan et al., 2022).

Ein möglicher Grund für einen fehlenden signifikanten Effekt könnte sein, dass alle Teilnehmenden dieser Studie aufgrund des Ausschlusskriteriums bereits Erfahrungen mit Kryptowährungen besitzen und daher eine geringere Angst im Zusammenhang mit Kryptowährungen aufweisen könnten. Zudem umfasst die Stichprobe mit jeweils fast 30% an Bachelor- und Masterabschlüssen einen hohen Anteil an überdurchschnittlich gebildeten Personen (siehe Anhang B, Tabelle B1). Gebildete Personen könnten sich vor dem Investieren tendenziell gründlicher über Kryptowährungen informieren und dadurch ebenfalls eine geringere Angstaussprägung aufzeigen.

H7 – Computer Self-Efficacy und Perceived Ease of Use

Zwischen Computer Self-Efficacy und Perceived Ease of Use konnte ein signifikanter Zusammenhang festgestellt werden. Somit empfinden Personen Kryptowährungen als leichter zu verwenden, je eher sie sich die Nutzung von Kryptowährungen auch selbst zutrauen. Dies ist in Einklang mit den theoretischen Annahmen des TAM sowie den Erwartungen

basierend auf empirischen Untersuchungen im Kontext von Kryptowährungen (Hollaus et al., 2022) und anderen Finanztechnologien (z.B. Mobile Banking; Shankar & Datta, 2018).

Hypothesen zusätzlicher Faktoren

H8 – Perceived Risk und Behavioral Intention

In dieser Studie konnte keine signifikante Wirkung von Perceived Risk auf die Verhaltensintention festgestellt werden. Obwohl die beobachtete Wirkrichtung der formulierten Hypothese entsprach, schätzten auch Personen mit einer hohen Investitionsintention Kryptowährungen als außerordentlich riskant ein (siehe Tabelle B2, Anhang B). Somit sind sich die meisten Personen der hohen Risiken von Kryptowährungen bewusst, könnten allerdings aufgrund der Aussicht auf hohe Gewinne dazu neigen, diese Risiken zu unterschätzen oder zu ignorieren.

Da Kryptowährungen immer noch als sehr neue Technologie gelten, könnten andere Faktoren zudem weitaus wichtiger für die Intention diese Technologie zu verwenden sein, zumal neue Technologien oft ohnehin ein inhärentes Grundrisiko mit sich bringen. Insbesondere soziale Einflüsse könnten hierbei eine zentrale Rolle spielen, indem sie das wahrgenommene Risiko mindern und die Investitionsbereitschaft in Kryptowährungen steigern (Dabbous et al., 2022). So konnte auch im Kontext von Internet Banking gezeigt werden, dass soziale Einflüsse wie beispielsweise positives Feedback durch andere Personen das wahrgenommene Risiko verringern (Kesharwani & Bisht, 2012). Dementsprechend könnte der Effekt von Perceived Risk unter anderem durch subjektive Normen moderiert werden, was möglicherweise die fehlende Signifikanz dieser Beziehung in der vorliegenden Studie erklärt.

Des Weiteren könnte es sein, dass ein Teil der Investor*innen umso eher investiert, je höher sie das Risiko einschätzen, da sie durch Risiko- und Sensationssuche mehr am Dopaminrausch als an finanziellen Gewinnen interessiert sind (Pelster et al., 2019; Sonkurt & Altinoz, 2021). Dieser positive Zusammenhang könnte ausschlaggebend dafür sein, dass die ursprünglich erwartete negative Beziehung in dieser Studie nicht mehr signifikant wurde.

H9 – Financial Literacy und Behavioral Intention

Während Investor*innen von Kryptowährungen eine allgemein eher niedrige finanzielle Bildung aufweisen (Haykir et al., 2022), scheint besonders die selbstberichtete Financial Literacy ein bedeutender Prädiktor für die Intention zu investieren zu sein (Kim et al., 2022; Zhao & Zhang, 2021). Diese Ergebnisse konnten in dieser Studie nicht repliziert werden. Da die Hypothese nur sehr knapp verworfen wurde, ist es durchaus möglich, dass auch in dieser Stichprobe ein bedeutender Zusammenhang vorlag. Dennoch scheinen andere

Einflussfaktoren einen größeren Teil zur Verhaltensintention beigetragen oder den Effekt durch Mediation oder Moderation abgeschwächt zu haben.

Wie auch bei Perceived Risk könnte die Wirkung der subjektiven Financial Literacy einer Person durch soziale Einflüsse beeinträchtigt werden. Da besonders im Zusammenhang mit Kryptowährungen die Intention zu investieren deutlich durch verschiedene soziale Einflüsse wie subjektive Normen (Osakwe et al., 2022), Herding (Pham et al., 2023) und FOMO (Gerrans et al., 2023) geprägt ist, könnten selbst Personen mit einem niedrigeren Maß an subjektivem finanziellen Wissen rasch dazu tendieren, in Kryptowährungen zu investieren (Pham et al., 2021). So konnten bereits zahlreiche Umfragen zur Financial Literacy zeigen, dass sich Personen hauptsächlich auf den Rat von Freunden und Familie verlassen, wodurch sich unabhängig der eigenen Financial Literacy ein Kreislauf der Abhängigkeit von fehlerhaften finanziellen Ratschlägen bilden kann (Capuano & Ramsay, 2011).

Zudem gibt es Hinweise, dass Personen, die mit Kryptowährungen handeln, ein höheres Ausmaß an pathologischem und spielsuchtartigem Verhalten zeigen (Sonkurt & Altinoz, 2021). So scheinen Investor*innen von Kryptowährungen verglichen mit traditionellen Aktienmärkten deutlich spekulativer zu agieren. Unter anderem könnte die Aussicht auf hohe Gewinne unabhängig des eigenen finanziellen Wissens und einer ausführlichen Risikoabwägung zu diesem glücksspielartigen Verhalten führen (siehe *H8 – Perceived Risk und Behavioral Intention*).

H10 – Trust in Financial Institutions und Behavioral Intention

Obwohl Bitcoin (und folglich auch weitere Kryptowährungen) ursprünglich erschaffen wurde, um sich nicht auf finanzielle Institutionen als Mediatoren von finanziellen Transaktionen verlassen zu müssen, scheint Trust in Financial Institutions in dieser Studie überhaupt keinen Zusammenhang mit Behavioral Intention aufzuweisen.

Während in den Anfängen ein Wunsch nach „vertrauenslosen“ (trustless) Transaktionen vermutlich eine ausschlaggebende Rolle einnahm, haben sich Kryptowährungen mittlerweile in der allgemeinen Population als reine Investitionsalternative etabliert, da besonders Bitcoin eine positive Auswirkung auf die Rendite eines Anlageportfolios haben kann (Yen & Hon, 2022), auch wenn sich dieser Effekt in den letzten Jahren drastisch reduziert hat (Gorman & Huguen, 2024). Darüber hinaus scheint es auch keine Unterschiede im Vertrauen zu traditionellen Fiatwährungen oder der Finanzindustrie zu geben, wodurch Kryptowährungen nicht aufgrund fehlenden Vertrauens in finanzielle Institutionen erworben werden (Auer & Tercero-Lucas, 2022).

H11 – Trust in Cryptocurrencies and Behavioral Intention

Im Rahmen dieser Studie konnte ein signifikanter Effekt von Vertrauen in Kryptowährungen auf die Verhaltensintention gezeigt werden. Dies ist in Einklang mit der Annahme, dass Vertrauen als fundamentale Voraussetzung für die Bereitschaft zu investieren gilt (Guiso et al., 2008) und entspricht auch vorangegangenen Studien im Zusammenhang mit Kryptowährungen (z.B. Voskoboynikov et al., 2021).

Theoretische Implikationen

Die vorliegende Untersuchung trägt maßgeblich zur bestehenden Fachliteratur bei, indem sie mehrere bedeutende Erkenntnisse liefert. Primär zeigt sie die Effektivität des TAM als Modell zur Vorhersage der Kaufabsicht von Kryptowährungen auf. Zusätzlich untersucht diese Studie als eine der ersten ihrer Art die Verhaltensintention zur Investition in Kryptowährungen im deutschsprachigen Raum. Damit liefert sie weitere Evidenz dafür, dass die hier dargestellten Beziehungen auch in verschiedenen geografischen Kontexten gültig sind und beispielsweise mit Ergebnissen aus Pakistan (Jariyapan et al., 2022), Spanien (Arias-Oliva et al., 2019), Thailand (Namahoot & Rattanawiboonsom, 2022) und Italien (Pham et al., 2021) übereinstimmen. Die vorliegende Arbeit liefert auch zusätzliche Belege im Rahmen einer komplexeren Erweiterung des TAM, die sich explizit auf die Investition in Kryptowährungen konzentriert. Dies ist von Bedeutung, da bisherige Studien häufig auch die Verwendung von Kryptowährungen in den Items miteinbezogen haben. Angesichts dessen, dass ein großer Teil der Bevölkerung in Kryptowährungen investiert, ohne sich intensiv mit der tatsächlichen Nutzung von Kryptowährungen auseinanderzusetzen, ist dies ein wesentliches Unterscheidungsmerkmal, das bei der Erforschung der Verhaltensintention in diesem Kontext berücksichtigt werden sollte.

Praktische Implikationen

Die Ergebnisse dieser Studie haben auch wichtige Implikationen für die Praxis. Der starke positive Einfluss subjektiver Normen auf die Intention in Kryptowährungen zu investieren legt nahe, dass viele Anleger*innen aufgrund von Empfehlungen und ohne ein fundiertes Verständnis des Marktes oder der zugrundeliegenden Technologie in Kryptowährungen investieren. So könnten Empfehlungen von Freunden und Familie zu einem übermäßigen Vertrauen in Kryptowährungen führen, wodurch das wahrgenommene Risiko eine untergeordnete Rolle spielen könnte sowie unüberlegte Investitionsentscheidungen getroffen werden könnten. Diese Annahme wird zudem durch fehlende Zusammenhänge von Financial Literacy und Perceived Risk mit der Verhaltensintention zu investieren gestützt. Damit besteht ein dringender Bedarf an der Steigerung der Kompetenzen und Investitionsstrategien von

Privatanleger*innen. Regierungen und Regulatoren sollten stärker darauf hinwirken, Wissen zu vermitteln und geeignete Kommunikationsstrategien über Social Media und andere Kanäle zu entwickeln, um eine breite Öffentlichkeit zu erreichen. Zudem sollten auch Kryptowährungsbörsen und andere Anbieter von Kryptowährungen gesetzlich dazu verpflichtet werden, das Grundwissen der Investor*innen zu prüfen und umfassende Schulungsprogramme anzubieten, um Anleger*innen bestmöglich vor finanziellen Verlusten zu schützen. Dies ist besonders in Anbetracht der Möglichkeit essenziell, dass Kryptowährungen zunehmend in die Gesellschaft und den alltäglichen Gebrauch integriert werden könnten. In diesem Fall müssten Privatpersonen nicht nur wissen, wie sie investieren, sondern auch ein zumindest basales Verständnis der Funktionsweise von Kryptowährungen haben.

Die Ergebnisse dieser Forschungsarbeit könnten auch für Entwickler*innen sowie UX-Designer*innen von Kryptowährungen von Relevanz sein, da die Perceived Ease of Use einen erheblichen Einfluss auf die wahrgenommene Nützlichkeit einer Kryptowährung als Investitionsmittel hat. Infolgedessen könnte es von großem Interesse für Entwickler*innen sein, einen beträchtlichen Teil der Ressourcen darauf zu verwenden, die Benutzerfreundlichkeit zu optimieren, um das Interesse potenzieller Investor*innen zu steigern.

Weiters bietet diese Studie wertvolle Einsichten in mögliche demografische Merkmale von Investor*innen sowie die Faktoren, die die Investitionsabsichten von Kryptowährungsanleger*innen beeinflussen. Dies ermöglicht es den Anbieter*innen von Kryptowährungen, ihre Marketingstrategien und Produkte gezielter auf die Bedürfnisse bestehender und potenzieller Kund*innen auszurichten, was angesichts der starken Konkurrenz auf dem Markt einen bedeutenden Wettbewerbsvorteil bieten kann.

Limitationen und zukünftige Forschung

Die aktuelle Studie weist einige Limitationen auf. Zum einen beschränken sich die Ergebnisse auf eine kleine Untergruppe innerhalb der Gesamtbevölkerung, nämlich auf Kleinanleger*innen im Alter von 18 bis 35 Jahren im deutschsprachigen Raum, die bereits vor ihrer Teilnahme an dieser Studie in Kryptowährungen investiert hatten. Des Weiteren zeigten die Teilnehmer*innen durchschnittlich ein hohes Bildungsniveau, was möglicherweise auf die Rekrutierungsmethode über Prolific zurückzuführen ist. Zukünftige Studien könnten von einer repräsentativeren Stichprobe, die keine demografischen Einschränkungen aufweist, profitieren, um fundiertere Schlussfolgerungen zur Verhaltensintention zu ermöglichen und auch soziodemografische Unterschiede besser berücksichtigen zu können.

Trotz einer für diese Analyse ausreichenden Stichprobengröße sollten Folgestudien eine größere Anzahl von Teilnehmer*innen rekrutieren, um einen Vergleich mit einer

Kontrollgruppe von Nicht-Investor*innen zu ermöglichen und statistische Analysen zu Mediation und Moderation durchzuführen. Beispielsweise könnten dadurch bereits erwähnte mögliche Moderationseffekte von sozialen Einflüssen auf das wahrgenommene Risiko (Dabbous et al., 2022) oder Mediationseffekte von Perceived Usefulness auf die wahrgenommene Benutzerfreundlichkeit (Nadeem et al., 2021) näher erforscht werden.

Obwohl die Items zur Perceived Ease of Use aus früheren Studien übernommen wurden, erwies sich ihre Anwendung in diesem Kontext als weniger geeignet, da sie sich im Vergleich zu den anderen Items vermehrt auf die Nutzung von Kryptowährungen als auf die eigentliche Investition bezogen. Des Weiteren konnten die Items zu Trust in Financial Institutions aufgrund unzureichender Korrelationen nicht zu einem einheitlichen Konstrukt kombiniert werden. Zur Erfassung des Vertrauens in Finanzinstitute wäre es daher methodisch angemessen, in Zukunft auf etablierte Skalen zurückzugreifen oder zumindest eine Pilotstudie zur Überprüfung der Reliabilität durchzuführen.

Auch wenn in dieser Studie die bisher relevantesten Faktoren des TAM 3 untersucht wurden, ist es essenziell, in zukünftigen Untersuchungen das vollständige TAM 3 zu berücksichtigen, um die Effizienz des Modells im Kontext von Kryptowährungen umfassender zu prüfen. Durch die Einbeziehung des gesamten TAM 3 könnten zudem weitere wesentliche Zusammenhänge und Einflussfaktoren identifiziert werden, die bisher möglicherweise vernachlässigt wurden. In dieser Hinsicht könnte auch die Integration von Teilen zusätzlicher theoretischer Modelle (z.B. UTAUT2; Venkatesh et al., 2012) dazu beitragen, ein tieferes Verständnis der Verhaltensintention in Bezug auf Kryptowährungsinvestitionen zu entwickeln und weitere Einblicke in die Komplexität des Phänomens zu gewinnen.

In Zukunft sollten Studien neben quantitativen Daten auch qualitative Methoden zur Datenerhebung einbeziehen. Angesichts der Komplexität des Untersuchungsgegenstandes könnte die Integration qualitativer Daten in ein Mixed-Methods-Design ein umfassenderes Verständnis der Investitionsmotivation ermöglichen. So könnten bestimmte Kryptowährungen primär aus spekulativen Gründen erworben werden, während andere vorrangig aufgrund von Diversifikationsstrategien und langfristigen Anlagezielen gekauft werden. In Anbetracht der rasanten Entwicklung von Kryptowährungen könnte auch die Verwendung longitudinaler Daten einen bedeutenden Mehrwert in der Erforschung der Investitionsintention bieten. Auf diese Weise könnten Trends und potenzielle Ursachen für Veränderungen identifiziert und die Wirksamkeit von Interventionen oder politischen Maßnahmen zu Kryptowährungen bewertet werden.

Literaturverzeichnis

- Alaeddin, O., & Altounjy, R. (2018). Trust, Technology Awareness and Satisfaction Effect into the Intention to Use Cryptocurrency among Generation Z in Malaysia. *International Journal of Engineering and Technology*, 7, 8–10. <https://doi.org/10.14419/ijet.v7i4.29.21588>
- Almarashdeh, I. (2018). An overview of technology evolution: Investigating the factors influencing non-bitcoins users to adopt bitcoins as online payment transaction method. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, 96, 3984–3993.
- Arias-Oliva, M., Pelegrín-Borondo, J., & Matías-Clavero, G. (2019). Variables Influencing Cryptocurrency Use: A Technology Acceptance Model in Spain. *Frontiers in Psychology*, 10. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2019.00475>
- Auer, R., & Tercero-Lucas, D. (2022). Distrust or speculation? The socioeconomic drivers of U.S. cryptocurrency investments. *Journal of Financial Stability*, 62, 101066. <https://doi.org/10.1016/j.jfs.2022.101066>
- Bailey, A. A., Pentina, I., Mishra, A. S., & Ben, M. M. S. (2017). Mobile payments adoption by US consumers: An extended TAM. *International Journal of Retail & Distribution Management*, 45(6), 626–640. <https://doi.org/10.1108/IJRDM-08-2016-0144>
- Baur, A. W., Bühler, J., Bick, M., & Bonorden, C. S. (2015). Cryptocurrencies as a Disruption? Empirical Findings on User Adoption and Future Potential of Bitcoin and Co. In M. Janssen, M. Mäntymäki, J. Hidders, B. Klievink, W. Lamersdorf, B. van Loenen, & A. Zuiderwijk (Eds.), *Open and Big Data Management and Innovation* (pp. 63–80). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-25013-7_6
- Bouri, E., Gupta, R., & Roubaud, D. (2019). Herding behaviour in cryptocurrencies. *Finance Research Letters*, 29, 216–221. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2018.07.008>
- Boxer, M., & Thompson, N. (2020). *Herd Behaviour in Cryptocurrency Markets*.
- Bozkurt, G. 1, & Akgiil, I. 2 1 F. of E. (2023). *Is Cryptocurrency Technology Adoption Effective in Individuals' Investment Behavior?* *. 375–393. <https://doi.org/10.22059/ijms.2022.337741.674917>
- Brychko, M., Bilan, Y., Lyeonov, S., & Mentel, G. (2021). Trust crisis in the financial sector and macroeconomic stability: A structural equation modelling approach. *Economic Research-Ekonomska Istraživanja*, 34(1), 828–855. <https://doi.org/10.1080/1331677X.2020.1804970>

- Capuano, A., & Ramsay, I. (2011). What Causes Suboptimal Financial Behaviour? An Exploration of Financial Literacy, Social Influences and Behavioural Economics. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.1793502>
- Castaldo, S. (2007). *Trust in Market Relationships*. Edward Elgar Publishing.
- Chaim, P., & Laurini, M. P. (2019). Is Bitcoin a bubble? *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 517, 222–232. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2018.11.031>
- Cheung, W., Chang, M. K., & Lai, V. S. (2000). Prediction of Internet and World Wide Web usage at work: A test of an extended Triandis model. *Decision Support Systems*, 30(1), 83–100. [https://doi.org/10.1016/S0167-9236\(00\)00125-1](https://doi.org/10.1016/S0167-9236(00)00125-1)
- Chohan, U. W. (2019). Are Cryptocurrencies Truly Trustless? In S. Goutte, K. Guesmi, & S. Saadi (Eds.), *Cryptofinance and Mechanisms of Exchange: The Making of Virtual Currency* (pp. 77–89). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-30738-7_5
- Crujisen, C., Haan, J., & Roerink, R. (2021). Trust in financial institutions: A survey. *Journal of Economic Surveys*, 1214–1254. <https://doi.org/10.1111/joes.12468>
- Dabbous, A., Merhej Sayegh, M., & Aoun Barakat, K. (2022). Understanding the adoption of cryptocurrencies for financial transactions within a high-risk context. *The Journal of Risk Finance*, 23(4), 349–367. <https://doi.org/10.1108/JRF-10-2021-0169>
- Davis, F. D. (1989). Perceived Usefulness, Perceived Ease of Use, and User Acceptance of Information Technology. *MIS Quarterly*, 13(3), 319–440.
- de Luna, I. R., Liébana-Cabanillas, F., Sánchez-Fernández, J., & Muñoz-Leiva, F. (2019). Mobile payment is not all the same: The adoption of mobile payment systems depending on the technology applied. *Technological Forecasting and Social Change*, 146, 931–944. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2018.09.018>
- England, C., & Fratrik, C. (2018). Where to Bitcoin? *Journal of Private Enterprise*, 33(1), 9–30.
- Fishbein, M., & Ajzen, I. (1975). *Belief, attitude, intention and behaviour: An introduction to theory and research* (Vol. 27).
- Gerrans, P., Abisekaraj, S. B., & Liu, Z. (Frank). (2023). The fear of missing out on cryptocurrency and stock investments: Direct and indirect effects of financial literacy and risk tolerance. *Journal of Financial Literacy and Wellbeing*, 1(1), 103–137. <https://doi.org/10.1017/flw.2023.6>
- Gorman, M., & Huguen, W. K. (2024). Does bitcoin still enhance an investment portfolio in a post Covid-19 world? *Finance Research Letters*, 62, 105170. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2024.105170>

- Grobys, K., & Junttila, J. (2021). Speculation and lottery-like demand in cryptocurrency markets. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 71, 101289. <https://doi.org/10.1016/j.intfin.2021.101289>
- Guiso, L., Sapienza, P., & Zingales, L. (2008). Trusting the Stock Market. *The Journal of Finance*, 63(6), 2557–2600. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.2008.01408.x>
- Gupta, S., Gupta, S., Mathew, M., & Sama, H. R. (2021). Prioritizing intentions behind investment in cryptocurrency: A fuzzy analytical framework. *Journal of Economic Studies*, 48(8), 1442–1459. <https://doi.org/10.1108/JES-06-2020-0285>
- Hair, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., Sarstedt, M., Danks, N. P., & Ray, S. (2021). *Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM) Using R: A Workbook*. Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-80519-7>
- Hair, J. F., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2011). Pls-Sem: Indeed a Silver Bullet. *Journal of Marketing Theory and Practice*, 19(2), 139–151.
- Hair, J. F., Risher, J. J., Sarstedt, M., & Ringle, C. M. (2019). When to use and how to report the results of PLS-SEM. *European Business Review*, 31(1), 2–24. <https://doi.org/10.1108/EBR-11-2018-0203>
- Hair, J., Hult, G. T. M., Ringle, C., & Sarstedt, M. (2022). *A Primer on Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM)*. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-80519-7>
- Hakim Das Neves, R. (2020). Bitcoin pricing: Impact of attractiveness variables. *Financial Innovation*, 6(1), 21. <https://doi.org/10.1186/s40854-020-00176-3>
- Hastings, J. S., Madrian, B. C., & Skimmyhorn, W. L. (2013). Financial Literacy, Financial Education, and Economic Outcomes. *Annual Review of Economics*, 5(1), 347–373. <https://doi.org/10.1146/annurev-economics-082312-125807>
- Haykir, O., Link to external site, this link will open in a new tab, Yagli, I., & Link to external site, this link will open in a new tab. (2022). Speculative bubbles and herding in cryptocurrencies. *Financial Innovation*, 8(1). <https://doi.org/10.1186/s40854-022-00383-0>
- Henseler, J., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2015). A new criterion for assessing discriminant validity in variance-based structural equation modeling. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 43(1), 115–135. <https://doi.org/10.1007/s11747-014-0403-8>
- Hollaus, M., Lampert, L., & Urak, U. (2022). Acceptance of Cryptocurrencies in E-Commerce: Consumers' Perspective Using a Proposed Cryptocurrency Technology Acceptance Model (CCTAM). *Proceedings of the European Marketing Academy*, 51. <https://proceedings.emac-online.org/index.cfm?abstractid=A2022-107456&Acceptance%20of%20Cryptocurrencies%20in%20E-Commerce:%20Cons>

- Hyun-Sun, R., & Ko, K. S. (2019). Understanding speculative investment behavior in the Bitcoin context from a dual-systems perspective. *Industrial Management & Data Systems*, 119(7), 1431–1456. <https://doi.org/10.1108/IMDS-10-2018-0441>
- Islam, H., Rana, M., Saha, S., Khatun, T., Ritu, M. R., & Islam, Md. R. (2023). Factors influencing the adoption of cryptocurrency in Bangladesh: An investigation using the technology acceptance model (TAM). *Technological Sustainability*, 2(4), 423–443. <https://doi.org/10.1108/TECHS-07-2023-0025>
- Jariyapan, P., Mattayaphutrong, S., Gillani, S. N., & Shafique, O. (2022). Factors Influencing the Behavioural Intention to Use Cryptocurrency in Emerging Economies During the COVID-19 Pandemic: Based on Technology Acceptance Model 3, Perceived Risk, and Financial Literacy. *Frontiers in Psychology*, 12. <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fpsyg.2021.814087>
- Kang, S. H., Yoon, S.-M., Bekiros, S., & Uddin, G. S. (2020). Bitcoin as Hedge or Safe Haven: Evidence from Stock, Currency, Bond and Derivatives Markets. *Computational Economics*, 56(2), 529–545. <https://doi.org/10.1007/s10614-019-09935-6>
- Kaur, A., & Malik, G. (2019). Examining factors influencing Indian customers' intentions and adoption of internet banking: Extending TAM with electronic service quality. *Innovative Marketing*, 15(2), 42–57. [https://doi.org/10.21511/im.15\(2\).2019.04](https://doi.org/10.21511/im.15(2).2019.04)
- Kesharwani, A., & Bisht, S. (2012). The impact of trust and perceived risk on Internet banking adoption in India. *International Journal of Bank Marketing*, 30, 303–322. <https://doi.org/10.1108/02652321211236923>
- Kim, K. T., Hanna, S., & Lee, S. (2022). Investment literacy and cryptocurrency investment Accepted for publication in Financial Services Review. *Financial Services Review*.
- Kock, N., & Hadaya, P. (2018). Minimum sample size estimation in PLS-SEM: The inverse square root and gamma-exponential methods. *Information Systems Journal*, 28(1), 227–261. <https://doi.org/10.1111/isj.12131>
- Krafft, P. M., Della Penna, N., & Pentland, A. S. (2018). An Experimental Study of Cryptocurrency Market Dynamics. *Proceedings of the 2018 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, 1–13. <https://doi.org/10.1145/3173574.3174179>
- Leiner, D. J. (2019). SoSci Survey (Version 3.1.06) [Computer software]. Available at <https://www.soscisurvey.de>
- Li, C., Khaliq, N., Popp, J., Chinove, L., Khaliq, U., & Oláh, J. (2022). Empirical Research on Intention to Rebuy Cryptocurrencies such as Bitcoin. *Engineering Economics*, 33(5), Article 5. <https://doi.org/10.5755/j01.ee.33.5.29895>

- Lusardi, A., & Mitchell, O. S. (2014). The Economic Importance of Financial Literacy: Theory and Evidence. *Journal of Economic Literature*, 52(1), 5–44. <https://doi.org/10.1257/jel.52.1.5>
- Marella, V., Upreti, B., Merikivi, J., & Tuunainen, V. K. (2020). Understanding the creation of trust in cryptocurrencies: The case of Bitcoin. *Electronic Markets*, 30(2), 259–271. <https://doi.org/10.1007/s12525-019-00392-5>
- Maricutoiu, L. P. (2014). A Meta-analysis on the Antecedents and Consequences of Computer Anxiety. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 127, 311–315. <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2014.03.262>
- Martin, B. A. S., Chrysochou, P., Strong, C., Wang, D., & Yao, J. (2022). Dark personalities and Bitcoin®: The influence of the Dark Tetrad on cryptocurrency attitude and buying intention. *Personality and Individual Differences*, 188, 111453. <https://doi.org/10.1016/j.paid.2021.111453>
- Mayer, C. (2008). Trust in Financial Markets. *European Financial Management*, 14(4), 617–632. <https://doi.org/10.1111/j.1468-036X.2008.00454.x>
- Mendoza-Tello, J. C., Mora, H., Pujol-López, F. A., & Lytras, M. D. (2018). Social Commerce as a Driver to Enhance Trust and Intention to Use Cryptocurrencies for Electronic Payments. *IEEE Access*, 6, 50737–50751. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2869359>
- Moniruzzaman, M., Chowdhury, F., & Ferdous, Md. S. (2020). *Examining Usability Issues in Blockchain-Based Cryptocurrency Wallets* (pp. 631–643). https://doi.org/10.1007/978-3-030-52856-0_50
- Nadeem, M. A., Liu, Z., Pitafi, A. H., Younis, A., & Xu, Y. (2021). Investigating the Adoption Factors of Cryptocurrencies—A Case of Bitcoin: Empirical Evidence From China. *SAGE Open*, 11(1), 2158244021998704. <https://doi.org/10.1177/2158244021998704>
- Nakamoto, S. (2008). *Bitcoin: A Peer-to-Peer Electronic Cash System*. <https://bitcoin.org/bitcoin.pdf>
- Namahoot, K. S., & Rattanawiboonsom, V. (2022). Integration of TAM Model of Consumers' Intention to Adopt Cryptocurrency Platform in Thailand: The Mediating Role of Attitude and Perceived Risk. *Human Behavior and Emerging Technologies*, 2022, 1–12. <https://doi.org/10.1155/2022/9642998>
- Nguyen, O. D. Y., & Cassidy, J. F. (2018). Consumer intention and credit card adoption in Vietnam. *Asia Pacific Journal of Marketing and Logistics*, 30(4), 779–796. <https://doi.org/10.1108/APJML-01-2017-0010>

- Nguyen, X. H., Duong Nguyen, H., & Hang Le, B. T. (2023). Factors Affecting Mobile Payment Adoption: A Systematic Literature Review and Some Future Research Directions. *International Journal of Research and Review*, 10(4), 385–398. <https://doi.org/10.52403/ijrr.20230447>
- Nuryyev, G., Spyridou, A., Yeh, S., & Achyldurdyeva, J. (2020). Factors influencing the intention to use cryptocurrency payments: An examination of blockchain economy. *MPRA Paper 99159, University Library of Munich, Germany*.
- Osakwe, C. N., Dzandu, M. D., Amegbe, H., Warsame, M. H., & Ramayah, T. (2022). A two-country study on the psychological antecedents to cryptocurrency investment decision-making. *Journal of Global Information Technology Management*, 25(4), 302–323. <https://doi.org/10.1080/1097198X.2022.2132087>
- Pelster, M., Breitmayer, B., & Hasso, T. (2019). Are cryptocurrency traders pioneers or just risk-seekers? Evidence from brokerage accounts. *Economics Letters*, 182, 98–100. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2019.06.013>
- Pham, M., Vo, N. K. T., Tran, S. S. T., To, H. H. T., & Lam, B. Q. (2023). How does herd behaviour impact the purchase intention? Explore the moderating effect of risk aversion in the context of Vietnamese consumers. *Acta Psychologica*, 241, 104096. <https://doi.org/10.1016/j.actpsy.2023.104096>
- Pham, Q. T., Phan, H. H., Cristofaro, M., Misra, S., & Giardino, P. L. (2021). Examining the Intention to Invest in Cryptocurrencies: An Extended Application of the Theory of Planned Behavior on Italian Independent Investors. *International Journal of Applied Behavioral Economics*, 10(3), 59–79. <https://doi.org/10.4018/IJABE.2021070104>
- R., B., & Aithal, S. (2022). Investors Behavioural Intention of Cryptocurrency Adoption – A Review based Research Agenda. *International Journal of Applied Engineering and Management Letters*, 126–148. <https://doi.org/10.47992/IJAEML.2581.7000.0125>
- R Core Team (2023). R: A Language and Environment for Statistical Computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. <https://www.R-project.org/>
- Ray, S., Danks, N., Calero Valdez, A. (2022). seminr: Building and Estimating Structural Equation Models. R package version 2.3.2, <https://CRAN.R-project.org/package=seminr>
- Riquelme, H. E., & Rios, R. E. (2010). The moderating effect of gender in the adoption of mobile banking. *International Journal of Bank Marketing*, 28(5), 328–341. <https://doi.org/10.1108/02652321011064872>
- Roth, F. (2009). The effect of the financial crisis on systemic trust. *Intereconomics*, 44(4), 203–208. <https://doi.org/10.1007/s10272-009-0296-9>

- Sagheer, N., Khan, K. I., Fahd, S., Mahmood, S., Rashid, T., & Jamil, H. (2022). Factors Affecting Adaptability of Cryptocurrency: An Application of Technology Acceptance Model. *Frontiers in Psychology, 13*, 903473. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2022.903473>
- Saiedi, E., Broström, A., & Ruiz, F. (2021). Global drivers of cryptocurrency infrastructure adoption. *Small Business Economics, 57*(1), 353–406. <https://doi.org/10.1007/s11187-019-00309-8>
- Sarstedt, M., Hair, J. F., & Ringle, C. M. (2023). “PLS-SEM: Indeed a silver bullet” – retrospective observations and recent advances. *Journal of Marketing Theory and Practice, 31*(3), 261–275. <https://doi.org/10.1080/10696679.2022.2056488>
- Schaupp, L. C., & Festa, M. (2018). Cryptocurrency adoption and the road to regulation. *Proceedings of the 19th Annual International Conference on Digital Government Research: Governance in the Data Age*, 1–9. <https://doi.org/10.1145/3209281.3209336>
- Seay, M. C., Preece, G. L., & Le, V. C. (2017). Financial Literacy and the Use of Interest-Only Mortgages. *Journal of Financial Counseling and Planning, 28*(2), 168–180. <https://doi.org/10.1891/1052-3073.28.2.168>
- Shahzad, F., Xiu, G., Wang, J., & Shahbaz, M. (2018). An empirical investigation on the adoption of cryptocurrencies among the people of mainland China. *Technology in Society, 55*, 33–40. <https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2018.05.006>
- Shankar, A., & Datta, B. (2018). Factors Affecting Mobile Payment Adoption Intention: An Indian Perspective. *Global Business Review, 19*(3_suppl), S72–S89. <https://doi.org/10.1177/0972150918757870>
- Shmueli, G., Ray, S., Velasquez Estrada, J. M., & Chatla, S. B. (2016). The elephant in the room: Predictive performance of PLS models. *Journal of Business Research, 69*(10), 4552–4564. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2016.03.049>
- Shmueli, G., Sarstedt, M., Hair, J. F., Cheah, J.-H., Ting, H., Vaithilingam, S., & Ringle, C. M. (2019). Predictive model assessment in PLS-SEM: Guidelines for using PLSpredict. *European Journal of Marketing, 53*(11), 2322–2347. <https://doi.org/10.1108/EJM-02-2019-0189>
- Sonkurt, H. O., & Altinoz, A. E. (2021). Cryptocurrency investment: A safe venture or a new type of gambling? *Journal of Gambling Issues, 47*, 199–216. <https://doi.org/10.4309/jgi.2021.47.8>
- Streukens, S., & Leroi-Werelds, S. (2016). Bootstrapping and PLS-SEM: A step-by-step guide to get more out of your bootstrap results. *European Management Journal, 34*(6), 618–632. <https://doi.org/10.1016/j.emj.2016.06.003>

- Sukumaran, S., Bee, T. S., & Wasiuzzaman, S. (2022a). Cryptocurrency as an Investment: The Malaysian Context. *Risks*, 10(4), Article 4. <https://doi.org/10.3390/risks10040086>
- Sukumaran, S., Bee, T. S., & Wasiuzzaman, S. (2022b). Investment in cryptocurrencies: A study of its adoption among Malaysian investors. *Journal of Decision Systems*, 1–29. <https://doi.org/10.1080/12460125.2022.2123086>
- Tirole, J. (1985). Asset Bubbles and Overlapping Generations. *Econometrica (Pre-1986)*, 53(6), 1499.
- Tsiakis, T., & Stephanides, G. (2005). The concept of security and trust in electronic payments. *Computers & Security*, 24, 10–15. <https://doi.org/10.1016/j.cose.2004.11.001>
- van der Linden, T., & Shirazi, T. (2023). Markets in crypto-assets regulation: Does it provide legal certainty and increase adoption of crypto-assets? *Financial Innovation*, 9(1), 22. <https://doi.org/10.1186/s40854-022-00432-8>
- van Rooij, M., Lusardi, A., & Alessie, R. (2011). Financial literacy and stock market participation. *Journal of Financial Economics*, 101(2), 449–472. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2011.03.006>
- Venkatesh, V. (2000). Determinants of Perceived Ease of Use: Integrating Control, Intrinsic Motivation, and Emotion into the Technology Acceptance Model. *Information Systems Research*, 11(4), 342–365. <https://doi.org/10.1287/isre.11.4.342.11872>
- Venkatesh, V., & Bala, H. (2008). Technology Acceptance Model 3 and a Research Agenda on Interventions. *Decision Sciences*, 39(2), 273–315. <https://doi.org/10.1111/j.1540-5915.2008.00192.x>
- Venkatesh, V., & Davis, F. D. (2000). A theoretical extension of the technology acceptance model: Four longitudinal field studies. *Management Science*, 46(2), 186–204.
- Venkatesh, V., Thong, J. Y. L., & Xu, X. (2012). Consumer Acceptance and Use of Information Technology: Extending the Unified Theory of Acceptance and Use of Technology. *MIS Quarterly*, 36(1), 157–178. <https://doi.org/10.2307/41410412>
- Voskoboynikov, A., Abramova, S., Beznosov, K. (Kosta), & Böhme, R. (2021). Non-Adoption of Crypto-Assets: Exploring the Role of Trust, Self-Efficacy, and Risk. *ECIS 2021 Research Papers*. https://aisel.aisnet.org/ecis2021_rp/9
- Walton, A. J., Link to external site, this link will open in a new tab, & Johnston, K. A. (2018). Exploring Perceptions of Bitcoin Adoption: The South African Virtual Community Perspective. *Interdisciplinary Journal of Information, Knowledge, and Management*, 13, 165–182. <https://doi.org/10.28945/4080>

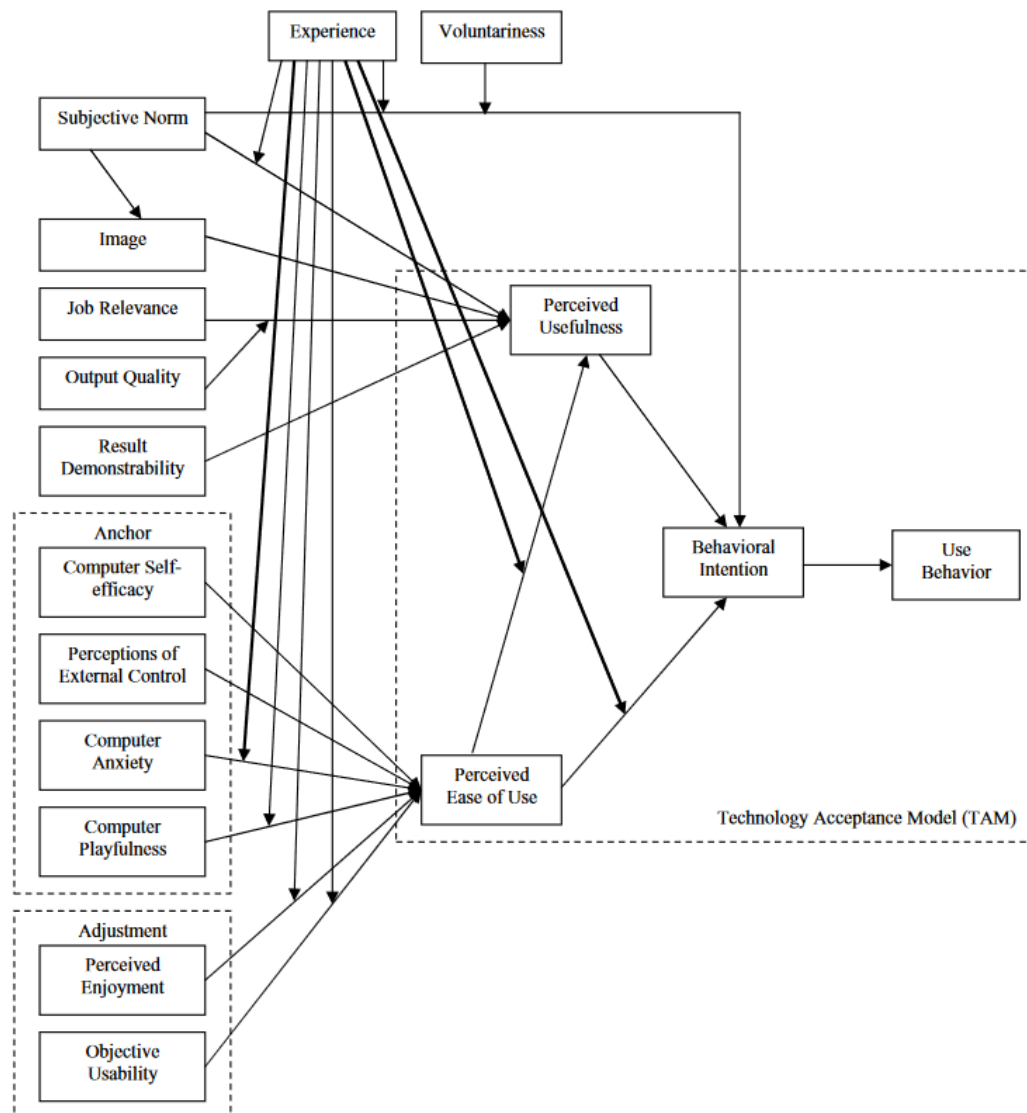
- Wang, A. (2009). Interplay of Investors' Financial Knowledge and Risk Taking. *Journal of Behavioral Finance*, 10(4), 204–213. <https://doi.org/10.1080/15427560903369292>
- Wickham, H., François, R., Henry, L., Müller, K., Vaughan, D. (2023). dplyr: A Grammar of Data Manipulation. R package version 1.1.4, <https://CRAN.R-project.org/package=dplyr>
- Wu, R., Ishfaq, K., Hussain, S., Asmi, F., Siddiquei, A. N., & Anwar, M. A. (2022). Investigating e-Retailers' Intentions to Adopt Cryptocurrency Considering the Mediation of Technostress and Technology Involvement. *Sustainability*, 14(2), Article 2. <https://doi.org/10.3390/su14020641>
- Yanagida, T. (2023). misty: Miscellaneous Functions 'T. Yanagida'. R package version 0.5.4, <https://CRAN.R-project.org/package=misty>
- Yen, R. L. S., & Hon, L. Y. (2022). The Efficacy of Bitcoin as an Investment and Diversification Tool. *International Journal of Business and Economics*, 21(2), 91–104.
- Younus, A. M., Tarazi, R., Younis, H., & Abumandil, M. (2022). The Role of Behavioural Intentions in Implementation of Bitcoin Digital Currency Factors in Terms of Usage and Acceptance in New Zealand: Cyber Security and Social Influence. *ECS Transactions*, 107(1), 10847–10856. <https://doi.org/10.1149/10701.10847ecst>
- Youssef, M. (2022). What Drives Herding Behavior in the Cryptocurrency Market? *Journal of Behavioral Finance*, 23(2), 230–239. <https://doi.org/10.1080/15427560.2020.1867142>
- Zhao, H., & Zhang, L. (2021). Financial literacy or investment experience: Which is more influential in cryptocurrency investment? *International Journal of Bank Marketing*, 39(7), 1208–1226. <https://doi.org/10.1108/IJBM-11-2020-0552>

Anhänge

Anhang A – Abbildungen, Skalen und Fragebögen

A.A. – Abbildung A1

Technology Acceptance Model 3



Anmerkung. Quelle: „Technology Acceptance Model 3 and a Research Agenda on Interventions“ von V. Venkatesh, und H. Bala, 2008, *Decision Sciences*, 39(2), S. 280 (<https://doi.org/10.1111/j.1540-5915.2008.00192.x>). Copyright 2008 von Viswanath Venkatesh und Hillol Bala.

A.B. – Skalen und Fragebögen

1. Demografische Daten

Bitte geben Sie Ihr Geschlecht an:

(1) Weiblich (2) Männlich (3) Divers (4) Keine Angabe

Wie alt sind Sie?

Ich bin __ Jahre.

Welches ist der höchste Bildungsabschluss, den Sie haben?

(1) Kein Schulabschluss (2) Hauptschulabschluss/Pflichtschulabschluss (3) Realschule (Mittlere Reife) (4) Gymnasium (Abitur/Matura) (5) Abgeschlossene Ausbildung (6) Fachhochschulabschluss (7) Hochschule/Universität: Bachelor (8) Hochschule/Universität: Master (9) Hochschule/Universität: Promotion (10) Anderer: ____

Wo leben Sie derzeit?

(1) Deutschland (2) Österreich (3) Schweiz (4) In einem anderen Land: ____

2. Abhängige und unabhängige Variablen

KONSTRUKTE	CODE	ITEMS
Behavioral Intention to Use	BI01	Ich habe die Absicht, in Kryptowährungen zu investieren.
	BI02	Ich glaube, dass ich in Zukunft in Kryptowährungen investieren werde.
	BI03	Ich werde regelmäßig in Kryptowährungen investieren.
	BI04	Ich habe die Absicht, Kryptowährungen als alternative Investitionsmethode zu nutzen.
Perceived Usefulness	PU01	Ich finde, dass mir die Verwendung von Kryptowährungen bei elektronischen Zahlungen hilft, die Effektivität, Rentabilität und Investition meines Geldes zu verbessern.
	PU02	Ich finde, dass die Verwendung von Kryptowährungen bei elektronischen Zahlungen nützlich ist, weil sie es mir ermöglicht, mein Geld schnell und kostengünstig überall auf der Welt zu versenden.
	PU03	Ich finde, dass mir die Verwendung von Kryptowährungen hilft, meine wirtschaftliche Leistungsfähigkeit zu verbessern, da ich die vollständige Kontrolle über mein Geld habe.
	PU04	Ich finde, dass mir die Verwendung von Kryptowährungen bei elektronischen Zahlungen hilft, meine Produktivität zu steigern.
Perceived Ease of Use	PE01	Ich werde oft verwirrt, wenn ich über die Verwendung von Kryptowährungen nachdenke. ^a
	PE02	Ich empfinde, dass es einfach ist, Kryptowährungen zu verstehen oder zu nutzen.
	PE03	Ich glaube, dass die Verwendung von Kryptowährungen benutzerfreundlich und mühelos ist.
Subjective Norms	SN01	Personen, die meine Entscheidungen beeinflussen, denken, dass ich in Kryptowährungen investieren sollte.
	SN02	Personen, deren Meinungen ich schätze, denken, dass ich in Kryptowährungen investieren sollte.
	SN03	Die Menschen, die mir nahestehen, denken, dass ich in Kryptowährungen investieren sollte.

Computer Anxiety	CA01	Kryptowährungen machen mir überhaupt keine Angst. ^a
	CA02	Der Gedanke, in Kryptowährungen zu investieren, macht mich nervös.
Computer Self-Efficacy	CS01	Ich habe das Gefühl, dass ich in der Lage bin zu verstehen, wie Kryptowährungen funktionieren.
	CS02	Ich glaube, dass ich über die notwendigen Fähigkeiten und/oder Kenntnisse verfüge, um in Kryptowährungen zu investieren.
	CS03	Generell bin ich zuversichtlich, Kryptowährungstransaktionen zu verstehen.
Financial Literacy	FL01	Ich habe ein gutes Maß an Finanzwissen.
	FL02	Ich habe eine hohe Fähigkeit, mich mit finanziellen Angelegenheiten auseinanderzusetzen.
Perceived Risk	PR01	Investitionen in Kryptowährungen sind riskant.
	PR02	Es gibt zu viele Unsicherheiten beim Investieren in Kryptowährungen.
	PR03	Im Vergleich zu anderen Währungen/Investitionen sind Kryptowährungen riskanter.
Trust in Financial Institutions	TF1_01	Ich halte die Banken in meinem Land für vertrauenswürdig.
	TF2_01	Ich halte meine Regierung als finanzielle Institution für vertrauenswürdig.
Trust in Cryptocurrencies	TC01	Insgesamt halte ich Kryptowährungen für vertrauenswürdig.
Actual Use Behavior	AB01	Ich investiere aktuell in Kryptowährungen.
	AB02	Ich habe in der Vergangenheit bereits einmal in Kryptowährungen investiert.

^a Umgepolte Items.

3. Sonstige Items

Attention Check 1:

Der Test zur Worterkennung, den Sie gleich durchführen werden, ist sehr einfach. Wenn Sie nach einer Kryptowährung gefragt werden, wählen Sie bitte "Ethereum" aus. Dies dient dazu, Ihre Aufmerksamkeit zu überprüfen.

Basierend auf dem Text, den Sie oben gelesen haben, welche Kryptowährung sollen Sie auswählen?

(1) Bitcoin (2) Cardano (3) Ethereum (4) Polkadot (5) Solana

Attention Check 2:

Um zu zeigen, dass Sie aufmerksam sind, wählen Sie bitte die Option "Stimme überhaupt nicht zu" als Ihre Antwort aus.

(1) Stimme überhaupt nicht zu (2) Stimme eher nicht zu (3) Unentschieden
(4) Stimme eher zu (5) Stimme voll und ganz zu

Investierte Kryptowährungen:

Nennen Sie maximal 5 Kryptowährungen, in die Sie am meisten investiert haben, in absteigender Reihenfolge.

(1) _____ (2) _____ (3) _____ (4) _____ (5) _____

Honest Responding:

Haben Sie alle Fragen ehrlich beantwortet?

(1) Nein (2) Ja

Anhang B – Deskriptive Ergebnisse

Tabelle B1

Soziodemografische Daten

	<i>n</i>	<i>%</i>
Gender		
Weiblich	32	15.7
Männlich	171	83.8
Divers	1	0.5
Höchster Bildungsabschluss		
Kein Schulabschluss	0	0
Hauptschulabschluss/Pflichtschulabschluss	2	1
Realschule (Mittlere Reife)	3	1.5
Gymnasium (Abitur/Matura)	47	23.0
Abgeschlossene Ausbildung	20	9.8
Fachhochschulabschluss	9	4.4
Hochschule/Universität: Bachelor	61	29.9
Hochschule/Universität: Master	58	28.4
Hochschule/Universität: Promotion	1	0.5
Anderer	3	1.5
Herkunftsland		
Deutschland	174	85.3
Österreich	18	8.8
Schweiz	12	5.9

Tabelle B2

Mittelwerte und Standardabweichungen der Variablen und Items

Indikatoren	<i>M</i>	<i>SD</i>
Behavioral Intention to Use	4.16	1.71
BI01	4.36	
BI02	4.61	
BI03	3.50	
BI04	4.34	
Perceived Usefulness	3.79	1.53
PU01	3.74	
PU02	4.39	
PU03	3.74	
PU04	3.29	
Perceived Ease of Use	3.91	1.38
PE02	4.06	
PE03	3.75	
Subjective Norms	3.09	1.50
SN01	3.04	
SN02	3.29	
SN03	2.93	
Computer Self-Efficacy	4.99	1.24
CS01	5.09	
CS02	4.97	

CS03	4.92	
Computer Anxiety	3.41	1.46
CA01	3.41	
CA02	3.41	
Financial Literacy	4.95	1.34
FL01	4.89	
FL02	5.01	
Perceived Risk	5.73	0.92
PR01	5.88	
PR02	5.50	
PR03	5.80	
Trust in Financial Institutions		
TF1_01	4.45	
TF2_01	4.15	
Trust in Cryptocurrencies		
TC01	3.85	

Anhang C – Analysen und Ergebnisse

Tabelle C1

Variance Inflation Factors (VIF) der Konstrukte

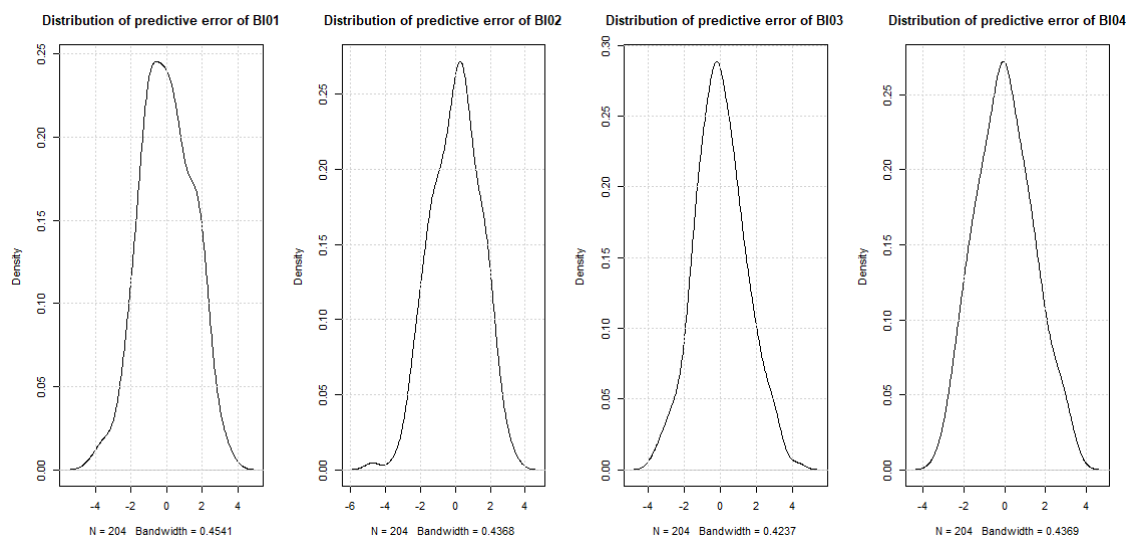
	PU	PE	SN	CA	CS	PR	FL	TF1	TF2	TC
Behavioral Intention to Use (BI)	2.008	1.482	1.422	-	-	1.388	1.094	2.082	2.108	1.732
Perceived Usefulness (PU)	-	-	-	1.12	1.12	-	-	-	-	-
Perceived Ease of Use (PE)	-	1.167	1.167							

Tabelle C2

Gesamteffekte

Pfadbeziehung	β	Bootstrap SD	t	2.5% KI	97.5% KI
TC -> BI	0.246	0.076	3.223	0.096	0.393
TF1 -> BI	-0.036	0.075	-0.485	-0.178	0.113
TF2 -> BI	-0.022	0.077	-0.291	-0.173	0.127
FL -> BI	0.090	0.048	1.864	-0.008	0.184
PR -> BI	-0.084	0.057	-1.462	-0.198	0.026
SN -> PU	0.335	0.064	5.203	0.212	0.462
SN -> BI	0.390	0.061	6.378	0.269	0.507
PU -> BI	0.331	0.075	4.437	0.186	0.476
PE -> PU	0.393	0.063	6.204	0.264	0.511
PE -> BI	0.069	0.063	1.095	-0.053	0.194
CA -> PU	-0.047	0.031	-1.528	-0.119	0.000
CA -> PE	-0.121	0.070	-1.730	-0.267	0.001
CA -> BI	-0.008	0.011	-0.731	-0.038	0.007
CS -> PU	0.110	0.032	3.467	0.053	0.178
CS -> PE	0.281	0.063	4.425	0.156	0.405
CS -> BI	0.019	0.019	0.991	-0.013	0.064

Abbildung 1 – Verteilung der Vorhersagefehler



Anhang D – Ethische Begutachtung



Departmental Review Board of the *Department of Occupational, Economic, and Social Psychology*

Departmental Review Board
Department of Occupational,
Economic, and Social Psychology
University of Vienna
Universitätsstr. 7
A-1010 Vienna, Austria

irb.psychologie@univie.ac.at

Vienna, October 3, 2023

Recipient:

Jeremias Schmidle
University of Vienna
Universitätsstr. 7
A-1010 Vienna, Austria

DRB number:	2023/W/019A (please include in all correspondence)
Name of the applicant:	Jeremias Schmidle
Title of the project:	Verhaltensintention in Kryptowährungen zu investieren im Rahmen des TAM 3

We are pleased to inform you that the above project has been approved based on information provided by you in the Assessment of Research Projects Questionnaire. Your project has been assigned a DRB number. Please refer to this number in future correspondence.

Departmental Review Board of the
Department of Occupational, Economic, and Social Psychology

Members of the Departmental Review Board:

Univ.-Prof. Dr. Robert Böhm
Univ.-Prof. Dr. Arnd Florack
Univ.-Prof. Dr. Veronika Job
Mag. Dr. Matthias Kasper, PhD
Univ.-Prof. Dr. Christian Korunka
Ass.-Prof. Dr. Jana Kühnel