

Kay Cepera, Johannes Weyer, Julius Konrad

VERTRAUEN IN MOBILE APPLIKATIONEN

EINE EMPIRISCHE STUDIE

Soziologisches Arbeitspapier Nr. 58/2019

Herausgeber
Prof. em. Dr. H. Hirsch-Kreinsen
Prof. Dr. J. Weyer
apl. Prof. Dr. M. Wilkesmann

Vertrauen in mobile Applikationen

Eine empirische Studie

Kay Cepera, Johannes Weyer, Julius Konrad

**Soziologisches Arbeitspapier Nr. 58
(Mai 2019)**

TU Dortmund

ISSN 1612-5355

Editors

Prof. em. Dr. Hartmut Hirsch-Kreinsen
vormals Lehrstuhl Wirtschafts- und Industriosozologie
Hartmut.Hirsch-Kreinsen@tu-dortmund.de

Prof. Dr. Johannes Weyer
Fachgebiet Techniksoziologie
Johannes.Weyer@tu-dortmund.de

apl. Prof. Dr. Maximiliane Wilkesmann
Institut für Soziologie (ISO)
Maximiliane.Wilkesmann@tu-dortmund.de

Technische Universität Dortmund
Fakultät Wirtschaftswissenschaften
D-44221 Dortmund

Ansprechpartnerin:

Britta Tusk, e-mail: is.wiwi@tu-dortmund.de

Die Soziologischen Arbeitspapiere erscheinen in loser Folge. Mit ihnen werden Aufsätze (oft als Preprint), sowie Projektberichte und Vorträge publiziert. Die Arbeitspapiere sind daher nicht unbedingt endgültig abgeschlossene wissenschaftliche Beiträge. Sie unterliegen jedoch in jedem Fall einem internen Verfahren der Qualitätskontrolle. Die Reihe hat das Ziel, der Fachöffentlichkeit soziologische Arbeiten aus der Fakultät Wirtschaftswissenschaften der Technischen Universität Dortmund vorzustellen. Anregungen und kritische Kommentare sind nicht nur willkommen, sondern ausdrücklich erwünscht.



Die in diesem Arbeitspapier präsentierten Forschungsergebnisse wurden im Rahmen des vom Bundesministerium für Bildung und Forschung geförderten Projektes „ABIDA“ unter dem Förderkennzeichen 01IS15016D erarbeitet.

Inhalt

1	Einleitung	1
2	Mobile Apps	5
2.1	Apps allgemein	5
2.2	Gesundheits-Apps	6
	Verhaltensänderung durch Apps	7
	Fazit	10
2.3	Navigations-Apps	11
	Verhaltensänderung durch Apps	12
	Fazit	15
3	Theoretische Rahmung	16
3.1	Modellierung der Bereitschaft zur Verhaltensänderung	16
	Theory of Reasoned Action	16
	Theory of Planned Behaviour	17
	Prospect Theory	17
3.2	Das TAM-Modell	18
	Kritische Würdigung	22
3.3	Erweiterung des TAM um den Faktor Vertrauen	24
	Dimensionen des Vertrauens	24
	Vertrauen in Online-Shops	26
	Das erweiterte Forschungsmodell	27
3.4	Bereitschaft zur Verhaltensänderung	28
3.5	Fazit	29
4	Externe Faktoren des TAM-Modells	31
4.1	Erfahrungen mit Apps	31
4.2	Technikaffinität	32
4.3	Kontrollüberzeugungen	33
4.4	Kompetenzerwartungen	34
4.5	Soziales Umfeld	35
4.6	Datenschutzsensibilität	36
4.7	Skalen, Hypothesen und das erweiterte Forschungsmodell	37
5	Deskriptive Analyse	39
5.1	Design der Studie und Pretests	39
5.2	Das Sample	39
5.3	Die Konstrukte des erweiterten TAM-Modells	40
	Bereitschaft zur Verhaltensänderung	40
	Wahrgenommene Nutzerfreundlichkeit (PEOU)	44
	Wahrgenommener Nutzen (PU)	45
	Vertrauen in Apps	46
	Korrelationsanalysen	48
5.4	Die externen Faktoren	49
	Erfahrungen mit Apps	49

Technikaffinität	53
Kontrollüberzeugungen	54
Kompetenzerwartungen.....	56
Reputation und soziales Umfeld.....	57
Datenschutzsensibilität	58
5.5 Fazit	59
6 Strukturgleichungsmodell.....	61
6.1 Modellierung und Berechnung	61
6.2 Variante 1: Vertrauen als intermediärer Faktor	62
Zentrale TAM-Variablen	62
Vertrauen	63
Externe Faktoren.....	64
6.3 Variante 2: Vertrauen als externer Faktor	66
6.4 Variante 3: Ohne Vertrauen.....	67
6.5 Validierung und Zusammenfassung	67
7 Fazit.....	71
7.1 Das erweiterte TAM-Modell	71
7.2 Deskriptive Analyse	72
7.3 Analyse der Einflussfaktoren.....	73
Zentral-Variablen des TAM-Modells	73
Vertrauen als intermediäre Variable	74
Externe Faktoren und TAM-Variablen.....	74
Externe Faktoren und Vertrauen als intermediäre Variable	75
Gesamt-Resümee	76
7.4 Handlungsempfehlungen für Politik, Gesellschaft und Daten-Wirtschaft .	76
Literaturverzeichnis.....	78

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Anteil der Smartphone-Nutzer*innen in Deutschland in den Jahren 2012 bis 2017.....	1
Abbildung 2: Vertrauen im Big-Data-Prozess (Weyer et al. 2018, S. 133).....	2
Abbildung 3: Schätzung zur Anzahl der Downloads von mobilen Spiele-Apps nach App-Stores weltweit im 1. Halbjahr 2017 und im 1. Halbjahr 2018 (Sensor Tower)	5
Abbildung 4: Ablauf der Vitality Active Rewards – Komponente Quelle: Discovery Ltd., 2018 (zit. n. Lass 2018: 8).....	10
Abbildung 5: Theory of Reasoned Action (in Anlehnung an Fishbein/Ajzen 1975)	17
Abbildung 6: Theory of Planned Behaviour (Ajzen 1991).....	17
Abbildung 7: Prospect Theory (Tversky und Kahneman 1981)	18
Abbildung 8: Das Technologie-Akzeptanz-Modell (TAM) (Davis et al. 1989, S. 985)	19
Abbildung 9: TAM 2 (Venkatesh und Davis 2000, S. 188).....	20
Abbildung 10: TAM 3 (Quelle: Venkatesh und Bala 2008, S. 276).....	21
Abbildung 11: Modell soziologischer Erklärung (Quelle: Esser 1993, S. 93).....	23
Abbildung 12: Kombination von TAM und MSE (eigene Darstellung).....	23
Abbildung 13: Dimensionen des Vertrauens (McKnight und Chervany 2001, S. 33)	25
Abbildung 14: Das erweiterte TAM von Gefen et al. (2003, S. 53)	27
Abbildung 15: Erweitertes TAM-Modell (eigene Darstellung).....	30
Abbildung 16: Das erweiterte Forschungsmodell mit externen Faktoren (eigene Darstellung).....	38
Abbildung 17: Navigations-Szenario 1 (vor der Fahrt)	40
Abbildung 18: Navigations-Szenario 2 (während der Fahrt).....	41
Abbildung 19: Gesundheits-Szenario (Sport)	41

Abbildung 20: Gesundheits-Szenario (Ernährung).....	42
Abbildung 21: Wetter-Szenario	42
Abbildung 22: Bereitschaft zur Verhaltensänderung (Angaben in Prozent).....	43
Abbildung 23: Skala "Wahrgenommene Nutzerfreundlichkeit" (in Anlehnung an Davis 1989).....	44
Abbildung 24: Wahrgenommene Nutzerfreundlichkeit von Apps (Angaben in Prozent).....	45
Abbildung 25: Skala „Wahrgenommener Nutzen“ (in Anlehnung an Davis 1993).....	46
Abbildung 26: Wahrgenommener Nutzen von Apps (Angaben in Prozent)	46
Abbildung 27: Skalen Vertrauen in Apps	47
Abbildung 28: Die drei Dimensionen des Vertrauens in Apps (Angaben in Prozent)	47
Abbildung 29: Nutzungshäufigkeit nach App-Typ (Angaben in Prozent)	50
Abbildung 30: Items zur Erhebung negativer Erfahrungen	51
Abbildung 31: Negative Erfahrungen mit Apps (Angaben in Prozent).....	52
Abbildung 32: Skala "Technikaffinität" (Quelle: Weyer et al. 2015).....	54
Abbildung 33: Skala "Kontrollüberzeugungen"	55
Abbildung 34: Skala "Kompetenzerwartungen".....	56
Abbildung 35: Skalen "Reputation" und "Soziales Umfeld"	57
Abbildung 36: Reputation und soziales Umfeld (Angaben in Prozent).....	58
Abbildung 37: Skala "Datenschutzsensibilität"	59
Abbildung 38: Prozess der Strukturgleichungsmodellierung (vgl. Weiber und Mühlhaus 2014, S. 86).....	61
Abbildung 39: Modellschätzung mit Vertrauen als intermediärem Faktor.....	62
Abbildung 40: Modellschätzung mit Vertrauen als externem Faktor.....	66
Abbildung 41: Modellschätzung ohne Vertrauen	67

Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Präventionsebenen (Scherenberg und Kramer 2013, S. 116)	7
Tabelle 2: Studien zu Verhaltensänderungen durch Gesundheits-Apps (eigene Darstellung).....	9
Tabelle 3: Studien zu Verhaltensänderungen durch Navigations-Apps (eigene Darstellung).....	13
Tabelle 4: Skalen zu den Konstrukten „Wahrgenommene Nutzerfreundlichkeit“ und „Wahrgenommener Nutzen“ (eigene Darstellung).....	22
Tabelle 5: Skalen zum Konstrukt Vertrauen (eigene Darstellung)	28
Tabelle 6: Techniken der Verhaltensänderung (vgl. Conroy et al. 2014, S. 650; Middelweerd et al. 2014, S. 8).....	29
Tabelle 7: Skalen zum Konstrukt Technikaffinität (eigene Darstellung)	33
Tabelle 8: Skalen zum Konstrukt Wahrgenommene Kontrolle (eigene Darstellung)	34
Tabelle 9: Übersicht über etablierte Skalen zum Konstrukt Eigene Kompetenz (eigene Darstellung).....	35
Tabelle 10: Skalen zu den Subkonstrukten soziales Umfeld und politisches Interesse (eigene Darstellung).....	36
Tabelle 11: Skalen zum Subkonstrukt Vertrauen in Datenschutz (eigene Darstellung)	37
Tabelle 12: Konstrukte und Skalen (eigene Darstellung, in Klammern Items nach Weglassung).....	37
Tabelle 13: Übersicht der Hypothesen (eigene Darstellung)	38
Tabelle 14: Bereitschaft zur Verhaltensänderung (in Prozent – Werte über dem Durchschnitt sind fett gesetzt).....	43
Tabelle 15: Faktorladungen und Reliabilitätsmaße aller Konstrukte.....	45
Tabelle 16: Korrelationsanalyse.....	48
Tabelle 17: Korrelationen der vier Kernfaktoren des erweiterten TAM-Modells ..	49
Tabelle 18: Nutzung von Apps nach Typ	50

Tabelle 19: Nutzung von Apps nach Anzahl	50
Tabelle 20: Negative Erfahrungen mit Apps (Angaben in Prozent, Werte über dem Durchschnitt sind fett gesetzt).....	52
Tabelle 21: Korrelationen in Bezug auf das Vertrauen (Ausschnitt aus der Gesamt-Matrix)	53
Tabelle 22: Technikaffinität (additiver Index) in Prozent.....	54
Tabelle 23: Korrelationen in Bezug auf das Vertrauen (Ausschnitt der Gesamt-Matrix)	54
Tabelle 24: Interne Kontrollüberzeugungen (additiver Index) in Prozent	55
Tabelle 25: Externe Kontrollüberzeugungen (additiver Index) in Prozent	55
Tabelle 26: Korrelationen in Bezug auf Vertrauen (Ausschnitt der Gesamt-Matrix)	55
Tabelle 27: Kompetenzerwartungen (additiver Index) in Prozent	56
Tabelle 28: Korrelationen in Bezug auf Vertrauen (Ausschnitt der Gesamt-Matrix)	56
Tabelle 29: Reputation und soziales Umfeld in Prozent.....	57
Tabelle 30: Korrelationen in Bezug auf Vertrauen.....	58
Tabelle 31: Datenschutzsensibilität (additiver Index) in Prozent	59
Tabelle 32: Korrelationen in Bezug auf Vertrauen (Ausschnitt der Gesamt-Matrix)	59
Tabelle 33: Vergleich der Gütekriterien der einzelnen Schätzungen.....	68
Tabelle 34: Abschließender Überblick über die Hypothesen	70

Abstract

Die Nutzung von Apps setzt auf Seiten der Nutzer*innen Vertrauen in die Datensicherheit und Nützlichkeit der App voraus. Da Apps einer zunehmenden Nutzung unterliegen und darüber hinaus ein mögliches Instrument zur Echtzeitsteuerung komplexer Systeme darstellen können, besteht sowohl aus Sicht der Soziologie als auch aus einer Governance-Perspektive ein Interesse an Erkenntnisgewinn hinsichtlich der Mensch-App-Interaktion.

In diesem Arbeitspapier wird besagte Interaktion daher modelliert und mithilfe einer großzahligen Befragung empirisch auf zentrale Einflussfaktoren untersucht. Dabei finden wir Evidenz dafür, dass Vertrauen einen zentralen Einfluss auf die Bereitschaft von Nutzer*innen hat, ihr Verhalten auf Basis App-generierter Handlungsempfehlungen zu ändern.

Abstract

The use of apps requires user's trust concerning the security of their data and the usefulness of the app. While apps can be used as a means for real-time governance, there is both sociological and governmental interest in gathering insights about the characteristics of human-app-interaction.

We model this interaction and find empirical evidence, using a large-scale survey, that trust is a key factor in this interaction concerning user's willingness to change behavior following app-induced recommendations.

1 Einleitung

Das Smartphone ist allgegenwärtig und aus unserem – privaten wie beruflichen – Alltag nicht mehr wegzudenken. So ist der Anteil der Nutzer*innen von Smartphones in Deutschland zwischen den Jahren 2012 bis 2017 von 36% auf 81% der Bevölkerung ab 14 Jahren gestiegen, wie in Abbildung 1 zu sehen ist.

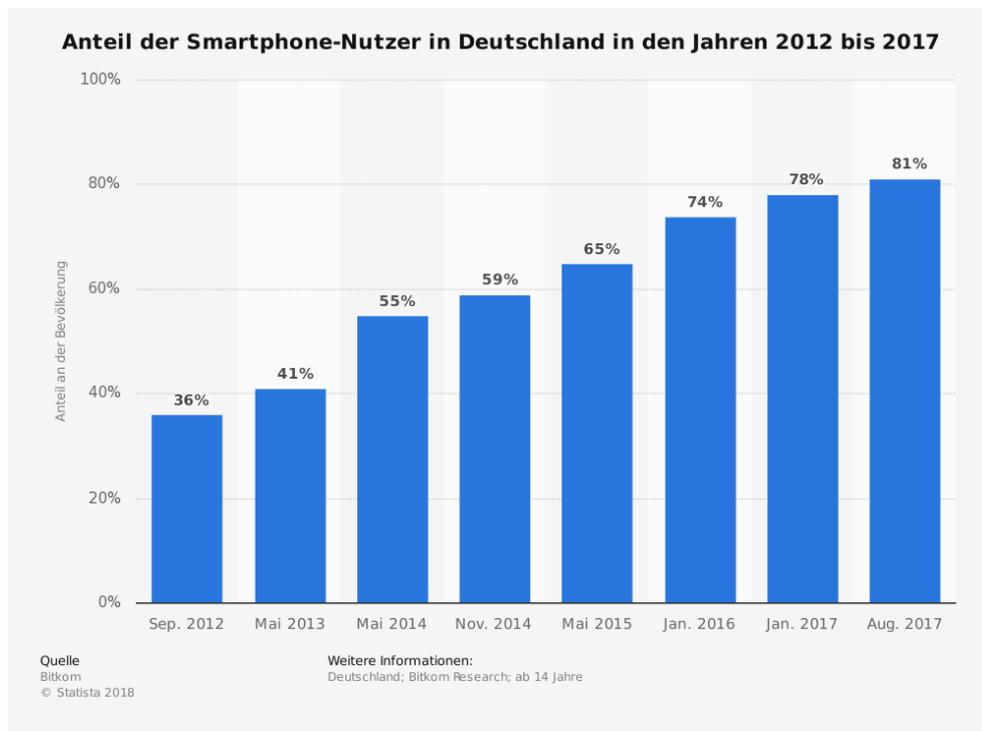
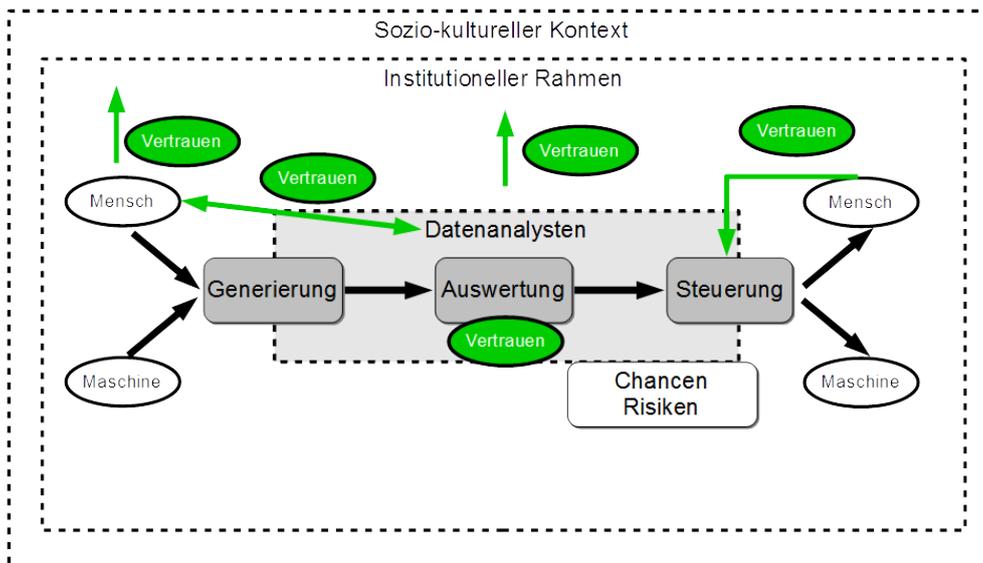


Abbildung 1: Anteil der Smartphone-Nutzer*innen in Deutschland in den Jahren 2012 bis 2017

Ein großer Teil der Erfolgsgeschichte des Smartphones basiert auf den mobilen Applikationen (Apps), die es zu einem Universalwerkzeug machen, zum „Schweizer Taschenmesser für das Internet“. Nahezu jede beliebige Transaktion lässt sich über Smartphone-Apps ausführen – von der Fahrplanauskunft bis zur Pizzabestellung, vom Aktienhandel bis zum mobilen Auftragsmanagement in Logistik-Unternehmen.

Smartphone-Apps sind somit in mehrfacher Hinsicht zu einem wichtigen Bestandteil des Big-Data-Prozesses geworden, den wir in unserem Basis-Gutachten folgendermaßen charakterisiert haben (vgl. Abbildung 2).



Big Data ist ein Prozess, den man analytisch in drei Schritten zerlegen kann:

Abbildung 2: Vertrauen im Big-Data-Prozess (Weyer et al. 2018, S. 133)

1. Die *Generierung* von Daten durch Menschen und Maschinen, die eine Selbstdiagnose und Selbsttortung (oftmals mithilfe von Apps) vornehmen;
2. die *Auswertung* dieser Daten durch Datenanalysten – zumeist mithilfe hochautomatisiert operierender Algorithmen – und, darauf basierend, die Generierung von Lagebildern und Prognosen;
3. die *Steuerung* komplexer sozio-technischer Systeme in Echtzeit, und zwar mittels Handlungsempfehlungen, welche die Apps an ihre Nutzer*innen adressieren.

Der gesamte Prozess ist in einen institutionellen Rahmen eingebettet und wird zudem als eine sich wiederholende Sequenz verstanden, bei der der Output zum Input für den nächsten Zyklus wird.

Ein zentrales Ergebnis unseres Basis-Gutachtens bestand darin, dass Vertrauen im Big-Data-Prozess eine wichtige, geradezu unentbehrliche Rolle spielt. Vertrauen ist ein komplexes Konzept, dessen Kern die Bereitschaft eines Akteurs ist, sich in Situationen der Unsicherheit, in denen er die Folgen seines Handelns nur unvollständig überblickt, auf jemanden oder etwas zu verlassen und damit ein Risiko einzugehen (vgl. Nooteboom 2002, S. 45ff.)

Unter Vertrauen verstehen wir also die Zuschreibung, dass ein anderer (sei es eine menschliche Person, eine Institution oder ein technisches Gerät) in Situationen der Unsicherheit, in denen man auf Kontrolle verzichtet und dem Anderen die Kontrolle (bzw. Teile davon) überträgt, die eigenen Erwartungen nicht enttäuscht.

Dieses Vertrauen spielt an mehreren Punkten des Big-Data-Prozesses eine wichtige Rolle (vgl. ausführlich Weyer et al. 2018):

- Vertrauen in Datenanalysten (Schritt 1a): Die Nutzer von Apps müssen ein Mindestmaß an Vertrauen haben, damit sie ihre Daten bereitwillig zur Verfügung stellen. Die Reputation des Datenverarbeiters oder vertrauensbildende

Maßnahmen (offene Kommunikation, Transparenz) können dazu beitragen, dieses Vertrauen zu erzeugen und langfristig zu erhalten.

- Vertrauen in Nutzer (Schritt 1b): Die Datenanalysten müssen darauf vertrauen, dass die Nutzer verlässliche Daten übermitteln und diese nicht mutwillig verfälschen (z.B. indem sie ihr Fitness-Armband in der Waschmaschine schleudern (vgl. Kappler und Vormbusch 2014; Sanger et al.; Dorschel 2015).
- Vertrauen in Algorithmen (Schritt 2): Es gibt auch technische Unsicherheiten, da unklar ist, ob die neuartigen Verfahren des *Machine Learning* verlässliche Ergebnisse liefern (vgl. Jensen und Cohen 2000; Dorschel 2015, S. 82).
- Vor allem bei der Interpretation der Ergebnisse müssen die Datenanalysten darauf vertrauen, dass die gewählten Verfahren plausible Ergebnisse liefern.
- Vertrauen in Empfehlungen (Schritt 3): Die Nutzer von Big-Data-Anwendungen müssen den Empfehlungen vertrauen, die beispielsweise ihre Navigations-App generiert, auch wenn es ihnen kaum möglich ist nachzuvollziehen, wie diese zustande gekommen sind (vgl. Tchernykh et al. 2015; Weyer et al. 2015).
- Vertrauen in den institutionellen Rahmen: Wie auch auf traditionellen Märkten benötigen alle Akteure des Big-Data-Prozesses Vertrauen in den institutionellen Rahmen (von Recht und Politik), der das Handeln der Beteiligten legitimiert und im Zweifelsfall sanktioniert.

In soziologischer Hinsicht ist Vertrauen also ein unentbehrlicher Bestandteil des Big-Data-Prozesses. Ohne Vertrauen – in den genannten Dimensionen – wird die Verarbeitung großer Datenmengen aus heterogenen Quellen in hoher Geschwindigkeit nicht funktionieren. Wenn die Beteiligten einander misstrauen, werden die Datenquellen versiegen, die Analysen unbrauchbare Ergebnisse liefern und die Empfehlungen nicht genutzt.

Die vorliegende Studie setzt ihren Schwerpunkt auf den dritten Schritt: das Vertrauen der Nutzer*innen in die Handlungsempfehlungen, welche die von ihnen genutzten Apps unterbreiten. Ein Großteil bisheriger Forschung zur Nutzung von Apps hat sich mit der Motivation der Nutzer befasst, Daten beispielsweise in Form von Self-Tracking bereitwillig zur Verfügung zu stellen, also dem ersten Schritt (vgl. Kappler und Vormbusch 2014; Weyer et al. 2018). Inwiefern die Nutzer bereit sind, den Empfehlungen ihrer Apps zu folgen und ihr Verhalten zu ändern (indem sie beispielsweise die vom Navigationssystem vorgeschlagene Route nehmen), wurde hingegen bislang nur in wenigen Studien untersucht, welche erste Anhaltspunkte bieten, sicherlich aber nicht erschöpfend sind (vgl. den Überblick über den Stand der Forschung in Kapitel 2).

Deshalb setzt die vorliegende Studie den Akzent auf den dritten und letzten Schritt des Big-Data-Prozesses: die Bereitschaft von Nutzer*innen, den Empfehlungen ihrer Apps zu folgen und ihr Verhalten entsprechend zu verändern. Für den Erfolg von Big Data ist dieser Schritt insofern entscheidend, da Daten-Analysen (Schritt 2), die keinen praktischen Effekt haben, nutzlos sind und allenfalls die Phantasie anregen, dass hier im Verborgenen Dinge am Rande der Legalität stattfinden (vgl. Cadwalladr und Graham-Harrison 2018). Doch auch diese Vermutung einer konspirativen Datenverwertung basiert im Kern auf der Annahme, dass unsere Daten von den „bösen“ Big Four (Google, Amazon, Facebook, Apple) und anderen Firmen genutzt werden, um unser Verhalten in eine gewünschte Richtung zu steuern. Der Fall „Cambridge

Analytica“ verweist – bei allen Vorbehalten bezüglich der Belastbarkeit der bekannten Informationen – darauf, dass die illegal beschafften Daten letztlich den Zweck verfolgten, das Verhalten einzelner Individuen zu steuern bzw. zu manipulieren (Schritt 3) – etwa mit Blick auf deren politische Einstellung (vgl. Cadwalladr und Graham-Harrison 2018).

Insofern ist es wichtig herauszufinden, was die Faktoren sind, die unser Vertrauen in Apps beeinflussen, und wie groß unsere Bereitschaft ist, den Handlungsempfehlungen von Apps zu folgen und unser Verhalten entsprechend zu verändern. Diesen Zweck verfolgt die vorliegende Studie; sie verwendet dabei die Methode einer großzahligen Befragung, deren Daten mit statistischen Verfahren aufbereitet und ausgewertet werden. Wir haben uns entschieden, uns auf drei Typen von Apps zu konzentrieren (vgl. Kap. 2), die weit verbreitet sind und in hohem Maße darauf abzielen, das Verhalten ihrer Nutzer*innen zu beeinflussen:

- Gesundheits- bzw. Fitness-Apps sammeln Vitaldaten (teils automatisch, teils durch manuelle Eingabe) und bieten ihren Nutzer*innen Hilfestellung bei der Bewältigung alltäglicher Probleme (Gewichtsreduktion, Fitness- oder Gesundheitsmonitoring, Erreichung von Trainingszielen etc.).
- Navigations-Apps sammeln Mobilitätsdaten und versorgen ihre Nutzer*innen mit Informationen zur aktuellen sowie Prognosen der künftigen Verkehrslage, verbunden mit der Bereitstellung von Alternativ-Optionen (Wahl anderer Verkehrsmittel bzw. alternativer Routen).
- Wetter-Apps liefern eine Vorausschau der künftigen Wetterentwicklung und ermöglichen ihren Nutzer*innen, sich rechtzeitig auf prognostizierte Wetterereignisse (Regen, Unwetter etc.) einzustellen.

Dabei verfolgen wir im Wesentlichen zwei Fragestellungen:

- Wie hoch ist die Bereitschaft von Nutzer*innen, ihr Verhalten aufgrund von Handlungsempfehlungen von Apps zu verändern, und welche Rolle spielt dabei der Faktor „Vertrauen“? Wir werden dieser Frage nachgehen, indem wir das aus der Markt- und Akzeptanzforschung bekannte „Technology Acceptance Model“ (TAM, vgl. Kap. 3.2) auf den App-Kontext anwenden und um den Faktor „Vertrauen“ ergänzen. Ziel ist es zu zeigen, dass dieser zusätzliche Faktor die Erklärungskraft des Modells erhöht.
- Welche Faktoren beeinflussen das Vertrauen in Apps? Wir werden aus der Akzeptanzforschung bekannte Faktoren wie „Technikaffinität“, „wahrgenommene Kontrolle“ oder „negative Erfahrungen“ daraufhin überprüfen, ob sie auch auf den App-Kontext und das Thema „Verhaltensänderung“ anwendbar sind. Auch hier geht es darum zu zeigen, dass die indirekten Wirkungen dieser externen Faktoren, vermittelt über die Variable „Vertrauen“, höher sind als deren direkten Wirkungen auf die Akzeptanz, wie es das Standard-TAM behauptet.

2 Mobile Apps

2.1 Apps allgemein

Eine Applikation, kurz App, ist eine Anwendung, Computerprogramm oder Software, die auf Mobiltelefone bzw. Smartphones heruntergeladen und dort genutzt werden kann. Im ersten Halbjahr des Jahres 2018 wurden aus dem App-Store von Apple insgesamt 4,5 Milliarden Apps geladen; im Google Play Store waren es im selben Zeitraum 15 Milliarden (vgl. Abbildung 3. 36 Prozent der über 14-Jährigen nutzen täglich Apps (vgl. Statista 2016c). In den letzten Jahren werden auch verstärkt sogenannte Wearables verwendet, z.B. Armbänder oder Clips auf, die an der Kleidung des Nutzers befestigt werden und ähnliche Funktionen wie Apps erfüllen (vgl. Fritz et al. 2014), im Folgenden aber nicht gesondert betrachtet werden.

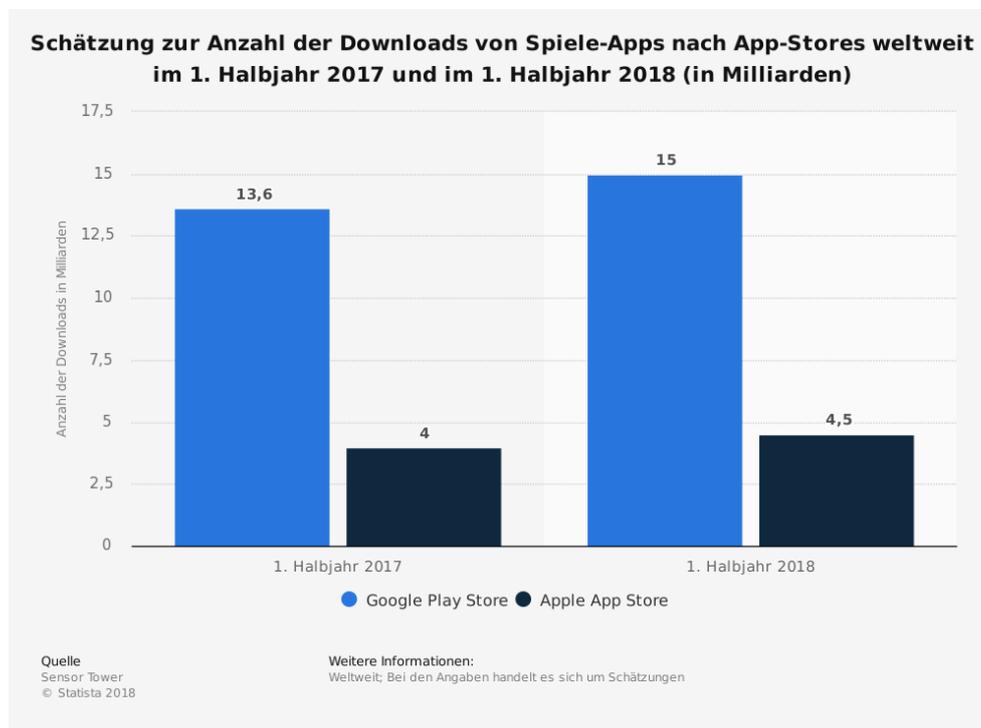


Abbildung 3: Schätzung zur Anzahl der Downloads von mobilen Spiele-Apps nach App-Stores weltweit im 1. Halbjahr 2017 und im 1. Halbjahr 2018 (Sensor Tower)

Das Forschungsfeld, das sich mit den Effekten von Apps auf das menschliche Verhalten beschäftigt, ist in den letzten Jahren deutlich gewachsen. Es liegen allerdings hauptsächlich Studien über spezielle App-Typen oder einzelne Apps vor, welche sich beispielsweise mit der Nutzung von Fitness-Apps bei der Vorbereitung auf einen Lauf befassen (vgl. Dallinga et al. 2015). Einige Publikationen beinhalten auch Reviews, also kritische Überblicke über bestimmte Bereiche der Forschung (vgl. Albrecht 2016). Andere Studien beschäftigen sich mit spezifischen Fragestellungen, beispielsweise wie Apps entwickelt werden, deren Zweck es ist, das Verhalten ihrer Nutzer zu beeinflussen (vgl. Roth et al. 2014). Es mangelt jedoch an Studien, die den Einfluss von Apps auf das Verhalten sowie die Rolle, die Vertrauen in diesem Prozess spielt, untersuchen.

2.2 Gesundheits-Apps

Medizinische Fachkräfte haben bei der beruflichen Nutzung tragbarer Elektrogeräte eine Vorreiterrolle gespielt. So kam beispielsweise der Apple Newton, ein Personal Digital Assistant (PDA), bereits in den 1990er im Gesundheitsbereich zum Einsatz (Luxton et al. 2011, S. 505). Aktuell schreitet die Digitalisierung des Gesundheitswesens – Stichwort „elektronische Patientenakte“ – massiv voran (Scholz und Roth 2017, S. 333). Am 4. Dezember 2015 wurde das "Gesetz für sichere digitale Kommunikation und Anwendungen im Gesundheitswesen" (eHealth-Gesetz) verabschiedet, das den gesetzlichen Rahmen für die deutschlandweite Einführung einer digitalen Infrastruktur im Gesundheitsbereich schuf (Bundesministerium für Gesundheit 2015).

Mit der rasanten Verbreitung des Smartphones hat sich auch die Zahl der gesundheitsbezogenen Apps rapide erhöht, die Themen wie Ernährung und Sport, aber auch Diabetes oder Depressionen adressieren (Luxton et al. 2011, 505; Franklin et al. 2016, S. 544). Waren es im November 2010 noch ungefähr 8.000 Apps, die in weitestem Sinne dem Gesundheitsbereich zugeordnet werden konnten, so waren es 2015 bereits mehr als 103.000 Apps – mit steigender Tendenz (Strotbaum und Reiß 2017, S. 359).

Gesundheits-Apps bilden einen Teilbereich eines neuen Felds, das in der Literatur mit den Begriffen „eHealth“ oder „mHealth“ umschrieben wird, also die „durch Mobilgeräte elektronisch unterstützte Gesundheits-Versorgung“, die eng mit der Telemedizin verbunden ist (Albrecht 2016, S. 14). Vieles ist hier noch im Fluss: „Die mobile Gesundheit [...] ist ein neues, dynamisches und expandierendes Feld der Gesundheitsversorgung, das in kurzen Zyklen Innovationen hervorbringt und sich stetig wandelt.“ (ebd.)

Gesundheits-Apps sind Softwareanwendungen, die sich „auf die Erhaltung der Fitness und die Unterstützung eines gesundheitsförderlichen Lebensstils“ konzentrieren (Kramer und Lucht 2013, S. 6). Nutzer von Gesundheits-Apps vermessen sich selbst mit Hilfe quantitativer Parameter, um Erkenntnisse bezüglich des Gesundheitsstatus sowie möglicher Optimierungen zu gewinnen (Kappler und Vormbusch 2014, S. 267). Die Selbstvermessung geht also mit einer Verhaltenssteuerung einher, die letztlich eine langfristige Verhaltensänderung bewirken soll.

Gesundheits-Apps adressieren unterschiedliche Zielgruppen, unter anderem qualifizierte Personen der Gesundheitsbranche, Patienten mit diversen Gesundheitsproblematiken sowie generell Menschen mit Affinität zu gesundheitlichen Themen (ebd.: 16). Insofern sollte man zwischen Gesundheits-Apps für die Primär- bzw. (seltener) Sekundärprävention von Laien auf der einen und Medizin-Apps auf der anderen Seite unterscheiden, die den beruflichen Alltag von Angehörigen der Medizinberufe erleichtern und erkrankte Patienten in ihrem Genesungsprozess unterstützen (Kramer und Lucht 2013, S. 6) (vgl. Tabelle 1). Medizin-Apps werden zur Behandlung schwer oder chronisch Kranker eingesetzt; sie zeichnen beispielsweise Vitaldaten kontinuierlich auf und übermitteln diese an den behandelnden Arzt, der so eine Ferndiagnose vornehmen kann. Derartige Ansätze von Telemedizin stecken aber noch in ihren Anfängen und werden daher im Folgenden nicht weiter thematisiert.

Zielgruppe	(Präventions-)Bereiche	Beispiele	Gesundheits-Apps
Laien/ Gesunde	Gesundheitsförderung: Apps zur Stärkung der gesundheitlichen Ressourcen & Schutzfaktoren für Gesundheit	Fit & Relax, Yoga Poses	
Laien/ Gesunde	Primärprävention: Apps für Gesunde ohne gesundheitliche Risikofaktoren	Vorsorge-Uhr, Impf-Uhr, Med-Merker, Alcohol Calculator	
Laien/ Gesunde	Sekundärprävention: Apps für Gesunde mit gesundheitlichen Risikofaktoren	Raucherstopp, Drinking Time Maschine	Medizin-Apps
Laien/ Betroffene	Tertiärprävention: Apps für bereits (chronisch) Erkrankte	OnTrack Diabetes, Diabetes-Uhr; Asthmalavista, Rheuma Track	
Laien/ Angehörige	Tertiärprävention: Apps für (pflegende) Angehörige	Tweri: Alzheimer Caregiver, Al-Finder	
Experten	Tertiärprävention: Apps für medizinische und pflegerische Experten	Checkme! Klinikstandards, Leitlinien-App Onkologie	

Tabelle 1: Präventionsebenen (Scherenberg und Kramer 2013, S. 116)

Knapp über die Hälfte der App-Entwickler*innen arbeitet mittlerweile mit medizinischen Fachkräften zusammen. Als Grund für den Entwurf einer neuen App geben sie an, den Lebensstil der Nutzer*innen verbessern zu wollen (53%), zu einer effizienten Gesundheitsversorgung beizutragen oder ihre Bekanntheit und ihr Image zu verbessern sowie ihren Umsatz zu steigern (vgl. Research2Guidance 2015, S. 17f.).

Gesundheits-Apps sind ein Teilbereich von mHealth; diese Apps unterstützen ihre Anwender*innen, bewusst mit ihrer Gesundheit umzugehen und ein gesundes Leben zu führen. Sie decken überwiegend die Bereiche Ernährung und Gewichtsabnahme, Bewegung, allgemeine Fitness sowie Suchtverhalten ab (Albrecht 2016, 19xx). Die Zielgruppe dieser Apps sind Menschen, die gesundheitsbewusst leben möchten, aber nicht in medizinischer Behandlung sind.

Verhaltensänderung durch Apps

Ob derartige Apps einen nachweisbaren Einfluss auf das Verhalten ihrer Nutzer*innen haben und ob sich damit die gewünschten Effekte erzielen lassen, ist bislang nur unzureichend erforscht (vgl. Fernandez-Luque et al. 2013, S. 8; Middelweerd et al. 2014, S. 7). Die meisten Studien haben sich lediglich mit kurzfristigen Auswirkungen befasst; zu den langfristigen Chancen und Risiken gibt es bislang wenig fundiertes Wissen (vgl. Albrecht 2016, S. 130).

Im Folgenden werden einige Studien kurz referiert, die in den Bereichen Allgemeine Fitness, Ernährung und Suchtverhalten (Rauchentwöhnung) der Frage nachgegangen sind, ob die Nutzung einer Gesundheits-App zu Verhaltensänderungen geführt hat (vgl. auch die Übersicht in Tabelle 2).

Die meisten Studien verwendeten ein randomisiert-kontrolliertes Design, teilten also die Proband*innen in eine Versuchsgruppe, die mit der jeweiligen App ausgestattet wurde, und eine Kontrollgruppe ein, die keine App erhielt (Kabisch et al. 2011, 633).

Glynn et al. (2014, S. 389) konnten in einem acht Wochen dauernden Versuch nachweisen, dass die Teilnehmer, die einen Schrittzähler nutzten, ihre Schrittzahl deutlich steigerten. Mattila et al. (2013, S. 149) fanden zudem heraus, dass Probanden, die ein Jahr lang einen Schrittzähler nutzten, an Gewicht und Bauchumfang verloren.¹ Naimark et al. (2015, S. 10ff.) zufolge steigerten die Versuchsteilnehmer, die eine Ernährungs-App nutzten, ihre körperliche Fitness, während sich die der Kontrollgruppe sogar verschlechterte. De Cock et al. (2017, S. 11) zufolge entwickeln Erwachsene, die Gesundheits-Apps regelmäßig nutzen, ein stärkeres Bewusstsein für gesunde Ernährung und weisen zudem einen niedrigeren Body-Mass-Index auf.

Direito et al. (2015, S. 7) konnten hingegen in einem Test mit 14-17-jährigen Neuseeländer*innen, denen eine Bewegungs-App zur Verfügung gestellt wurde, keine Veränderung im Vergleich zur Kontrollgruppe feststellen. Dallinga et al. (2015, S. 6ff.) erhoben mit Hilfe eines Fragebogens Daten zur Wirkung von Running-Apps auf Kurz- und Langstreckenläufer; sie konnten nachweisen, dass die Nutzung von Apps positive Effekte wie ein verbessertes Wohlbefinden und ein gesünderes Essverhalten zur Folge hatte. Bricker et al. (2017, S. 37) konnten schließlich nachweisen, dass die Nutzung einer Raucherentwöhnungs-App dazu führte, dass 88 Prozent der Teilnehmenden ihren Zigarettenkonsum reduzierten. Zu einem noch deutlicheren Ergebnis kommt die Studie von Iacoviello et al. (2017, S. 1ff.), derzufolge 109 von 365 Teilnehmenden sich bereits nach 30 Tagen das Rauchen abgewöhnt hatten. Ähnliche Ergebnisse gibt es im Bereich Sonnenbrand-Prävention. Wie Buller et al. (2015, S. 505ff.) herausfanden, folgten vor allem jüngere Versuchsteilnehmer*innen den Empfehlungen der App und konnten so eine Verbesserung des Sonnenschutzes erreichen.

Eine von Dennison et al. (2013, S. 3ff.) durchgeführte qualitative Studie beschäftigt sich mit den Effekten von Gesundheits-Apps auf 19 Student*innen der Southampton University. Befragt nach ihren Gewohnheiten und Erfahrungen mit Gesundheits-Apps, fanden die meisten diese Apps sinnvoll, meinten jedoch, dass deren Nutzen von der Motivation des Anwenders abhängt. Manche fühlten sich sogar durch allzu häufige Erinnerungen der App belastigt. Zudem monierten sie, es sei nicht transparent, ob und in welchem Umfang die App Gesundheitsdaten weitergibt bzw. ohne ihre Zustimmung Handlungen im Hintergrund ausführt. Auch könnten die Hinweise der App demotivierend wirken, vor allem wenn man seine Ziele nicht erreicht hat:

„If someone is really trying to work hard on this and then it's telling them that they have not done very well, or that they have not reached their goals then it could go either way: it could motivate them or it could just make them feel like they're not achieving anything.“ (Dennison et al. 2013, S. 5)

¹ Die folgenden Ausführungen haben stark von der CHARISMHA-Studie profitiert, die einen umfassenden Überblick den aktuellen Stand der Forschung zu Gesundheits-Apps bietet (vgl. Albrecht 2016).

Einige Teilnehmende gaben an, die App nur kurze Zeit genutzt zu haben, da ihnen das Einpflegen der Daten zu mühsam war und sie den Nutzen nicht erkennen konnten.

Autor	Jahr	Titel	N	Instrument	Ergebnis
Char-ness/ Gneezy	2009	Incentives to Exercise	40 + 60	Beobach- tung, Befra- gung	Positiver Effekt extrinsischer Moti- vation auf Nutzer
Dennison et al.	2013	Opportunities and Challenges for Smart- phone Applications in Supporting Health Behavior Change	19	Befragung, Beobach- tung	Gemischter Effekt von Apps auf Nut- zer
Mattila et al.	2013	Personal Health Technologies in Employee Health Promotion: Usage Acti- vity, Usefulness, and Health Related Out- comes in a 1-Year Randomized Control- led Trial	114	Beobach- tung, Befra- gung, Inter- views	Positiver Effekt von Apps auf Nut- zer
Glynn et al.	2014	Effectiveness of a smartphone applica- tion to promote physical activity in pri- mary care	90	Beobach- tung	Positiver Effekt von Apps auf Nut- zer
Buller et al.	2015	Evaluation of Immediate and 12-Week Effects of a Smartphone Sun-Safety Mo- bile Application	202	Befragung	Positiver Effekt, abhängig vom Al- ter
Dallinga et al.	2015	App use, physical activity and health lifestyle: a cross sectional study	4307	Befragung	Positiver Effekt von Apps auf Nut- zer
Direito et al.	2015	Apps for Improving Fitness and Increa- sing Physical Activity Among Young Peo- ple: The AIMFIT Pragmatic Randomized Controlled Trial	51	Beobach- tung	Kein Effekt von Apps auf Nutzer
Naimark et al.	2015	The Impact of a Web-Based App in Pro- moting Healthy Lifestyles	85	Beobach- tung, Befra- gung	Positiver Effekt von Apps auf Nut- zer
Bricker et al.	2016	Single-arm trial of the second version of an acceptance & commitment therapy smartphone application for smoking ces- sation	99	Befragung, Beobach- tung	Positiver Effekt von Apps auf Nut- zer
Steinert et al.	2016	App-basiertes Selbstmonitoring bei Typ- 2-Diabetes	36	Fragebogen	Perceived Usefulness/Reminder- funktion
De Cock et al.	2017	Use of Fitness and Nutrition Apps: Associations With Body Mass Index, Sna- cking, and Drinking Habits in Adolescents	889	Selbstein- schätzung	vorhandene Ver- haltensintention
Iacoviello et al.	2017	Clickotine, A Personalized Smartphone App for Smoking Cessation: Initial Evalu- ation	365	Beobach- tung, Aus- wertung	vorhandene Ver- haltensintention
Miller et al.	2017	Mobile Technology Interventions for Asthma Self-Management: Systematic Review and Meta-Analysis	103	Auswertung von Daten- banken	Positiver Effekt, aber keine kon- kreten Einfluss- faktoren genannt

Tabelle 2: Studien zu Verhaltensänderungen durch Gesundheits-Apps (eigene Darstellung)

Vergleichbare Ergebnisse liefern einige Studien, welche die Wirkung von Apps untersucht haben, die im Grenzbereich zwischen Gesundheits- und Medizin-Apps liegen. Miller et al. (2017, S. 1 und 18) konnten nachweisen, dass die Nutzung einer

entsprechenden App das Selbstmanagement von Asthma-Patienten verbessert. Zu ähnlichen Ergebnissen kommt eine Studie von Steinert et al. (2017, S. 5f.) in Bezug auf die Selbstvermessung von Typ-2-Diabetes mit Hilfe einer App, die eine signifikante Veränderung des Gesundheitsverhaltens und des psychischen Wohlbefindens der Patienten zur Folge hatte. Dabei stellten sich die Nützlichkeit sowie die Bedienbarkeit der App als wichtige Kriterium heraus.

Die Perspektive der App-Entwickler wurde in der Studie „mHealth App Developer Economics“ thematisiert (Research2Guidance 2015, S. 24). Aus Sicht der Entwickler gibt es Ansatzpunkte, die eine Verhaltensänderung seitens der Nutzer wahrscheinlicher machen. Dazu zählen eine Dashboard-Funktion, eine „Instrumententafel“ bzw. Benutzeroberfläche, auf der verschiedene Informationen nutzerfreundlichen zusammengefasst sind (vgl. Becker 2015), personalisierte Nachrichten sowie schließlich die Reminder-Funktion. Letzteres sind „Weckrufe“ oder Erinnerungen, die der Nutzer erhält, wenn er die App nicht nutzt (vgl. Funk 2014).

Schließlich sei darauf verwiesen, dass einige Krankenversicherungen Gesundheits-Apps erfolgreich als Anreiz nutzen, um ihre Versicherten zu einem gesünderen Lebenswandel zu bewegen. Die Kunden der „United Healthcare“ (USA) oder der „Discovery“ (Großbritannien und Südafrika), erhalten Ermäßigungen oder Gratifikationen für Self-Tracking-Maßnahmen (vgl. Lass 2018).



Abbildung 4: Ablauf der Vitality Active Rewards – Komponente Quelle: Discovery Ltd., 2018 (zit. n. Lass 2018: 8)

Wenn die Versicherten mit Hilfe einer Tracking-App dokumentieren können, dass sie ein zuvor vereinbartes Ziel (z.B. eine bestimmte Zahl verbrannter Kalorien) erreicht haben, erhalten sie Boni oder gar spezielle „Self-Tracking-Tarife“. In Deutschland ist es bislang aus rechtlichen Gründen nicht möglich, die Versicherungs-Tarife derart zu differenzieren (Lass 2018, S. 10f.).

Auch zu diesen Apps gibt es wissenschaftliche Studien, die in kontrollierten Experimenten nachgewiesen haben, dass derartige Anreize eine Wirkung haben – in diesem Fall eine Steigerung der Zahl der Besuche eines Fitnessstudios sowie eine Verbesserung der Gesundheit (vgl. Charness und Gneezy 2009, S. 926f.). Dieser Effekt bleibt auch nach Beendigung der Bonuszahlungen bestehen. Zudem ist nachgewiesen worden, dass nicht nur Versicherte mit einem geringen Risiko von Bonusprogrammen profitieren, sondern im Gegenteil der Effekt bei Personen mit einem hohen Krankheitsrisiko sogar größer ist (vgl. Mühlbauer 2012).

Fazit

Insgesamt lässt sich also festhalten, dass es bereits eine Reihe von Studien gibt, die sich mit der durch Gesundheits-Apps ausgelösten Verhaltensänderungen befassen und

dabei überwiegend – jedoch nicht einhellig – positive Effekte auf Lebensstil und Gesundheitsverhalten nachgewiesen haben. Als mögliche Faktoren, die diese Wirkungen von Apps auf das Verhalten der Nutzer*innen begünstigen, wurden dabei unter anderem die Transparenz, die Bedienbarkeit oder der konkrete Nutzen genannt.

2.3 Navigations-Apps

Die statische Navigation mit Straßenkarten und gedruckten Bahn-Fahrplänen ist in den letzten Jahren schrittweise durch dynamische Verfahren ersetzt worden. Verkehrsfunk und TMC waren erste Schritte in Richtung Verkehrstelematik, die Ansätze einer Erfassung und Verarbeitung relevanter Verkehrsdaten zum Zwecke der Verkehrssteuerung beinhalteten (Lorenz und Weyer 2008). Im Nahverkehr und bei der Bahn haben Fahrgastinformationssysteme für mehr Transparenz gesorgt; sie erlauben es den Reisenden mittlerweile, sämtliche relevanten Informationen in Echtzeit über ihr Smartphone abzurufen.

Bei der intelligenten Verkehrssteuerung der Zukunft spielen Apps ebenfalls eine zentrale Rolle, seien es Navigations-Apps für den Straßenverkehr (Pkw, Fahrrad, Campingmobile), seien es Apps von Car- oder Bike-Sharing-Anbietern, seien es Reise- und Ticket-Apps von Nahverkehrsunternehmen. Wir rücken im Folgenden Navigations-Apps für den Straßenverkehr in den Mittelpunkt, weil in diesem Bereich bereits ein gewisser Stand der Forschung bezüglich der Frage existiert, inwiefern Handlungsempfehlungen von Apps Verhaltensänderungen auf Seiten der Nutzer*innen zur Folge haben.

Ein Navigationssystem ist ein Gerät, das mit Hilfe von GPS den eigenen Standort bestimmt und diese Information nebst anderen Daten an eine Verkehrszentrale oder einen Dienstleister übermittelt. Zudem zeigt es die aktuelle Position auf einer Karte an, berechnet on-board eine Route zum gewählten Ziel vor und gibt mithilfe grafischer Elemente sowie gesprochener Sprache Anweisungen bzw. Empfehlungen für mögliche Aktionen (Lee und Cheng 2008, S. 304).

Dynamische Navigationssysteme unterscheiden sich von ihren Vorgängern dadurch, dass sie auf aktuellen Verkehrsdaten basieren und so in Echtzeit ein aktuelles Lagebild vermitteln, auf dessen Grundlage Alternativrouten vorgeschlagen werden können (Google Maps 2018; TomTom 2015).² Navigationssysteme verfolgen das Ziel, die individuelle Fahrzeit zu optimieren, also eine möglichst kurze Strecke zu wählen und Verzögerungen durch Baustellen oder Staus zu vermeiden. Ob dies am besten erreicht werden kann, wenn das gesamte Verkehrssystem optimiert wird und nicht nur das Verhalten einzelner Verkehrsteilnehmer, ist ein Thema, das derzeit in der

² Weitere Details zur Echtzeit-Navigation finden sich in der zweiten Vertiefungsstudie „Echtzeit-Steuerung komplexer Systeme“.

Community der Verkehrsplaner unter dem Label „intelligente Verkehrssteuerung“ heftig diskutiert wird.³

Frühere Generationen portabler Navigationssysteme (z.B. von DataBecker, TomTom oder den Automobilherstellern) waren noch separate Geräte mit proprietären Datenformaten. Mittlerweile sind sie zu großen Teilen durch Smartphone-Apps abgelöst, die sämtliche Funktionalitäten eines Navigationssystems auf dem Smartphone (bzw. auf dem damit verbundenen Display des Fahrzeugs) realisieren und dabei permanent online sind, um beispielsweise das aktuelle Kartenmaterial zu laden. Im Gegensatz zu teuren proprietären Systemen⁴ sind Smartphone-Apps günstig und flexibel; sie nutzen zudem die Multifunktionalität des Geräts, z.B. bei der Übernahme von Adressen aus der Kontaktliste (vgl. Lee und Cheng 2010, S. 1421f.).

Zu den meistgenutzten kostenlosen Navigations-Apps für den Straßenverkehr zählen sowohl bei Android- als auch bei iOS-Geräten: Google Maps, HERE WeGo, Waze, TomTomGo und Maps.me (Humpa 2016; Schwalb 2012). Diese liefern in Echtzeit aktuelle Verkehrsinformationen und versorgen die Nutzer*innen mit Routenplanungen für den mobilen Individualverkehr (Auto, Rad), teilweise auch mit Informationen über den öffentlichen Verkehr (Bus und Bahn). Zudem bieten sie Zusatz-Services wie Hinweise auf Tankstellen, Raststätten etc. (Google Play 2017; TomTom 2017).

Verhaltensänderung durch Apps

Ob Navigations-Apps das Verhalten der Verkehrsteilnehmer, z.B. in punkto Routenwahl, tatsächlich beeinflussen, ist zwar in einigen Studien bereits untersucht worden (vgl. die Übersicht in Tabelle 3); die Befunde sind jedoch uneindeutig und keineswegs befriedigend, was auch Khoo und Asitha (2016a) anmerken und als Motivation für ihre Studien benennen:

„As such, the relationship between drivers’ perceived traffic condition and travel choice is unknown and unestablished. Therefore, engineers are unaware on whether traffic conditions influence drivers’ travel choices.“ (Khoo und Asitha 2016a, S. 177)

Durch Befragung von 2880 Personen fanden die beiden Forscher heraus, dass Autofahrer*innen bei steigendem Verkehrsaufkommen eher geneigt sind, den Handlungsempfehlungen des Navigationssystems zu folgen (also z.B. eine der vorgeschlagenen Alternativrouten zu wählen). In anderen Fällen ziehen sie eher eine Änderung der Abfahrtszeit in Betracht (Khoo und Asitha 2016a: 192).

In einer zweiten Studie (Khoo und Asitha 2016b) gingen die beiden Forscher der Frage nach, welche Faktoren die Bereitschaft der Nutzer*innen erhöhen, den

³ Siehe dazu ausführlich die Vertiefungsstudie „Echtzeitsteuerung komplexer Systeme“.

⁴ Volkswagen ließ sich früher das jährliche Update des Kartenmaterials nur für Deutschland mit einem Betrag von über 100 Euro vergüten.

Empfehlungen von Navigations-Apps zu folgen. Sie ermittelten dies über eine Befragung von 1000 Probanden, die verschiedene Attribute von Navigations-Apps bewerten sollten. Neben anderen Faktoren hatte vor allem die Informationsgenauigkeit eine

Autor	Jahr	Titel	N	Instrument	Ergebnis
Abdel-Aty et al.	1997	Using stated Preference Data for Studying the effect of Advanced Traffic Information on Drivers' Route Choice	564 + 143 (FU)	Befragung	Reliabilität der Informationen ist für Verhaltensänderung relevant
Dia et al.	2002	An agent-based approach to modelling driver route choice	167	Befragung, Simulationsstudie	Handlungsempfehlungen führen zu Routenänderung
Choocharukul	2008	Effects of attitudes, socio-economic and characteristics on stated route di-version: a structural equation modeling approach of road users in Bangkok travel	388	Befragung	Wahrgenommener Nutzen der Handlungsempfehlung
Roshandeh/Che-Puan	2009	Assessment of impact of variable message signs on traffic surveillance in Kuala Lumpur	-	Auswertung von Verkehrsdaten	Handlungsempfehlungen führen zu Stauminde- rung (keine Einflussfaktoren genannt)
Paefken et al.	2012	Driving Behavior Analysis with Smartphones: Insights from a Controlled Field Study	72	Befragung, Beobachtung	Effekt von Apps auf Nutzer
Ben-Elia et al.	2013	The impact of travel information's accuracy on route-choice	36	Befragung, Beobachtung	Verschiedene Effekte von Verkehrsinformationen auf Nutzer; Per-
Khoo/ Ong	2013	Evaluating perceived quality of traffic information system using structural equation modeling	1506	Befragung	Effektiv erscheinende Navigationssysteme sind verlässlicher
Simão	2015	Impacts of Advanced Travel Information Systems on Travel Behaviour: Smartmoov' case study	50	Befragung	Kein Effekt von App auf Nutzer
Khoo/Asitha	2016a	An impact analysis of traffic image information system on driver travel choice	2880	Befragung	Mit steigendem Verkehrsaufkommen wird Verhaltensänderung wahrscheinlicher
Khoo/Asitha	2016b	User requirements and route choice response to smartphone traffic applications (apps)	1000	Befragung	Positiver Effekt von Apps auf Nutzer; Informationsgenauigkeit der App
Ruan et al.	2016	The Empirical Research on Information Behavior Characteristics and Satisfaction of Drivers Based on Smart Phone	279	Befragung	Verschiedene Effekte von Apps auf Nutzer; Zufriedenheit hängt positiv mit Vertrauensgrad zusammen

Tabelle 3: Studien zu Verhaltensänderungen durch Navigations-Apps (eigene Darstellung)

positive Wirkung, da sie das Vertrauen in die App stärkte. Auch die wahrgenommene Zeitersparnis spielte bei der Entscheidung, die Route zu ändern, eine Rolle.

Handlungsempfehlungen wurden vor allem dann umgesetzt, wenn die vorgeschlagene Strecke den Verkehrsteilnehmenden vertraut war. Soziodemografische Faktoren hatten hingegen keinen signifikanten Einfluss.

Khoo und Asitha untersuchten im Rahmen ihrer Befragung auch die Gründe, warum ein Wechsel zu einer vorgeschlagenen Alternativ-Route *nicht* erfolgte: die Befragten gaben an, dass sie nicht überzeugt seien, dass die Verkehrssituation auf der Ausweichroute besser sei (45%), dass es sich um gebührenpflichtige Straßen handle (18%) oder dass die Strecke dadurch länger werde (12%) (Khoo und Asitha 2016b, S. 60).

Eine andere Forschergruppe (Ben-Elia et al. 2013) untersuchte Zusammenhänge zwischen Fahrertypen und Routenwahl-Verhalten; sie stellte dabei fest, dass risikoaverse Reisende eine zuverlässigere Route gegenüber einer weniger zuverlässigen mit einer kürzeren Reisezeit bevorzugen. Ruan et al. (2016) fanden schließlich heraus, dass die Zufriedenheit und das Vertrauen von Nutzer*innen in Navigations-Apps steigen, je häufiger die App verwendet wurde.

Auch die Wirkungsweise anderer Typen von Verkehrsinformationen ist in wissenschaftlichen Studien untersucht worden. Choocharukui (2008) fand beispielsweise heraus, dass Umleitungsempfehlungen durch fest installierte Hinweisschilder nur dann eine Wirkung haben, wenn die Fahrer*in einen direkten Nutzen dieser Handlungsempfehlung wahrnimmt und den Grund für den Hinweis versteht. Chen et al. (2008) stellten auf Basis von Simulationsexperimenten fest, dass Umleitungshinweisen umso mehr gefolgt wird, je stärker die Staubildung ist; zudem lässt sich nachweisen, dass der Verkehr auf diese Weise effektiv entlastet wird. Bei Wechselverkehrszeichen, die variable Informationen anzeigen können, ist die Wirkung auf die Verkehrsteilnehmer*innen deutlich höher als bei starren Systemen. Der Einsatz von Wechselverkehrszeichen reduziert die Reisezeit der Verkehrsteilnehmenden signifikant, was darauf schließen lässt, dass die Empfehlungen und

Hinweise tatsächlich angenommen werden (Roshandeh und Puan 2009). Die Verkehrsteilnehmenden lassen sich insbesondere dann von Verkehrsinformationen beeinflussen, wenn sie erwarten, auf diese Weise ihre Reisezeit verkürzen zu können. Dabei spielt die wahrgenommene Zuverlässigkeit der Informationen eine wichtige Rolle (Abdel-Aty et al. 1997).

Dies gilt in ähnlicher Weise für „Advanced Travel Information Systems“ (ATIS), die auch Vorschläge für den Wechsel des Transportmodus (Individual- versus öffentlicher Verkehr) oder für intermodale Reisen unterbreiten. Hier spielt das Smartphone aufgrund seiner Flexibilität und Mobilität eine wichtige Rolle, da es – anders als fest verbautete Geräte – eine flexible und intermodale Reisegestaltung ermöglicht (vgl. auch Geisberger und Broy 2012). Simão (2015) konnte allerdings bei Tests mit einer selbst entwickelten App, die Echtzeit-Verkehrsinformationen bereitstellte, keinen nennenswerten Wirkung bezüglich der Verkehrsmittelwahl der Probanden feststellen.

Fazit

Die bislang vorliegenden Studien haben mit den Methoden der Befragung und der Beobachtung gearbeitet und dabei teilweise auch Szenarien eingesetzt. Insgesamt kann man als Ergebnis festhalten, dass die Häufigkeit der Nutzung von Navigations-Apps, ihr wahrgenommener Nutzen (insbesondere in Situationen mit hoher Verkehrsdichte) und die Präzision und Verständlichkeit der ausgespielten Informationen einen Einfluss auf die Bereitschaft von Nutzer*innen haben, ihr Verhalten zu verändern.

Interessanterweise scheint sich eine Bereitschaft zur Routenänderung vor allem dann zu zeigen, wenn das befahrene Gebiet den Nutzer*innen ohnehin bekannt ist, sodass sie sich auch auf der Ausweichroute sicher fühlen. Hieraus kann die Vermutung abgeleitet werden, dass auch die wahrgenommene Kontrolle und eigene Kompetenzerwartungen in diesem Zusammenhang eine Rolle spielen.

Methodisch scheint für die Erhebung dieser Bereitschaft eine Kombination aus Befragung und Szenarien zielführend zu sein. Im Rahmen dieses Gutachtens erscheint es dabei ratsam, verschiedene Szenarien abzufragen, welche sowohl die Situation vor der Fahrt als auch eine spontane Routenänderung währenddessen abbilden. Während vor der Fahrt die gesamte Route ersichtlich wird und daher bekannt ist, kann eine spontane Änderung der Route die angesprochene Unkenntnis der Route simulieren.

3 Theoretische Rahmung

Im Mittelpunkt unserer Studie stehen die beiden Fragen, ob Handlungsempfehlungen von Apps Verhaltensänderungen auslösen und welche Rolle das Vertrauen dabei spielt, das die Nutzer*innen den Apps entgegenbringen. Es handelt sich also um den dritten Schritt des in Kapitel 1 dargestellten Big-Data-Prozesses. Zudem suchen wir nach externen Faktoren, die das Vertrauen, aber auch die Bereitschaft zur Verhaltensänderung beeinflussen.

Der Überblick über den Stand der Forschung zu mobilen Apps in Kapitel 2 hat gezeigt, dass bereits einige Faktoren (wie etwa der wahrgenommene Nutzen einer App in Bezug auf die Verkürzung der Reisezeit) identifiziert worden sind, die auch in unserer Studie eine Rolle spielen werden. Er hat jedoch auch einige Defizite und Forschungslücken aufgezeigt, die wir im Folgenden schließen wollen.

Um die genannten Fragestellungen systematisch untersuchen zu können, benötigen wir ein Modell, das die Zusammenhänge zwischen dem Verhalten von Individuum und den sie beeinflussenden Faktoren beschreibt und in eine operationalisierbare Form bringt, die es ermöglicht, die behaupteten Hypothesen empirisch zu testen.

Das in der Markt-, Akzeptanz- und Innovationsforschung weitverbreitete Modell ist das „Technology Acceptance Model“ (TAM) von Davis (1989) bzw. die erweiterte Version von Venkatesh & Davis (2000). Es wurde entwickelt, um individuelle Konsumenten-Entscheidungen zu analysieren; es kann aber auch dazu genutzt werden, die gesellschaftliche Akzeptanz von Technik zu studieren. Sein größter Nachteil ist, dass es nur Einstellungen misst, nicht aber reales Verhalten; und Letzteres kann sich bekanntlich erheblich von Ersterem unterscheiden (Best 2009). Befragte geben beispielsweise an, die Umwelt schützen zu wollen und sich für soziale Gerechtigkeit zu engagieren und fliegen dennoch kurz darauf für ein Wochenende mit dem Billigflieger nach Mallorca.

Trotz dieser Bedenken werden auch wir im Folgenden eine modifizierte Version des TAM verwenden, die sich vom Original-TAM unter anderem dadurch unterscheidet, dass sie den Versuch unternimmt, auch das reale Verhalten der Probanden zu erheben, und zwar mit Hilfe von Szenarien.

3.1 Modellierung der Bereitschaft zur Verhaltensänderung

Das TAM hat zwei prominente Vorläufer, die „Theory of Reasoned Action“ (TRA) und die „Theory of Planned Behaviour“ (TPB). Beides sind psychologische Verhaltensmodelle, die individuelles Verhalten zu erklären versuchen.

Theory of Reasoned Action

Die Theory of Reasoned Action (TRA) von Fishbein und Ajzen (1975) will verdeutlichen, was ein Individuum dazu bewegt, sich in einer bestimmten Weise – vernünftig – zu verhalten. Die abhängige Variable ist demnach „behaviour“, deren Prädiktor die Handlungsintention („behavioural intention“) ist (vgl. Hale et al. 2002, S. 259ff.).

Diese wiederum wird von zwei Faktoren beeinflusst: der Einstellung und der subjektiven Norm (vgl. Abbildung 5).

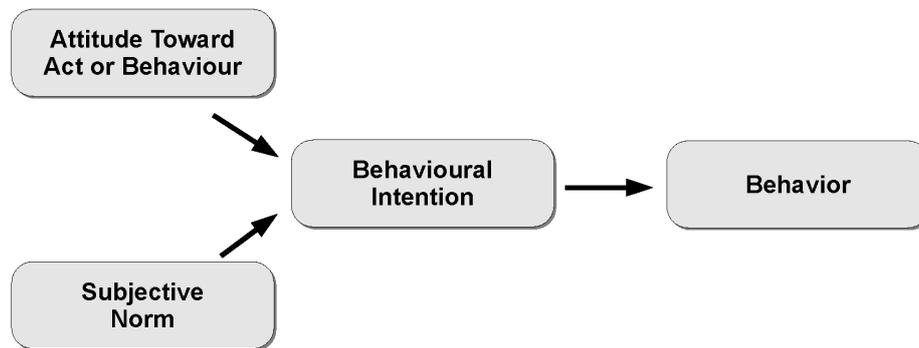


Abbildung 5: Theory of Reasoned Action (in Anlehnung an Fishbein/Ajzen 1975)

Die Kernaussage dieses Modells lautet: Je größer die Handlungsintention ist (die sich empirisch über die „Einstellung“ und „subjektive Norm“ erforschen lässt), desto wahrscheinlicher ist auch ein bestimmtes Verhalten. Ein Problem dieses Ansatzes ist allerdings die mangelnde Möglichkeit, ein Verhalten abzubilden, das die Akteure nur unvollständig unter Kontrolle haben.

Theory of Planned Behaviour

Die Theorie des geplanten Verhaltens (Ajzen 1991) erweitert das Modell um den Faktor der wahrgenommenen Kontrolle und fügt zudem Interaktionseffekte zwischen diesem Faktor und der Einstellung sowie der subjektiven Norm hinzu (vgl. Abbildung 6).

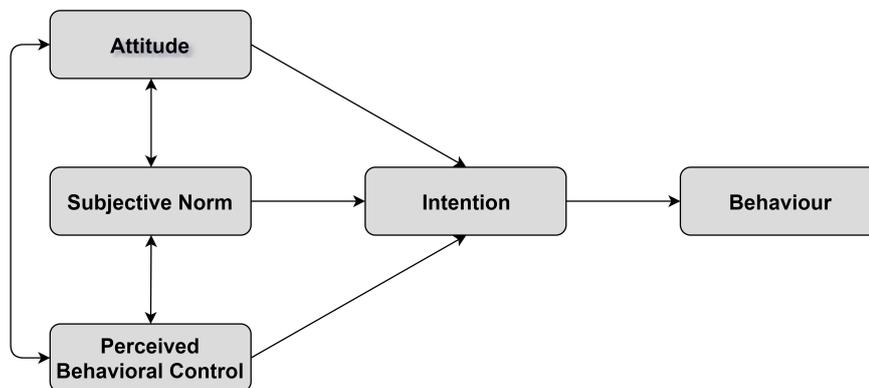


Abbildung 6: Theory of Planned Behaviour (Ajzen 1991)

Der neue Faktor „wahrgenommene Kontrolle“ beschreibt die (subjektive) Einschätzung eines Akteurs, wie leicht es ihm fällt, ein gewünschtes Verhalten durchzuführen, was auch von der jeweiligen Situation abhängt, in der er sich bei der Durchführung seiner Handlung befindet.

Prospect Theory

Ein weiteres prominentes Modell, das wir jedoch im Folgenden nicht weiter berücksichtigen werden, ist die Neue Erwartungstheorie, die sich mit der Psychologie des

Entscheidens unter Unsicherheit, vor allem aber mit kognitiven Verzerrungen befasst. Verluste würden, so Tversky und Kahnemann (1981) stärker gewichtet als Gewinne, und Menschen seien risikoavers, d.h. sie gingen ein hohes Risiko ein, um

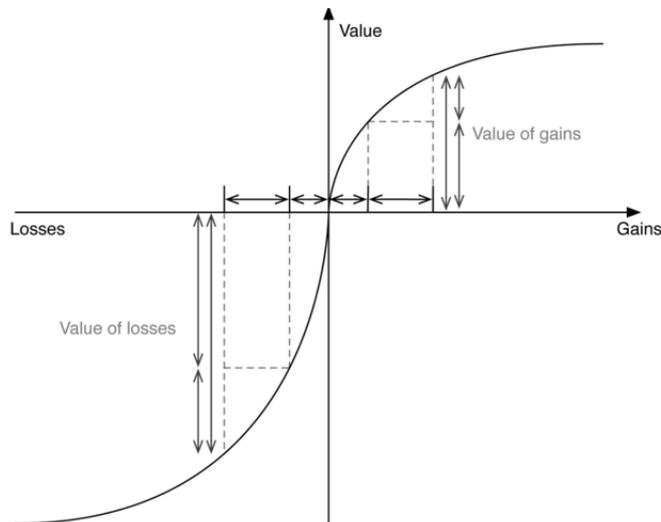


Abbildung 7: Prospect Theory (Tversky und Kahneman 1981)

Verluste zu vermeiden bzw. zu kompensieren.

Dabei spielen auch der Referenzpunkt eine Rolle; so macht es beispielsweise einen Unterschied, wenn der Liter Diesel auf 1,30 Euro steigt, die Erwartungen aber durch das vorherige Preisniveau in Höhe von 1,20 Euro geprägt sind. Ganz anders verhält es sich hingegen, wenn man aus dem Italien-Urlaub zurückkehrt, wo der Liter Diesel 1,60 Euro gekostet hat; in diesem Fall werden 1,30 Euro als Gewinn und nicht als Verlust gewertet.

3.2 Das TAM-Modell

Das „Technology Acceptance Model“ (TAM) „Technology Acceptance Model“ (TAM) greift einige Grundgedanken der „Theory of Reasoned Action“ (TRA) und der „Theory of Planned Behaviour“ (TPB) auf. Fred Davis, der Schöpfer des TAM, war davon überzeugt, dass die Nutzerakzeptanz einen wichtigen Faktor bei der Einführung technischer Innovationen darstellt – im konkreten, von ihm untersuchten Fall der Einführung eines elektronischen Mail-Systems. Er entwickelte daher zwei Variablen, die seitdem aus der Akzeptanzforschung nicht mehr wegzudenken sind (vgl. Abbildung 8):

- den wahrgenommenen Nutzen eines Produkts („Perceived Usefulness“ - PU) sowie
- die wahrgenommene Einfachheit der Bedienung („Perceived Ease of Use“ - PEOU) – oder einfacher: die wahrgenommene Nutzerfreundlichkeit.

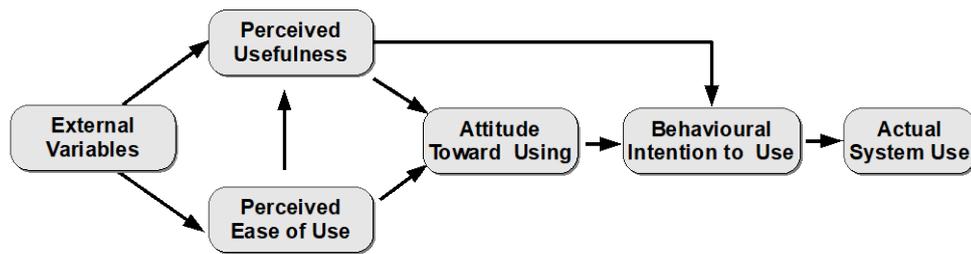


Abbildung 8: Das Technologie-Akzeptanz-Modell (TAM) (Davis et al. 1989, S. 985)

Diese beiden Faktoren beeinflussen die – bereits aus TRA und TPB bekannte – Variable „Attitude“; die „subjektive Norm“ wie auch die „wahrgenommene Kontrolle“ tauchen hier hingegen nicht mehr explizit auf (Davis et al. 1989, S. 386).

Den wahrgenommenen Nutzen (PU) definiert Davis als “den Grad, zu dem eine Person davon überzeugt ist, dass die Nutzung eines bestimmten Systems ihre Leistung steigert“ (Davis 1989, S. 320), also dass das System effizient ist, die Produktivität steigert, Zeit spart und für die eigene Tätigkeit relevant ist. Im Fall von Smartphone-Apps wäre dies beispielsweise die Wahrnehmung, dass deren Nutzung zu einer Verkürzung der Reisezeit (Navigations-Apps), zu einer Verbesserung der Fitness (Gesundheits-Apps) oder zu einer passenden Wahl der Kleidung (Wetter-Apps) führt.

Die wahrgenommene Nutzerfreundlichkeit (PEOU) misst hingegen, wie weit ein*e Anwender*in die Nutzung des Systems als eine Erleichterung empfindet, also wie hoch die körperliche und die mentale Be- bzw. Entlastung sind und wie schnell die Bedienung des Systems erlernt werden kann. Im Fall von Smartphone-Apps wäre dies die Wahrnehmung, dass Apps einfach zu installieren und zu bedienen sind und zudem ihre Empfehlungen in einer verständlichen und hilfreichen Weise dargeboten werden.

Die beiden Faktoren PU und PEOU werden ihrerseits durch externe Variablen beeinflusst wie etwa die Einschätzung der eigenen Kompetenz, bereits gemachte Erfahrungen oder wahrgenommene Risiken; diese externen Variablen haben aber – so die starke These des Modells – keinen direkten Einfluss auf das Verhalten, sondern wirken lediglich indirekt über die Faktoren PU und PEOU (Davis 1989). Davis ging zudem davon aus, dass es einen direkten Zusammenhang zwischen den beiden zentralen Faktoren seines Modells gibt, und zwar derart, dass die wahrgenommene Nutzerfreundlichkeit (PEOU) einen Einfluss auf den wahrgenommenen Nutzen (PU) hat, dass also Systeme, die einfach zu bedienen sind, auch als nützlich empfunden werden. Einen umgekehrten Zusammenhang gebe es hingegen nicht.

Hieraus ergeben sich folgende drei Hypothesen, die zum Kernbestand eines jeden TAM-Modells – und damit auch unserer Studie – gehören:

H1a Die wahrgenommene Nutzerfreundlichkeit einer App hat einen positiven Einfluss Bereitschaft, das eigene Verhalten zu ändern.

H1b Der wahrgenommene Nutzen einer App hat einen positiven Einfluss Bereitschaft, das eigene Verhalten zu ändern.

H1c Die wahrgenommene Nutzerfreundlichkeit einer App hat einen positiven Einfluss auf den wahrgenommenen Nutzen.

Eine deutliche Abweichung gegenüber dem Original-TAM besteht darin, dass wir als abhängige Variablen nicht die Nutzungsintention und die tatsächliche Nutzung des Systems, sondern die Bereitschaft zur Verhaltensänderung wählen (siehe dazu ausführlich Kap. 3.4).

Davis hat Skalen zur Messung der beiden zentralen Akzeptanz-Variablen PU und PEOU entwickelt und ausgiebig getestet (s.u.); aufgrund ihrer hohen Reliabilität werden sie von der Technikakzeptanzforschung bis heute mit nur geringen Adaptationen (sowie gegenstandsspezifischen Modifikationen) verwendet.

Das TAM wurde in der Folgezeit mehrfach variiert und zum TAM 2 weiterentwickelt, das insofern eine Vereinfachung enthält, als die Variable „Attitude“ entfällt und durch PU und PEOU ersetzt wird. Zudem taucht die subjektive Norm wieder auf, und es werden etliche externe Faktoren explizit benannt, die allerdings ausschließlich auf PU wirken (vgl. Abbildung 9).

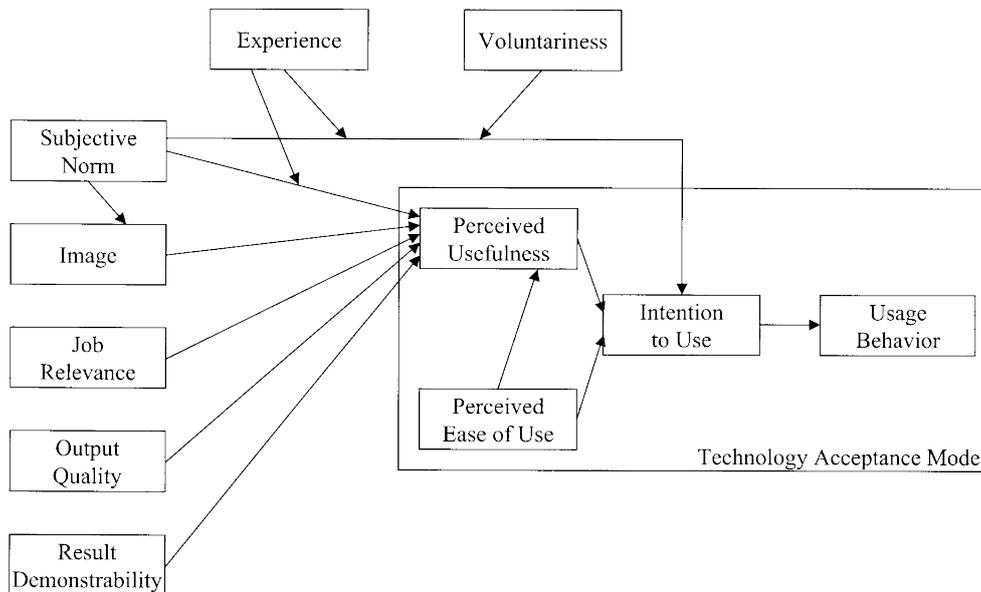


Abbildung 9: TAM 2 (Venkatesh und Davis 2000, S. 188)

Das später entwickelte TAM 3 stellt wiederum eine Vereinfachung dar und lässt der Akzeptanzforschung mehr Spielraum, die Zusammenhänge zwischen den vermuteten externen Einflussfaktoren und den zentralen Variablen des TAM-Modells je nach Untersuchungsgegenstand und Fragestellung flexibel zu konfigurieren (vgl. Abbildung 10). Die externen Variablen wirken hier – in einer jeweils fallspezifisch zu konkretisierenden Weise – sowohl auf PU als auch auf PEOU.

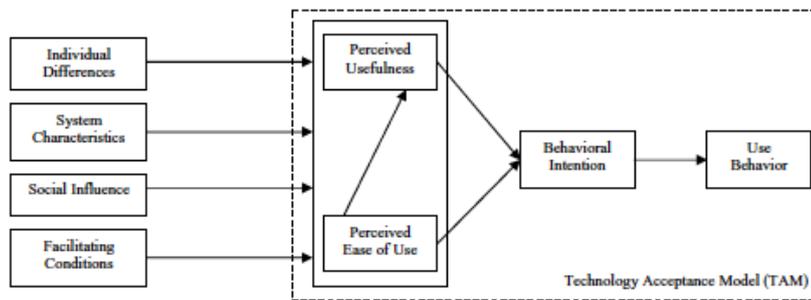


Abbildung 10: TAM 3 (Quelle: Venkatesh und Bala 2008, S. 276)

Zu diesen Variablen, die sich zum Teil gegenseitig beeinflussen, zählen nunmehr:

- Die Freiwilligkeit,
- die Erfahrungen*,
- die subjektive Norm,
- die Reputation*,
- die Job-Relevanz,
- die Qualität des Outputs,
- die Sichtbarkeit der Resultate,
- die Selbstwirksamkeit* in Sachen IT-Systeme,
- die subjektive Kontrollwahrnehmung*,
- die Technikaffinität*,
- die Spielfreude in Bezug auf IT-Systeme,
- der wahrgenommene Spaß,
- die objektive Nutzbarkeit (Venkatesh und Bala 2008: 280).

Die mit einem Stern (*) markierten Variablen fließen auch in unser Modell ein. Dabei stellen diese Variablen jene Faktoren dar, welche aus dem ursprünglich auf die Arbeitswelt ausgerichteten Erhebungskontext herausgelöst und auf unseren Gegenstand übertragen werden können.

Das TAM ist deshalb so erfolgreich, weil sich die Skalen in vielen Studien als reliabel und stabil erwiesen haben (vgl. Legris et al. 2003; King und He 2006, xx), aber auch weil es eine flexible Konfiguration der externen Variablen je nach Fragestellung und Gegenstand erlaubt. Ein Schwachpunkt dieses Modells besteht jedoch darin, dass Daten zur tatsächlichen Systemnutzung auf subjektiven Angaben der Probanden basieren („self-reported measures of usage behavior“, vgl. Davis 1989: 333) und diese Probanden oftmals lediglich Studenten waren.

Die Original-Skalen von Davis haben eine hohe Reliabilität (vgl. Tabelle 4), sind aber wegen der hohen Zahl von 14 (1989, xx) bzw. 10 Items (1993, xx) für die empirische Forschung nicht sonderlich praktikabel. Als Alternativen bieten sich daher eine Skala von Kothgassner et al. (2012, xx) mit drei Items an. Da diese geringe Itemzahl Probleme jedoch mit der Reliabilität nach sich ziehen kann, verwenden wir für unsere Studie eine modifizierte und auf den Gegenstand Smartphone-Apps angepasste Version der Originalskalen von Davis.

Autor	Jahr	Titel	Items	Skala	Alpha	N
Davis	1989	Perceived Ease of Use	14	7	Studie 1: 0,91 Studie 2: 0,94	184 80
Davis	1989	Perceived Usefulness	14	7	Studie 1: 0,97 Studie 2: 0,98	184 80
Davis	1993	Perceived Ease of Use of Electronic Mail	10	7	0,91	112
Davis	1993	Perceived Usefulness of Electronic Mail	10	7	0,97	112
Kothgassner et al.	2012	Benutzerfreundlichkeit	3	7	0,81	178
Kothgassner et al.	2012	Nützlichkeit	4	7	0,80	178

Tabelle 4: Skalen zu den Konstrukten „Wahrgenommene Nutzerfreundlichkeit“ und „Wahrgenommener Nutzen“ (eigene Darstellung)

Kritische Würdigung

Das TAM hat seine unbestreitbare Stärke in der präzisen und detaillierten Erhebung subjektiver Einstellungen (attitudes) und Wahrnehmungen (perceptions), die individuelle Subjekte gegenüber einem Produkt haben, z.B. einer innovativen Technik. Mit Hilfe statistischer Verfahren entwickelt es Korrelationen zwischen unterschiedlichen Variablen und benennt so die Faktoren, die einzelne Variablen positiv oder negativ beeinflussen. Es ist auf aggregierte Zusammenhänge ausgerichtet, in denen die einzelnen Subjekte hinter Korrelationskoeffizienten letztlich aber verschwinden. Zudem bleibt offen, ob aus einer geäußerten Verhaltensabsicht auch ein tatsächliches Verhalten folgt (vgl. die Forschungen zur Attitude-Behaviour-Gap, Best 2009).

Wie genau sich die Entscheidungen von Akteuren vollziehen, eine Technik zu nutzen oder nicht zu nutzen, wird vom TAM nicht thematisiert. Anders als soziologische oder verhaltensökonomische Theorien enthält es keinen Ansatz zur Modellierung von Entscheidungen bzw. Handlungen, mit Hilfe derer man beispielsweise erklären könnte, warum Akteur A die neue Technik nutzt, Akteur B hingegen nicht.

Soziologische Handlungsmodelle wie das „Modell soziologischer Erklärung“ (MSE) von Hartmut Esser (1993) oder das „Institutional Analysis and Development“-Modell (IAD) von Elinor Ostrom (2010) erklären soziale Dynamik durch das Wechselspiel des individuellen Handelns (Mikro-Ebene) und gesellschaftlicher Strukturen (Makro-Ebene) (vgl. Coleman 1995). Sie decken damit etliche Aspekte des TAM ab, insbesondere die subjektive Wahrnehmung von Situationsfaktoren, die auf den Akteur einwirken („Logik der Situation“, als auch die Einstellungen und Präferenzen, die dessen Entscheidungen prägen („Logik der Selektion“). Welche Effekte das „handelnde Zusammenwirken“ (Schimank 2010) vieler Einzelner in Bezug

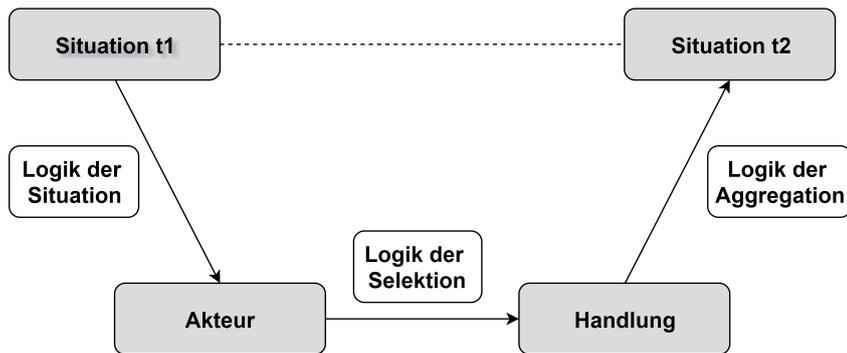


Abbildung 11: Modell soziologischer Erklärung (Quelle: Esser 1993, S. 93)

auf die sozialen Strukturen und Dynamiken hat („Logik der Aggregation“), ist nicht Gegenstand des TAM. Soziologische Modelle rücken hingegen die Frage in den Mittelpunkt, wie es zwischen Zeitpunkt t_1 und t_2 , vermittelt durch die Handlungen einer Vielzahl von Akteuren, zu Veränderungen auf der Makro-Ebene des Systems kommt. (vgl. Abbildung 11).

Anders als das TAM tragen soziologische Handlungsmodelle der Heterogenität der Akteure und damit der Diversität ihrer Einstellungen und Entscheidungen Rechnung. Sie können zudem zeigen, wie Akteure in Situationen entscheiden, die durch Zielkonflikte geprägt sind, in denen also unterschiedliche Einflussfaktoren wirksam sind, die mit widersprüchlichen Erwartungen und Bewertungen verbunden sind (vgl. z.B. Die „Multi-Attribute Utility Theory“ (MAUT) von Velasquez und Hester 2013). Diesen Modellen zufolge prüfen Akteure unterschiedliche Handlungsalternativen, indem sie deren Folgen bewerten und schließlich die Option mit dem am höchsten bewerteten Nutzen wählen. Eine derartige Modellierung ist im TAM praktisch unmöglich.

Zudem verfolgen soziologische Handlungsmodelle den Ansatz, das modellierte Verhalten mit dem realen Verhalten großer Kollektive abzugleichen, etwa durch Hinzuziehen historischer Daten oder durch Abgleich mit Realdaten, um auf diese Weise die Modelle zu kalibrieren. Dabei wird deutlich, dass die – per Befragung erhobenen – Einstellungen oftmals verzerrt sind und das reale Verhalten nicht hinreichend

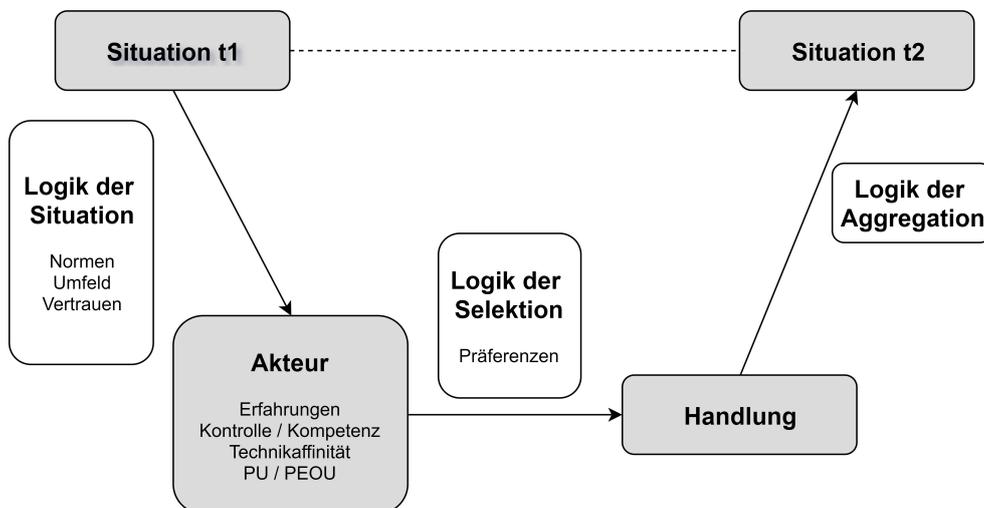


Abbildung 12: Kombination von TAM und MSE (eigene Darstellung)

erklären können (Adelt et al. 2018). Diese Kalibrierung der Modelle mit Realdaten ist im TAM eher unüblich, da hier die Einstellungen und nicht die realen Entscheidungsprozesse im Mittelpunkt stehen. Obwohl soziologisch unterkomplex, kann man einzelne Variablen des TAM nutzen, um soziologische Handlungsmodelle mit Daten zu füttern (vgl. Abbildung 12).

Die „subjektive Norm“ oder der Einfluss des sozialen Umfelds sind beispielsweise Faktoren, die sich gut in die „Logik der Situation“ einpassen lassen. Und „Technikaffinität“ oder „wahrgenommene Nutzerfreundlichkeit“ sind Faktoren, die auf Eigenschaften des Akteurs verweisen und sein subjektives Entscheidungsverhalten erklären können („Logik der Selektion“). Im dritten Schritt trennen sich, wie bereits erwähnt, die Wege von TAM und MSE. Die agentenbasierte Modellierung und Simulation hat sich hier als ein probater Weg erwiesen, durch Simulationsexperimente herauszufinden, welche strukturellen Effekte sich aus dem „handelnden Zusammenwirken“ (Schimank 2010) einer Vielzahl heterogener Agenten ergeben (Adelt et al. 2018, vgl. auch Vertiefungsstudie „Echtzeitsteuerung komplexer Systeme“).

Wir werden im Rahmen der hier vorliegenden Vertiefungsstudie zum Vertrauen in Apps keine Simulationsexperimente durchführen, sondern uns im Wesentlichen – ähnlich wie andere, in der Tradition des TAM stehende Studien – auf Befragungsdaten stützen. Wir werden allerdings das reale Verhalten der Probanden nicht ausschließlich erfragen, sondern die Probanden durch realistische Szenarien in Situationen versetzen, in denen sie Entscheidungen treffen müssen, die Handlungswahlen in Realsituationen nahekommen.

3.3 Erweiterung des TAM um den Faktor Vertrauen

Zudem werden wir die Offenheit und Flexibilität des TAM 3 nutzen, um zu überprüfen, ob Vertrauen – der zentrale Gegenstand unserer Studie – eine Variable ist, deren zusätzliche Einbeziehung den Erklärungswert des Modells erhöht. Dazu stützen wir uns auf eine Studie von Gefen et al. (2003), die das TAM auf das Thema „Akzeptanz des Online-Shoppings“ angewandt haben und dabei den Faktor „Vertrauen“ in das Modell eingebaut haben. Doch zunächst ist es erforderlich, den Begriff „Vertrauen“ kurz theoretisch zu umreißen.

Dimensionen des Vertrauens

Wie bereits in Kapitel 1 erwähnt, verstehen wir unter Vertrauen die Bereitschaft eines Akteurs (des Treugebers), sich in Situationen der Unsicherheit, in denen er die Folgen seines Handelns nur unvollständig überblickt, auf jemanden oder etwas (den Treuhänder) zu verlassen und damit ein Risiko einzugehen (vgl. Nooteboom 2002, S. 45f.). Es handelt sich also um eine Zuschreibung, dass der Treuhänder (sei es eine menschliche Person, eine Institution oder ein technisches Gerät) in Situationen der Unsicherheit, in denen der Treugeber auf Kontrolle verzichtet und dem Treuhänder die Kontrolle (bzw. Teile davon) überträgt, die Erwartungen des Treugebers nicht enttäuscht (vgl. auch Yan et al. 2013xx). Vertrauen markiert also einen internen Zustand eines Individuums, der sich nur indirekt messen lässt. Zudem benötigt der Aufbau von Vertrauen eine gewisse Zeit; und es verändert sich im Laufe der Zeit (vgl. Antifakos et al. 2005, S. 9).

McKnight/Chervany (2001) unterscheiden drei Dimensionen von Vertrauen, das dispositionale Vertrauen, das institutionelle Vertrauen und das interpersonelle Vertrauen (vgl. Abbildung 13).

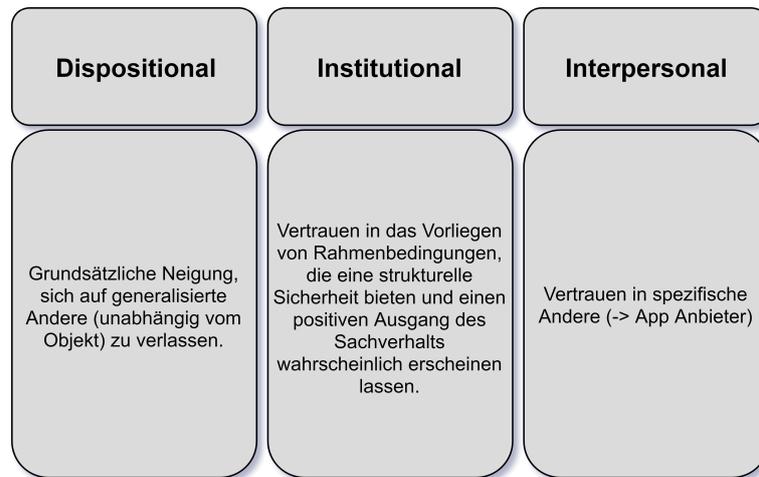


Abbildung 13: Dimensionen des Vertrauens (McKnight und Chervany 2001, S. 33)

Das *dispositionale* Vertrauen bezeichnet die grundsätzliche Neigung von Treugeber*innen, sich auf generalisierte Andere unabhängig vom jeweiligen Objekt oder der jeweiligen Situation zu verlassen, also eine vertrauensvolle Grundhaltung. Endreiß (2012) bezeichnet dies als „elementares Grundverhältnis“ bzw. als „gewohnheitsmäßiges Sich-Verlassen“ (ebd., S. 84), also die habituelle Einstellung, dass der Kontrollverzicht keinen Schaden mit sich bringen wird. In Bezug auf Apps könnte dies beispielsweise die grundsätzliche Bereitschaft sein, mobile Applikationen zu verwenden und deren Handlungsempfehlungen zu vertrauen. Da wir davon ausgehen, dass dieses Vertrauen den Menschen bereits durch ihre vorherige Sozialisation inhärent ist, wird diese Dimension des Vertrauens von uns als externer Faktor angesehen. Das heißt, dass wir davon ausgehen, dass dieser Faktor die übrigen Faktoren des Kernmodells beeinflusst, selbst aber keiner Einwirkung von Seiten der übrigen Faktoren unterliegt.

Institutionales Vertrauen bezieht sich hingegen auf konkrete Situationen oder Strukturen, also zum Beispiel auf das Vorliegen von Bedingungen, die eine positive Entwicklung des riskanten Sachverhalts wahrscheinlich erscheinen lassen. Bezogen auf Smartphone-Apps wäre dies das Vertrauen in die politischen, juristischen und gesellschaftlichen Institutionen des Datenschutzes.

Das *interpersonale* Vertrauen bezieht sich auf spezifische Andere – im konkreten Fall auf die App-Anbieter – und bezeichnet die allgemeine Grundhaltung („trusting beliefs“), zu welchem Grad der Treuhänder als kompetent, gutmütig, integer und in seinen Handlungen vorhersehbar betrachtet wird. Bezogen auf mobile Apps und deren Anbieter wäre dies der Glauben, dass diese die angebotene Leistung angemessen erbringen, dass sie am eigenen Wohlbefinden interessiert sind, dass sie wahrhaftig und ihre Handlungen zudem abschätzbar sind. Zudem beinhaltet diese Dimension die Bereitschaft, Kontrolle an diesen spezifischen Anderen abzugeben, also zum Beispiel die Routenplanung an eine App zu delegieren.

Unter Bezug auf McKnight/Chervany werden wir diese unterschiedlichen Dimensionen bei der Konstruktion unseres Forschungsmodells verwenden. Dabei werden wir drei unterschiedliche Konstrukte testen: das allgemeine (dispositionale) Vertrauen, das (interpersonale) Vertrauen in App-Anbieter sowie das (institutionelle) Vertrauen in den Datenschutz.

Eine zentrale Frage wird dabei sein, ob Vertrauen im erweiterten TAM-Modell ein externer Faktor unter vielen ist, oder ob Vertrauen zu einem Kernbestandteil des TAM gemacht werden muss, der die beiden zentralen Variablen PU und PEOU ergänzt bzw. sogar ersetzt. Denn es liegt auf der Hand zu postulieren, dass Vertrauen eine zentrale Rolle bei der Bereitschaft spielt, Apps zu nutzen, also Daten preiszugeben und den Empfehlungen der Apps zu folgen.

Vertrauen in Online-Shops

Gefen et al. (2003) haben das Vertrauen in Online-Shopping-Anbieter untersucht und zu diesem Zwecke eine erweiterte Version des TAM entwickelt (vgl. Abbildung 14). Der Faktor „Vertrauen“ steht hier in der Mitte des Modells, faktisch gleichberechtigt neben den beiden Faktoren „wahrgenommener Nutzen“ (PU) und „wahrgenommene Nutzerfreundlichkeit“ (PEOU).

Die Forscher haben die Hypothese untersucht und bestätigt, dass nicht nur PU und PEOU, sondern auch das Vertrauen einen direkten, zudem signifikant positiven Einfluss auf die Absicht zur Nutzung eines Online-Shops haben („intended use“). Zudem wirken die drei intermediären Variablen aufeinander: Vertrauen beeinflusst den wahrgenommenen Nutzen (PU) (ein vertrauensvoller Shop wird als nützlich betrachtet) und wird seinerseits von der wahrgenommenen Nutzerfreundlichkeit (PEOU) beeinflusst (je einfacher der Shop zu bedienen ist, desto höher ist das Vertrauen).

Ferner werden die Variablen „Vertrauen“ und PEOU, nicht aber PU, von externen Faktoren beeinflusst, die ihrerseits *keinen* direkten Einfluss auf die Verhaltensintention haben. Dies verdeutlicht nochmal, dass Vertrauen neben PEOU eine wichtige intermediäre Variable ist, die die Akzeptanz elektronischer Dienstleistungen erklären kann. Und es zeigt, dass es sich lohnt, unterschiedliche Dimensionen des Vertrauens zu betrachten, beispielsweise die erfahrungsbasierte Vertrautheit („knowledge-based familiarity“), die als externer Faktor keine signifikante Wirkung auf das Vertrauen, wohl aber auf PEOU hat. Diese Vertrautheit wurde über die Bekanntheit

des Anbieters sowie über die Dauer der bisherigen Nutzung der betreffenden Webseite ermittelt (vgl. Gefen et al. 2003, S. 72).

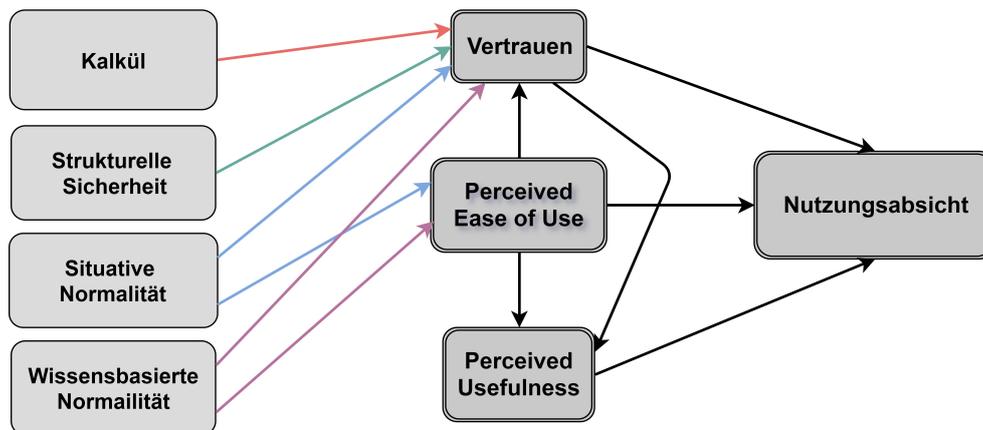


Abbildung 14: Das erweiterte TAM von Gefen et al. (2003, S. 53)

Das institutionelle Vertrauen zeigt in Form der „institution-based situational normality“ einen signifikanten Einfluss sowohl auf das Vertrauen als auch auf PEOU, in Form der „institution-based structural assurances“ lediglich auf das Vertrauen. Ein weiterer Faktor in dem Modell ist die Kosten-Nutzen-Abwägung („calculation based“), mit deren Hilfe die Nutzer*innen das Risiko abschätzen, das sie mit ihren Handlungen eingehen. Es wirkt in signifikanter Weise lediglich auf den Faktor „Vertrauen“.

Das erweiterte Forschungsmodell

Die Studie von Gefen et al. zeigt also, dass es Sinn macht, das TAM um den Faktor „Vertrauen“ zu erweitern und zu ergänzen, wie es in Abbildung 14 zu sehen ist. Aus dem Basis-TAM wird, wie oben bereits erwähnt, die Vermutung übernommen, dass PEOU direkt auf PU wirkt, aus dem erweiterten Modell von Gefen et al. zudem, dass PEOU auf Vertrauen und dieses wiederum auf PU wirkt. Zudem wird das dispositionale Vertrauen, wie im letzten Abschnitt erwähnt, als externer Faktor modelliert.

Hieraus ergeben sich nun folgende Hypothesen:

- H2a Das Vertrauen, insbesondere in Anbieter und Datenschutz, hat einen positiven Einfluss Bereitschaft, das eigene Verhalten zu ändern.*
- H2b Das Vertrauen, insbesondere in Anbieter und Datenschutz, hat einen positiven Einfluss auf den wahrgenommenen Nutzen.*
- H2c Das Vertrauen, insbesondere in Anbieter und Datenschutz, wird durch die wahrgenommene Nutzerfreundlichkeit positiv beeinflusst.*

Zur Messung des dispositionalen Vertrauens, also der grundsätzlichen Bereitschaft zu vertrauen, eignet sich die von Beierlein et al. (2014a) entwickelte Kurzskala mit drei Items, die eine hohe Reliabilität aufweist.

Das interpersonale Vertrauen ist hier vor allem in Bezug auf das Vertrauen in App-Anbieter von Interesse. Rotter (1967) hat die „Interpersonal Trust Scale“ (IST) mit

25 Items entwickelt, die allerdings in der betreffenden Publikation nicht dokumentiert sind, weshalb diese Skala hier nicht in Betracht gezogen wird. Couch et al. (1996) haben ein „Trust Inventory“ mit den drei Subskalen „generalized trust“, „network trust“ und „partner trust“ vorgeschlagen, das sich jedoch weitgehend auf die Messung des Vertrauens in den Partner beschränkt und daher ebenfalls nicht verwendet werden kann. Amelang und Bartussek (1997) haben eine Skala mit 27 Items zur Messung zwischenmenschlichen Vertrauens entwickelt, die auf vier Faktoren lädt, darunter das Vertrauen in Experten. Mit nur leichter Modifikation lässt sich diese Skala zur Messung des Vertrauens in App-Anbieter verwenden.

Autor	Jahr	Titel	Items	Skala	Alpha	N
Rotter	1967	A new scale for the measure of interpersonal trust (interpersonales Vertrauen)	25	5-stufig (absteigend)	-	547
Amelang/ Bartussek	1997	Zwischenmenschliches Vertrauen (interpersonales Vertrauen)	27	5-stufig (aufsteigend)	$\alpha = 0,85$	135
Beierlein et al.	2014	KUSIV3-Skala (dispositionales Vertrauen)	3	5-stufig (aufsteigend)	$\omega = 0,85$	1143
Anand/ Kutty	2015	Scale to measure trust in the public healthcare (institutionelles Vertrauen)	23	-	$\alpha = 0,86$	200
Yan et al. 2013	2013	Constructs, Definitions and Scales	108	7-stufig (aufsteigend)	Using Behav.: $\alpha = 0,71$ Reflection Behav.: $\alpha = 0,85$ Correlation Behav.: $\alpha = 0,79$ Trust Behav.: $\alpha = 0,90$	553

Tabelle 5: Skalen zum Konstrukt Vertrauen (eigene Darstellung)

Die dritte Dimension schließlich, das institutionelle Vertrauen, ist hier vor allem hinsichtlich des Vertrauens in den – politisch und normativ institutionalisierten – Datenschutz relevant. Anand und Kutty (2015) haben eine Skala mit 23 Items entwickelt, die eine gute Reliabilität hat und auf mehrere Faktoren lädt, u.a. das institutionelle Vertrauen, das beispielsweise über die Qualität und Zuverlässigkeit von Institution gemessen wird. Daher wird diese Skala in unserer Studie verwendet.

3.4 Bereitschaft zur Verhaltensänderung

Eine deutliche Abweichung gegenüber dem ursprünglichen TAM besteht darin, dass wir als abhängige Variablen nicht die Nutzungsintention und die tatsächliche Nutzung des Systems wählen, sondern – in leicht modifizierter Form – die Bereitschaft zur Verhaltensänderung. Dies ist der spezifischen Fragestellung unserer Studie geschuldet, die herauszufinden versucht, inwiefern Nutzer*innen aufgrund von Handlungsempfehlungen von Apps gewillt sind, ihr Verhalten zu ändern. Es geht hier also nicht um die Nutzung von Apps, sondern um die Befolgung der Hinweise bzw. Anweisungen, die Apps ihren Nutzer*innen geben.

Fogg (2009) unterscheidet 35 Formen von Verhaltensänderungen, die unter anderem danach abgestuft sind, ob das gewählte Verhalten für die betreffende Person neu ist

oder bereits ausgeübt wurde, ob das bisherige Verhalten beendet wird, auf welchen Zeitraum sich die Verhaltensänderung erstreckt und wer den Zeitpunkt der Verhaltensänderung festlegt – die Nutzer*in selbst oder die App.

Middelweerd et al. (2014) wie auch Conroy et al. (2014) untersuchten „Behavior Change Techniques“ (BCT) am Beispiel von Gesundheits- und Fitness-Apps und entwickelten vergleichbare Taxonomien von Techniken, mit denen Apps das Verhalten von Nutzer*innen beeinflussen (vgl. Tabelle 6). Beide Taxonomien nennen die Bereitstellung von Handlungsanweisungen, das Setzen von Zielen sowie das Feedback als zentrale Merkmale.

Alle vier bislang genannten Arbeiten bieten jedoch wenig Ansatzpunkte zur Entwicklung eines theoretischen Konstrukts „Bereitschaft zur Verhaltensänderung“ sowie eines entsprechenden Messinstruments. Wir gehen daher im Folgenden davon aus, dass dieser Faktor, der die unabhängige

Conroy et al. (2014)	Middelweerd et al. (2014)
Anleitung zur Ausführung der jeweiligen Handlungsempfehlung	Anzeige von Feedback zur eigenen Leistung
Beispielhafte Vorführung des empfohlenen Verhaltens	Aufforderung zur Selbstüberwachung
Anzeige von Feedback zur eigenen Leistung	Aufforderung zu spezifischer Zielsetzung
Zielsetzung	(soziale) Unterstützung
(soziale) Unterstützung	Belohnungssystem
Information über Beifall / Zustimmung anderer	Anleitung zur Ausführung der jeweiligen Handlungsempfehlung
Evaluation der Zielsetzung	Aufforderung zu üben

Tabelle 6: Techniken der Verhaltensänderung (vgl. Conroy et al. 2014, S. 650; Middelweerd et al. 2014, S. 8)

Variable unseres Modells darstellt, direkt abgefragt werden muss. Dabei greifen wir auf ein einfaches Verfahren zurück, das Weyer et al. (2015), Khoo/Asitha (2016a) und andere bereits erfolgreich eingesetzt haben. Die Bereitschaft, das eigene Verhalten aufgrund von Handlungsempfehlungen von Apps zu ändern, wird durch Szenarien abgebildet, in denen möglichst realistische Entscheidungssituationen dargestellt werden, wie sie beim Umgang mit Navigations-, Gesundheits- oder Wetter-Apps typischerweise auftreten. Es wird also eine fiktive, den Probanden aber vertraute Situation konstruiert, deren Ereignisse und Konstellationen, der Fragestellung entsprechend, konfiguriert werden (vgl. Kosow et al. 2008, S. 9ff.). Auf diese Weise werden die Probanden vor die Entscheidung gestellt, den Empfehlungen bzw. Hinweisen der App zu folgen oder diese zu ignorieren und an ihrem bisherigen Verhalten festzuhalten, und dies entsprechend zu dokumentieren.

3.5 Fazit

Nunmehr sind die zentralen Variablen des um den Faktor Vertrauen erweiterten TAM-Modells entwickelt. Hierbei liegt der Fokus einerseits auf der Bereitschaft zur Verhaltensänderung als abhängiger Variable und andererseits auf dem (institutionalen und interpersonalen) Vertrauen als dem von uns postulierten zentralen

Einflussfaktor.

Im folgenden Kapitel soll geklärt werden, welche externen Faktoren hinzugezogen werden, um das spezifische Thema des Vertrauens in mobile Apps zu untersuchen und die vermuteten Zusammenhänge zu klären.

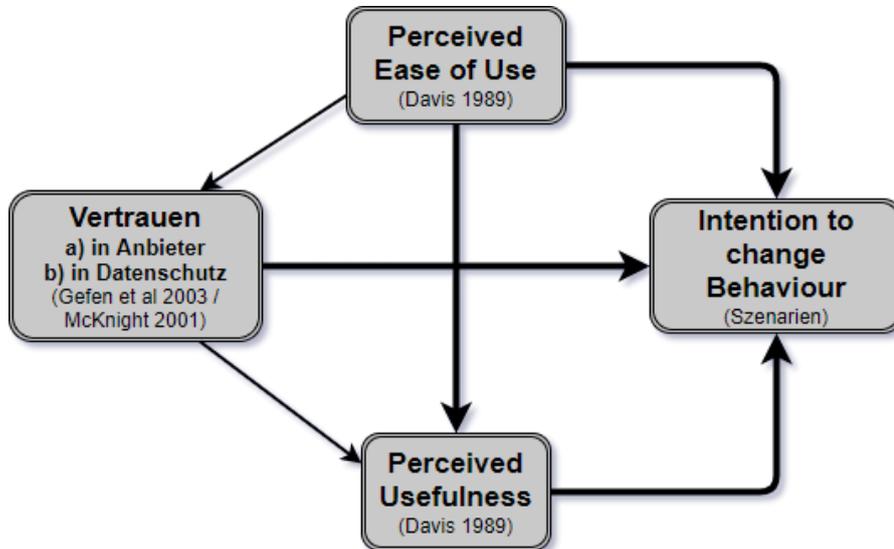


Abbildung 15: Erweitertes TAM-Modell (eigene Darstellung)

4 Externe Faktoren des TAM-Modells

In der Literatur zur Technikakzeptanz werden – neben soziodemografischen Faktoren – typischerweise die im TAM 3 benannten externen Faktoren (bzw. Varianten derselben) verwendet (vgl. Kapitel 3.2). Wir werden diese im Folgenden hinsichtlich ihrer Eignung für unsere Fragestellung nach dem Vertrauen in Apps untersuchen.

4.1 Erfahrungen mit Apps

Es liegt auf der Hand, dass Erfahrungen, die Nutzer*innen mit technischen Geräten bzw. Verfahren machen, einen Einfluss auf die Akzeptanz und das Vertrauen haben. Dabei muss man zwischen einer quantitativen und einer qualitativen Dimension unterscheiden: In rein quantitativer Hinsicht ist von Interesse, wie lange und wie oft eine App bereits genutzt wurde, weil Normalisierungseffekte meist erst nach einer Phase der Umstellung und Eingewöhnung eintreten. Es ist also zu vermuten, dass das Verständnis der Funktionen und damit die Akzeptanz und das Vertrauen mit der Nutzungsdauer steigen. In diesem Zusammenhang könnte demnach auch von Interesse sein, wie viel Erfahrung Nutzer*innen generell bereits im Umgang mit Smartphones sammeln konnten.

In qualitativer Hinsicht besteht allerdings die Möglichkeit, dass, je länger und häufiger die App genutzt wird, vermehrt Erfahrungen gemacht werden, die die Einstellung zur Technik positiv oder negativ beeinflussen – beispielsweise dadurch, dass Fehlfunktionen oder gewisse Grenzen der Technik häufiger sichtbar werden. Negative Erfahrungen können dazu führen, dass Apps weniger oder nur für weniger wichtige Aufgaben genutzt werden (vgl. Yan et al. 2013, 643).

Weyer et al. (2015) haben herausgefunden, dass negative Erfahrungen mit Fahrerassistenzsystemen im Pkw zwar zu einem Gefühl des Kontrollverlustes führen, dies aber nur bei einer kleinen Gruppe von Fahrer*innen der Fall ist. Yan et al. (2013) sind der Frage nachgegangen, welchen Einfluss Erfahrungen auf die Vertrauenswürdigkeit mobiler Apps haben. Dazu erhoben sie quantitative Daten zum Nutzungsverhalten, konkret zur Häufigkeit der App-Nutzung. Sie konnten eine signifikant positive Korrelation zwischen der rein quantitativen Nutzungshäufigkeit, aber auch zwischen der Qualität der Erfahrungen und dem Vertrauen in Apps nachweisen. Yan et al. stellen ebenfalls fest, dass sowohl die Nutzungsdauer einer App als auch die persönliche Technikaffinität nicht nur zu einer Vertrautheit dieser App führen, sondern ebenso im Zuge dessen zu einer größeren wahrgenommenen Nutzerfreundlichkeit führen (vgl. Yan et al. 2013, S. 650). Die Forscher unterscheiden zudem drei Arten des Vertrauens: das Initialvertrauen, das Kurzzeitvertrauen und das Langzeitvertrauen. Das Initialvertrauen beschreibt die Situation zu Beginn der Begegnung mit einer zuvor unbekanntem App; das Kurzzeitvertrauen hingegen entwickelt sich während der ersten Interaktionen und führt bei wiederholter Benutzung und zunehmender Vertrautheit dann zum Langzeitvertrauen (ebd.: 640). Dies verweist nochmals auf die Bedeutung der Quantität, aber auch der Qualität der Interaktionen zwischen Nutzer*innen und App, weshalb diese beiden Faktoren in unserer Studie getrennt betrachtet werden. Unsere Hypothesen lauten daher:

- H3a Die Nutzungshäufigkeit hat einen positiven Einfluss auf die wahrgenommene Nutzerfreundlichkeit von Apps.*
- H3b Die Nutzungshäufigkeit hat einen positiven Einfluss auf den wahrgenommenen Nutzen von Apps.*
- H3c Die Nutzungshäufigkeit hat einen positiven Einfluss auf das Vertrauen in Apps (in allen drei Dimensionen).*
- H3d Die Erfahrung im Umgang mit Smartphones hat einen positiven Einfluss auf die wahrgenommene Nutzerfreundlichkeit von Apps.*
- H3e Die Erfahrung im Umgang mit Smartphones hat einen positiven Einfluss auf den wahrgenommenen Nutzen von Apps.*
- H3f Die Erfahrung im Umgang mit Smartphones hat einen positiven Einfluss auf das Vertrauen in Apps (in allen drei Dimensionen).*

Und analog in Bezug auf die Erfahrungen:

- H4a Negative Erfahrungen haben einen negativen Einfluss auf die wahrgenommene Nutzerfreundlichkeit von Apps.*
- H4b Negative Erfahrungen haben einen negativen Einfluss auf den wahrgenommenen Nutzen von Apps.*
- H4c Negative Erfahrungen haben einen negativen Einfluss auf das Vertrauen in Apps (in allen drei Dimensionen).*

Für die Messung der Nutzungshäufigkeit verwenden Yan et al. (2013) ein Messinstrument, das die Dauer und Häufigkeit der Nutzung einer Technik dokumentiert. Dies gestaltet sich aus unserer Sicht problematisch, da sie hierbei das Vertrauen der Nutzer*innen direkt abzufragen versuchen (z.B. „the more times you use the messaging, the more you trust it. (Yan et al. 2013, S. 643)). Wir fragen die Erfahrungen im Umgang mit Apps und Smartphones daher stattdessen innerhalb der manifesten Dimensionen Nutzungshäufigkeit und Smartphone-Erfahrung ab.

Die Erhebung negativer Erlebnisse lehnt sich an ein Verfahren von Weyer et al. (2015) an, die Proband*innen mit möglichen Fehlfunktionen ihres Systems zu konfrontieren und sie zu bitten zu benennen, wie häufig sie diese Fehlfunktionen bereits erlebt haben.

4.2 Technikaffinität

Technikaffinität bezeichnet eine Aufgeschlossenheit bzw. eine positive Einstellung gegenüber Technik. In etlichen Studien ist bereits nachgewiesen worden, dass Technikaffinität sich positiv auf die Akzeptanz von Technik auswirkt (Karrer et al. 2009; Kothgassner et al. 2012; Neyer et al. 2012; Weyer et al. 2015). Schelewsky et al. (2014) konnten beispielsweise nachweisen, dass die Technikaffinität die Akzeptanz von IT-Dienstleistungen signifikant beeinflusst. Untersuchungen, die dem Zusammenhang zwischen Technikaffinität und Vertrauen nachgegangen sind, sind uns hingegen nicht bekannt. Unsere Hypothesen lauten daher:

- H5a Die Technikaffinität einer Person hat einen positiven Einfluss auf die wahrgenommene Nutzerfreundlichkeit von Apps.*

H5b Die Technikaffinität einer Person hat einen positiven Einfluss auf den wahrgenommenen Nutzen von Apps.

H5c Die Technikaffinität einer Person hat einen positiven Einfluss auf das Vertrauen in Apps.

Karrer et al. (2009) haben zur Messung von Technikaffinität eine Skala entwickelt und in zwei Studien getestet, die 19 Items aus den Bereichen Begeisterung, Kompetenz, negative und positive Einstellung enthält. Nachteilig ist allerdings, dass hier Technikaffinität und Kontrollüberzeugung vermischt sind – ein Faktor, der typischerweise eigenständig betrachtet wird.

Autor	Jahr	Titel	Items	Skala	Alpha	N
Karrer et al.	2009	Technikaffinität	19	5-stufig	>0,8	825 460
Kothgassner et al.	2012	Technikinteresse	4	7-stufig	0,89	178
Neyer et al.	2012	Technikbereitschaft	12	5-stufig	>0,8	825
Weyer et al.	2015	Technikaffinität	6	5-stufig	0,83	103
Neyer et al.	2016	Technikbereitschaft	12	5-stufig	0,84	825

Tabelle 7: Skalen zum Konstrukt Technikaffinität (eigene Darstellung)

Das „Technology Use Inventory“ (TUI) von Kothgassner et al. (2012) untersucht anhand von nur vier Items (darunter „Interesse“), welche Faktoren für die Nutzung einer Technologie ausschlaggebend sind, erweist sich damit aber als zu grob. Auch Neyer et al. (2012; 2016) entwickelten eine Skala zur Erfassung der Technikbereitschaft mit zwölf Items, die drei Subskalen zu Technikakzeptanz, Technikkompetenzüberzeugungen und Technikkontrollüberzeugungen bilden. Weyer et al. (2015) haben eine eigenständige Technikaffinitäts-Skala mit acht Items entwickelt und mehrfach getestet. Alle genannten Skalen haben gute bis sehr gute Reliabilitäts-Werte (Cronbachs Alpha > 0,7, vgl. Tabelle 7). Da unsere eigene Skala ausschließlich Technikaffinität misst und dies nicht mit anderen Variablen vermischt, haben wir uns entschieden, diese Skala auch in der vorliegenden Studie zu verwenden.

4.3 Kontrollüberzeugungen

Unter wahrgenommener Kontrolle verstehen wir die subjektive Überzeugung, Prozesse zu beherrschen bzw. Dinge verändern zu können bzw. – im negativen Sinne – das Gefühl, von anderen Personen, Dingen, Mächten etc. beherrscht zu werden. Auf Rotter (1966) geht die Unterscheidung von interner und externer Kontrolle zurück. Menschen mit einem hohen externen Kontrollempfinden betrachten Ereignisse, die ihnen widerfahren, als Resultat von Glück oder Schicksal, als unvorhersehbar oder als von mächtigen Dritten verursacht. Menschen mit hohem internen Kontrollempfinden sind hingegen davon überzeugt, ihr Leben durch ihr eigenes Denken und Handeln in hohem Maße beeinflussen zu können. In welchem Maße sich die Kontrollüberzeugung auf die Akzeptanz von Technik bzw. das Vertrauen in Technik niederschlägt, ist im Detail noch zu untersuchen. Yan et al. bezeichnen die Persönlichkeit eines Menschen und damit Eigenschaften wie die Technikaffinität, die Kontrollüberzeugungen und die Kompetenzerwartungen aber als einen der wichtigsten

Einflussfaktoren auf vertrauensbezogenes Verhalten im Umgang mit Apps (vgl. Yan et al. 2013, S. 644).

Unsere Hypothesen lauten daher:

- H6a* Eine hohe wahrgenommene interne Kontrolle einer Person hat einen positiven Einfluss auf die wahrgenommene Nutzerfreundlichkeit von Apps.
- H6b* Eine hohe wahrgenommene interne Kontrolle einer Person hat einen positiven Einfluss auf den wahrgenommenen Nutzen von Apps.
- H6c* Eine hohe wahrgenommene interne Kontrolle einer Person hat einen positiven Einfluss auf das Vertrauen in Apps (in allen drei Dimensionen).
- H6d* Eine hohe wahrgenommene externe Kontrolle einer Person hat einen negativen Einfluss auf die wahrgenommene Nutzerfreundlichkeit von Apps.
- H6e* Eine hohe wahrgenommene externe Kontrolle einer Person hat einen negativen Einfluss auf den wahrgenommenen Nutzen von Apps.
- H6f* Eine hohe wahrgenommene externe Kontrolle einer Person hat einen negativen Einfluss auf das Vertrauen in Apps (in allen drei Dimensionen).

Autor	Jahr	Titel	Items	Skala	Alpha	N
Rotter	1966	Internal vs. External Control of Reinforcements	29	k.A.	k.A.	1180
Jakoby/ Jacob	1999	Interne und externe Kontrollüberzeugungen	6	5-stufig	0,71 (0,58) 0,62 (0,64)	3156 3138
Kovaleva et al.	2014	Interne und externe Kontrollüberzeugungen	4	5-stufig	$\omega = 0.56 (0.64)$	1134

Tabelle 8: Skalen zum Konstrukt Wahrgenommene Kontrolle (eigene Darstellung)

Rotter (1966) hat eine Skala mit 29 Items zur Messung der internen und externen Kontrollüberzeugungen entwickelt, die sehr allgemeine Fragen zu unterschiedlichsten Lebensbereichen enthält. Die Skala von Kovaleva et al. (2014, xx) umfasst hingegen nur vier Items, die ebenfalls sehr allgemein gehalten sind. Etwas spezifischer ist die Kurzskala von Jakoby und Jacob (1999), die zwei Subskalen enthält. Die formale Qualität der Skalen ist sehr unterschiedlich (vgl. Tabelle 8); da die Skala von Rotter zu umfangreich ist und die von Kavaleva et al. zu geringe Reliabilitätswerte aufweist, haben wir uns für die Skala von Jakoby/Jacob entschieden.

4.4 Kompetenzerwartungen

Kontrollüberzeugungen und Kompetenzerwartungen liegen dicht beieinander; doch bei Letzterem geht es eher um die „Einschätzung eigener Kompetenzen, Handlungen erfolgreich ausführen zu können“ ab (Beierlein et al. 2012, S. 7), bzw. die Gewissheit, sich „in schwierigen Situationen ... auf [die eigenen] Fähigkeiten verlassen“ zu können (ebd.: 22). In welchem Maße sich die Kompetenzerwartungen auf die Akzeptanz von Technik bzw. das Vertrauen in Technik niederschlägt, ist daher ebenfalls ein Bestandteil dieser Untersuchung. In einem Luftfahrtkontext konnte bereits herausgefunden werden, dass eine zunehmende Kompetenz, welche zu einer Begegnung mit Technik ‚auf Augenhöhe‘ führt, sich positiv auf die wahrgenommene

Nutzerfreundlichkeit und das Sicherheitsgefühl der Nutzer*innen bei der Bedienung von Technik auswirkt (vgl. Weyer 2016, S. 11f.). Gemeinsam mit der von Yan et al. getätigten Erwähnung der Wichtigkeit persönlicher Eigenschaften führt uns dies zu der Annahme, dass auch die Kompetenzerwartungen in unserem Arbeitskontext eine wichtige Rolle spielen könnten.

Unsere Hypothesen lauten daher:

- H7a Hohe Kompetenzerwartungen einer Person haben einen positiven Einfluss auf die wahrgenommene Nutzerfreundlichkeit von Apps.*
- H7b Hohe Kompetenzerwartungen einer Person haben einen positiven Einfluss auf den wahrgenommenen Nutzen von Apps.*
- H7c Hohe Kompetenzerwartungen einer Person haben einen positiven Einfluss auf das Vertrauen in Apps (in allen drei Dimensionen).*

Beierlein et al. (2012) haben eine Kurzsкала „Allgemeine Selbstwirksamkeit“ entwickelt, die aus drei Items besteht (vgl. Tabelle 9) und in mehreren Tests sehr gute Reliabilitätswerte erzielt hat, weshalb sie auch für unsere eigene Studie verwendet wird.

Autor	Jahr	Titel	Items	Skala	Alpha	N
Beierlein et al.	2013	Allgemeine Selbstwirksamkeit Kurzsкала (ASKU)	3	5-stufig	$\omega = 0.81 + 0,84$ $\omega = 0.86$ $\omega = 0.84$	539 + 338 741 1134

Tabelle 9: Übersicht über etablierte Skalen zum Konstrukt Eigene Kompetenz (eigene Darstellung)

4.5 Soziales Umfeld

Neben eigenen Erfahrungen spielen auch die Erfahrungen Dritter (z.B. von Freunden, Bekannten, aber auch Ratings in App-Stores, Rezensionen in Fachmedien etc.) eine wichtige Rolle bei der Entstehung von Akzeptanz und Vertrauen. Kim et al. (2011) haben am Beispiel mobiler Kommunikationsdienste nachgewiesen, wie groß der soziale Einfluss bei der Entscheidung zur Nutzung dieser Dienste ist. Bhattacharjee (2000) zufolge kann die subjektive Norm, also die Wirkung von Fremderfahrungen in Form externer und interpersoneller Einflüsse auf das eigene Handeln, die Akzeptanz von E-Commerce-Services signifikant erhöhen (vgl. ebd. S.417ff.).

Diese subjektive Norm ergibt sich in unserem Forschungskontext daher aus der Reputation der Technik (bzw. des Anbieters) einerseits, aus den Einflüssen des sozialen Umfelds (also Empfehlungen von Freunden oder Bekannten) andererseits. Unsere Hypothesen lauten daher:

- H8a Das soziale Umfeld hat einen positiven Einfluss auf die wahrgenommene Nutzerfreundlichkeit von Apps.*
- H8b Das soziale Umfeld hat einen positiven Einfluss auf den wahrgenommenen Nutzen von Apps.*

H8c Das soziale Umfeld hat einen positiven Einfluss auf das Vertrauen in Apps (in allen drei Dimensionen).

Zur Messung des Einflusses des sozialen Umfelds gibt es die Skala „Fear of Missing Out“ (FoMO) von Przybylski et al. (2013) bzw. die Skala “Fear Of Missing Something Important” (FOMSI) von Harris (2016). Beide Skalen ermitteln, wie wichtig es einer Person ist, “dabei zu sein”. Diese Skala ist für unsere Zwecke daher nur bedingt geeignet. Taylor und Todd (1995) wie auch Bhattacharjee (2000) haben Skalen entwickelt, die Einflüsse des sozialen Umfelds erheben und so zeigen, dass diese Einflüsse maßgeblich auf die Handlungsintention einwirken.

Die Reliabilität der Skalen ist in Kombination mit ihrer Passung auf unseren Forschungsgegenstand bei Bhattacharjee recht hoch. Ob dieser inhaltlichen Nähe und des ebenfalls im IT-Bereich verorteten Kontextes haben wir uns daher entschieden, die von uns verwendete Skala an die seine anzulehnen.

Autor	Jahr	Titel	Items	Skala	Alpha	N
Bhattacharjee	2000	Social influence	3	7-stufig	0,818	172
Otto/ Bacherle	2011	Politisches Interesse Kurzsкала	5	5-stufig	0,63-0,87	450
Przybylski et al.	2013	Fear of Missing Out Scale	10	5-stufig	0,87	1013
Beierlein et al.	2014	Political Efficacy Kurzsкала	4	5-stufig	0,83-0,92 0,69-0,72	539

Tabelle 10: Skalen zu den Subkonstrukten soziales Umfeld und politisches Interesse (eigene Darstellung)

Auch das politische Umfeld – etwa in Form von Debatten über Datenskandale oder Datenschutz – kann einen Einfluss auf die Akzeptanz von und das Vertrauen in Apps ausüben. Die Kurzsкала „Politisches Interesse“ (PIKS) von Otto und Bacherle (2011) mit fünf Items fragt das Interesse an sowie Neugierde auf Politik ab. Ähnlich misst die Kurzsкала „Political Efficacy“ (PEKS) von Beierlein et al. (2014b) mit vier Items in zwei Dimensionen (internal und external) den Einfluss, den Politik auf die Meinung und die Haltung einzelner Individuen hat. Diesen Aspekt behandeln wir im nächsten Abschnitt.

4.6 Datenschutzsensibilität

Eine hohe Sensibilität für Fragen des Datenschutzes kann ein Faktor sein, der das Entstehen von Vertrauen hemmt. Schelewsky et al. (2014) identifizierten zudem die Datenschutzsensibilität als einen wesentlichen Faktor, der die Akzeptanz von IT-Dienstleistungen beeinträchtigt: Personen mit einer niedrigeren Datenschutzsensibilität sind eher bereit Anwendungen zu nutzen, die auf ihre Daten zugreifen, sofern sie einen nennenswerten Nutzen erkennen können. Daher soll im Folgenden die Datenschutzsensibilität als eigenständiger Einflussfaktor behandelt und nicht mit anderen Skalen verknüpft werden. Unsere Hypothesen lauten daher:

H9a Die Datenschutzsensibilität hat einen negativen Einfluss auf die wahrgenommene Nutzerfreundlichkeit von Apps.

H9b Die Datenschutzsensibilität hat einen negativen Einfluss auf den wahrgenommenen Nutzen von Apps.

H9c Die Datenschutzsensibilität hat einen negativen Einfluss auf das Vertrauen in Apps (in allen drei Dimensionen).

Die von Schelewsy et al. (2014) entwickelte Skala mit vier Items hat eine hohe Reliabilität und wird daher auch in der vorliegenden Studie verwendet.

Autor	Jahr	Titel	Items	Skala	Alpha	N
Schelewsy et al.	2014	Datenschutzsensibilität	4	6-stufig	0,815	281

Tabelle 11: Skalen zum Subkonstrukt Vertrauen in Datenschutz (eigene Darstellung)

4.7 Skalen, Hypothesen und das erweiterte Forschungsmodell

Tabelle 12 zeigt eine Übersicht aller Skalen, die in unserer Studie verwendet werden; sie wurden teilweise modifiziert, auf die hier verfolgte Fragestellung angepasst und zudem dahingehend vereinheitlicht, dass sie fünf Stufen in aufsteigender Reihenfolge (von „trifft nicht zu“ bis „trifft zu“) enthalten.

Konstrukt	Skala	Items orig.	Items modif.
Wahrgenommene Nutzerfreundlichkeit (PEOU)	Davis 1989	14	7 (6)
Wahrgenommener Nutzen (PU)	Davis 1989	14	8
Vertrauen dispositionale	Beierlein et al. 2014	3	3 (3)
Vertrauen institutionell	Anand/Kutty 2015	3	6 (5)
Vertrauen interpersonal	Amelang/Bartussek 1997	8	8 (4)
Bereitschaft zur Verhaltensänderung	(Szenarien)	--	--
Nutzungshäufigkeit	(Häufigkeit der Nutzung)	--	--
Smartphone-Erfahrung	(in Jahren)	--	--
Erfahrungen mit Apps	(Häufigkeiten von Fehlfunktionen)	--	--
Technikaffinität	Weyer et al. 2015	7	7 (5)
Kontrollüberzeugungen	Jakoby/Jacob 2014	6	6 (3)
Kompetenzerwartungen	Beierlein et al. 2013	3	3
Soziales Umfeld / Reputation	Bhattacharjee 2000	4	7 (6)
Datenschutzsensibilität	Schelewsy et al. 2014	4	7 (6)

Tabelle 12: Konstrukte und Skalen (eigene Darstellung, in Klammern Items nach Weglassung)

Mithilfe dieser Konstrukte sollen folgende Hypothesen getestet werden, die in Tabelle 13 noch einmal zusammengefasst sind.

Nr.	Konstrukt	vermutete positive/ negative Wirkung auf ...			
		PEOU	PU	Vertrauen	Bereitschaft zur Verhaltensänderung
H1	Wahrgenommene Nutzerfreundlichkeit (PEOU)		pos.		pos.
	Wahrgenommener Nutzen (PU)				pos.
H2	Vertrauen (dispositional, institutionell, interpersonal)		pos.		pos.
	Wahrgenommene Nutzerfreundlichkeit (PEOU)			pos.	
H3	Nutzungshäufigkeit / Erfahrung	pos.	pos.	pos.	
H4	Negative Erfahrungen	neg.	neg.	neg.	
H5	Technikaffinität	pos.	pos.	pos.	
H6	Kontrolle (intern / extern)	pos.	pos.	pos.	
H7	Kompetenzerwartungen	pos.	pos.	pos.	
H8	Soziales Umfeld	pos.	pos.	pos.	
H9	Datenschutzsensibilität	neg.	neg.	neg.	

Tabelle 13: Übersicht der Hypothesen (eigene Darstellung)

Abbildung 16 zeigt unser Forschungsmodell und die in ihm enthaltenen Hypothesen in grafischer Form. Dabei sind unterhalb der Konstruktnamen die im Rahmen dieser Studie verwendeten Skalen zu sehen. Rot geschriebene Skalen wurden für diese Erhebung modifiziert.

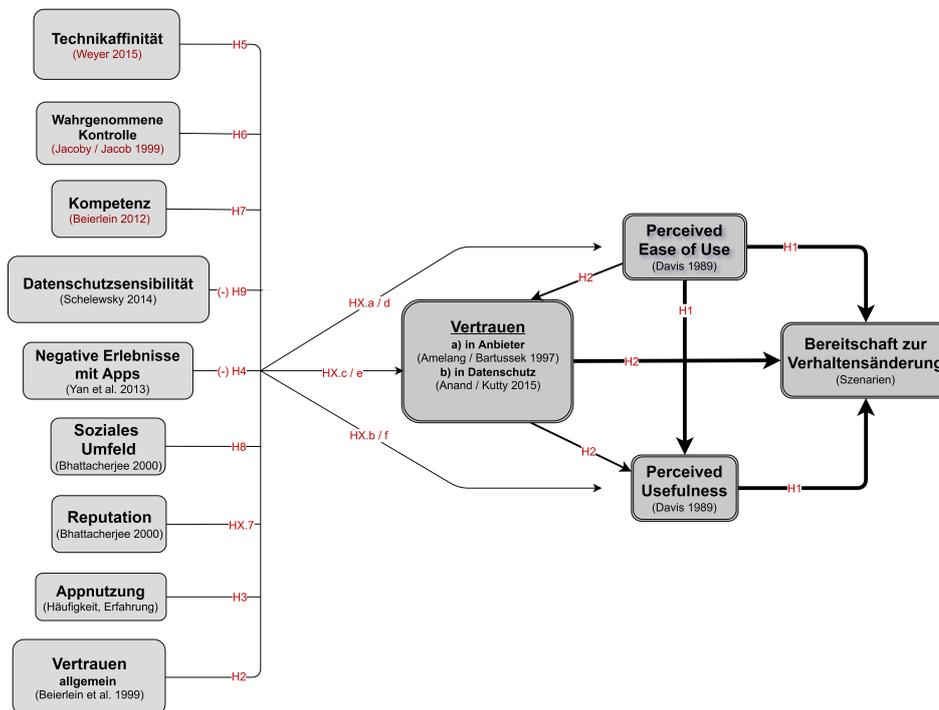


Abbildung 16: Das erweiterte Forschungsmodell mit externen Faktoren (eigene Darstellung)

5 Deskriptive Analyse

5.1 Design der Studie und Pretests

Auf Basis der in Kapitel 3 und 4 erarbeiteten Konstrukte haben wir einen Fragebogen entwickelt und in mehreren Pretests überprüft. Julia Dannebom hat im Dezember 2016 im Rahmen ihrer Bachelorarbeit (2017) eine erste Version des Fragebogens mit 19 Personen getestet und insbesondere die Verständlichkeit der Fragen, die Reihenfolge der Items und die Dauer der Bearbeitung untersucht. Sebastian Rothkegel hat im Juni und Juli 2017 mit einer verbesserten Version des Fragebogens im Rahmen seiner Masterarbeit (2017) eine Online-Befragung durchgeführt, die zu 238 verwertbaren Datensätzen führte und somit erstmal erlaubte, statistische Berechnungen der vermuteten Zusammenhänge durchzuführen. Zudem konnten fehlerhaft formulierte Fragen sowie nicht optimal konstruierte Variablen identifiziert werden.

Auf Grundlage dieser Vorarbeiten hat Kay Cepera im Dezember 2017 und Januar 2018 im Rahmen seiner Masterarbeit (2018) eine verbesserte Version des Fragebogens im Rahmen einer Online-Befragung getestet, die zu 178 verwertbaren Datensätzen führte. Sämtliche im Rahmen des ABIDA-Projekts durchgeführte Pretests hatten einen gewissen Studenten-Bias, lieferten aber wertvolle Hinweise hinsichtlich der Brauchbarkeit der Konstrukte, die wir schrittweise verbessern konnten.

Nach diesen Pretests haben wir einen externen Dienstleister damit beauftragt, auf Basis der finalen Version des Fragebogens eine Befragung von 1000 Bundesbürger*innen durchzuführen. Diese fand im September 2018 statt. Die folgenden Daten und Auswertungen beziehen sich auf diese Umfrage.

5.2 Das Sample

Bei dieser großzahligen Befragung konnte dann ein Sample von 1028 gültigen Datensätzen erzielt werden, welches nach den Merkmalen „Alter“, „Geschlecht“ und „Bundesland“ quotiert wurde, um so eine annähernde Repräsentativität zu erreichen.⁵ Die Befragten waren dabei im Durchschnitt 42 Jahre alt und identifizierten sich zu 48,6 Prozent mit dem männlichen, sowie zu 51,4% mit dem weiblichen Geschlecht.

Hinsichtlich des Bildungsniveaus gaben 13 Prozent der Befragten an als höchsten Bildungsabschluss einen Hauptschulabschluss zu besitzen. 38,8 Prozent der Befragten erreichten die Mittlere Reife, 11,7 Prozent das Fachabitur, 15,9 Prozent die allgemeine Hochschulreife (Abitur). Weitere 19,8 Prozent der Befragten gaben an, ein Hochschulstudium abgeschlossen zu haben.

Hinsichtlich des Einkommens gaben 21,1 Prozent der Befragten an, dass ihr persönliches monatliches Nettoeinkommen zwischen Null und 1300€ liegt. 36,4 Prozent der Befragten verfügen im Monat über ein Einkommen, welches zwischen 1301 und

⁵ Da bei Online-Befragungen grundsätzlich nicht alle Teile der Bevölkerung erreicht werden können, ist eine tatsächliche Repräsentativität hier nicht zu erreichen.

2600€ liegt. Bei 17,7 Prozent sind es 2601 bis 3600€, bei weiteren 10,1 Prozent liegt das persönliche Einkommen zwischen 3601 und 5000€. 4,4 Prozent der Befragten gaben an, monatlich über mehr als 5000€ verfügen zu können, weitere 10,3 Prozent der Befragten machten zu ihrem Einkommen keine Angabe.

5.3 Die Konstrukte des erweiterten TAM-Modells

Bereitschaft zur Verhaltensänderung

Die abhängige Variable „Bereitschaft zur Verhaltensänderung“ wird über fünf Szenarien abgefragt, in denen den Probanden Screenshots von Navigations-, Gesundheits- und Wetter-Apps vorgelegt wurden, welche eine Aufforderung zum Handeln beinhalteten, konkret: eine andere Route zu wählen, sich mehr zu bewegen, weniger zu essen oder ggf. eine andere Kleidung zu wählen (vgl. Abbildung 17 bis Abbildung 21). Soweit dies möglich war, haben wir versucht, die Screenshots so zu gestalten, dass sie keine Rückschlüsse auf den jeweiligen Anbieter zuzulassen, um zu vermeiden, dass die Antworten aufgrund negativer Erfahrungen mit einer speziellen App verzerrt wurden. Zunächst wurden zwei Navigations-Szenarien abgefragt, von denen eines die Situation der Routenwahl vor der Fahrt und eines eine Routenänderung während der Fahrt simuliert.

Route ändern oder nicht?

Stellen Sie sich vor, ihre Navi-App zeigt auf der gewählten Route einen Stau an und bietet eine Alternative an, die 6 Minuten schneller ist.

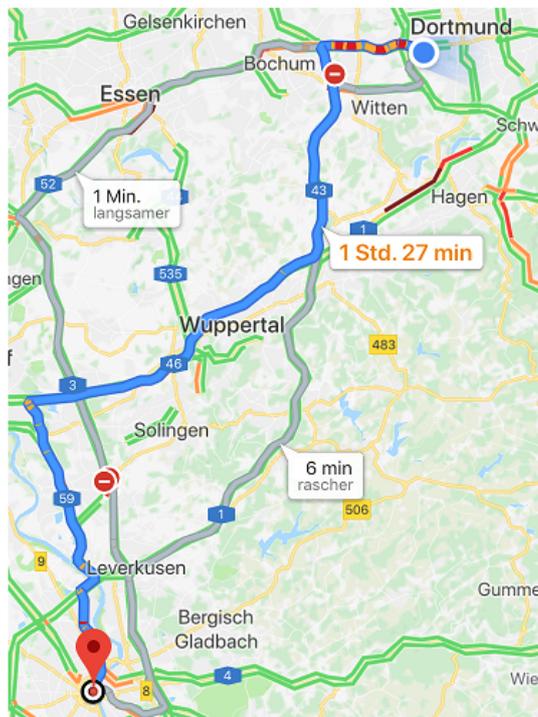


Abbildung 17: Navigations-Szenario 1 (vor der Fahrt)

Route ändern oder nicht?

Sie fahren auf eine Kreuzung zu. Ihre Navi-App schlägt eine alternative Route vor, die 7 Minuten schneller ist.



Abbildung 18: Navigations-Szenario 2 (während der Fahrt)

Anschließend wurden zwei Szenarien aus dem Gesundheitsbereich (ein Schritt- und ein Kalorienzähler) simuliert, welche einen Anreiz dazu gaben, sich mehr zu bewegen bzw. weniger Kalorien zu sich zu nehmen.

Mehr bewegen oder nicht?

Sie haben sich das Ziel gesetzt 10.000 Schritte am Tag zu laufen. Ihre Fitness-App (Schrittzähler) zeigt folgende Daten (Strecke pro Tag) für die letzten sieben Tage an. Demnach haben Sie diese Woche nur 72 Prozent Ihres Ziels erreicht.



Abbildung 19: Gesundheits-Szenario (Sport)

Noch etwas essen oder nicht?

Sie haben sich mithilfe eines Kalorienzählers ein Tagesziel von 1663 Kalorien gesetzt. Vor dem Abendessen zeigt Ihnen die App die folgenden Daten an. Sie haben demnach noch 169 Kalorien übrig.



Abbildung 20: Gesundheits-Szenario (Ernährung)

Zuletzt wurde eine Wetter-App mit einer regenrisischen Prognose für die folgenden Tage abgebildet, um die Proband*innen mit der Frage zu konfrontieren, ob sie einen Regenschirm mitnehmen würden.

Regenschirm mitnehmen oder nicht?

Sie planen morgen einen Aufenthalt an einem Ort, für den die Wettervorhersage folgendes Szenario anzeigt:



Abbildung 21: Wetter-Szenario

In allen fünf Fällen wurde die Bereitschaft zur Verhaltensänderung mit einer fünf-stufigen Skala erhoben, die die Antwortmöglichkeiten „mit Sicherheit ja“, „eher wahrscheinlich“, „weiß nicht“, „eher unwahrscheinlich“ und „bestimmt nein“ enthielt, und zwar in Bezug auf die Fragen „Route ändern“, „Mehr bewegen“, „Weniger essen“ und „Regenschirm mitnehmen“.

Bereitschaft zur Verhaltensänderung (in Prozent)	mit Sicherheit ja (5)	eher wahrscheinlich (4)	weiß nicht (3)	eher unwahrscheinlich (2)	bestimmt nein (1)	Mittelwert	Median	N
Navigation 1 (vor der Fahrt)	32,1	46,0	10,5	9,4	1,9	4,0	4,0	1028
Navigation 2 (während der Fahrt)	25,3	44,3	18,1	10,8	1,6	3,8	4,0	1028
Gesundheit (Sport)	17,8	34,5	24,3	17,3	6,0	3,4	4,0	1028
Gesundheit (Ernährung)	13,1	30,7	22,8	24,6	8,8	3,2	3,0	1028
Wetter	40,7	39,7	11,6	6,2	1,8	4,1	4,0	1028
Durchschnitt	25,8	39,0	17,5	13,7	4,0			

Tabelle 14: Bereitschaft zur Verhaltensänderung (in Prozent – Werte über dem Durchschnitt sind fett gesetzt)

Die deskriptive Auswertung der Daten in Tabelle 14 zeigt, dass die Bereitschaft zur Verhaltensänderung bei Wetter-Apps am größten ist (Mittelwert 4,1), bei Gesundheits-Apps am geringsten (Mittelwert 3,4 bzw. 3,2). Dort finden sich auch die größten Gruppen der Unentschiedenen, die „weiß nicht“ (3) angekreuzt haben. Navigations-Apps weisen ebenfalls einen hohen Mittelwert von 4,0 bzw. 3,8 auf; in beiden Szenarien entschieden sich 78,1 bzw. 69,6 Prozent der Befragten dafür, den Hinweisen des Navigationssystems zu folgen, während sich 11,3 bzw. 12,4 Prozent dagegen entschieden.

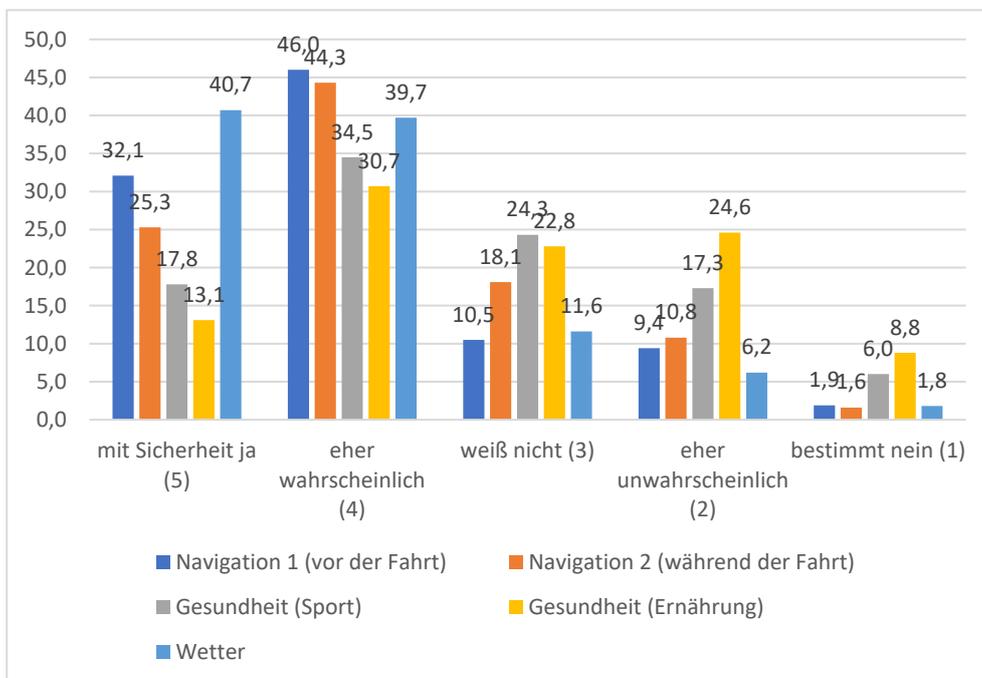


Abbildung 22: Bereitschaft zur Verhaltensänderung (Angaben in Prozent)

Wie Abbildung 22 ebenfalls zeigt, ist die Bereitschaft zur Verhaltensänderung aufgrund von App-Empfehlungen insgesamt recht hoch, variiert aber bei den drei untersuchten App-Typen teils erheblich.

Wahrgenommene Nutzerfreundlichkeit (PEOU)

Dieses Konstrukt wurde mit sieben Items und einer fünfstufigen Skala (1 = trifft nicht zu, 5 = trifft zu) erhoben (vgl. Abbildung 23).

Die Bedienung von Apps ist klar und verständlich.
Die Nutzung von Apps erfordert keine hohe mentale Anstrengung.
Ich bekomme es gut hin, dass Apps machen, was ich möchte.
Ich finde es lästig, Apps zu nutzen.
Bei der Bedienung von Apps passieren mir Fehler.
Apps reagieren häufig unerwartet.
Ich finde es einfach, Apps zu nutzen.

Abbildung 23: Skala "Wahrgenommene Nutzerfreundlichkeit" (in Anlehnung an Davis 1989)

Wie die Übersicht in Tabelle 15 zeigt, sind die Gütemaße für dieses Konstrukt gut bis sehr gut. Mit Hilfe der Faktorenanalyse überprüft man, ob die Items auf einen Faktor laden, also inhaltlich zusammenpassen; der KMO-Wert von 0,790 (bei einer erklärten Varianz von 43,72%) kann als ziemlich gut gelten.⁶ Bei manchen der untersuchten Skalen wurden Items mit Faktorladungen unter 0,5 gemäß Bortz und Schuster (vgl. 2010, S. 422) unterdrückt und von der weiteren Analyse ausgeschlossen; in der Kommentarspalte finden sich die entsprechenden Hinweise. Cronbach's Alpha misst zudem die Reliabilität des Konstrukts, also dessen interne Konsistenz.⁷ Im Fall von PEOU beträgt dieser 0,778 und kann somit also gut gelten.

⁶ Faktorwerte größer als 0,5 gelten bei der hier vorhandenen Anzahl an Items als akzeptabel, größer 0,6 als gut und größer 0,7 als ziemlich gut (vgl. Bortz und Schuster 2010, S. 422).

⁷ Ein Cronbachs Alpha größer als 0,7 gilt als akzeptabel, ab 0,8 als gut. Allerdings gilt erst ein Wert kleiner 0,5 als inakzeptabel, so dass typischerweise auch Werte von 0,6 gerade noch akzeptiert werden (George und Mallery 2016, S. 240).

Konstrukt	Items (orig.)	Items (modif.)	KMO	Varianz (%)	Cronbachs Alpha	Kommentar
Wahrgenommene Nutzerfreundlichkeit (PEOU)	14	7	0,790	43,72	,778	
Wahrgenommener Nutzen (PU)	14	8	0,902	60,67	,907	
Vertrauen dispositionale	3	3	0,576	60,44	,658	
Vertrauen institutionell (Datenschutz)	3	6	0,870	59,71	,859	
Vertrauen interpersonal (Anbieter)	8	8	0,888	51,02	,860	
Technikaffinität	7	4	0,732	56,39	,739	Items 1, 2 und 7 weggelassen
Kontrollüberzeugungen (intern)	3	3	0,690	66,29	,743	
Kontrollüberzeugungen (extern)	3	3	0,659	64,24	,722	
Kompetenzerwartungen	3	3	0,721	76,21	,844	
Soziales Umfeld	4	1	-	-	-	
Reputation	-	6	0,819	51,68	,809	
Datenschutzsensibilität	4	6	0,788	57,30	,850	Item 1 weggelassen
Politisches Interesse	-	1	-	-	-	

Tabelle 15: Faktorladungen und Reliabilitätsmaße aller Konstrukte

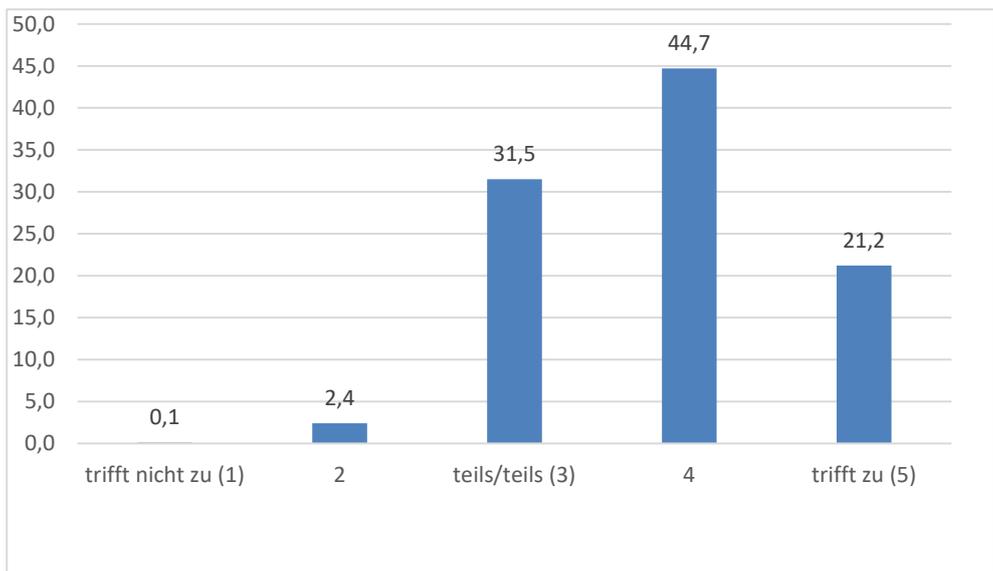


Abbildung 24: Wahrgenommene Nutzerfreundlichkeit von Apps (Angaben in Prozent)

Wie Abbildung 24 zu entnehmen ist, wird die Nutzerfreundlichkeit von Apps durchweg hoch eingeschätzt; 65,9 Prozent der Befragten gaben „trifft eher zu“ (4) bzw. „trifft zu“ (5) an, und nur 2,5 Prozent waren komplett unzufrieden (1 bzw. 2).

Wahrgenommener Nutzen (PU)

Dieses Konstrukt wurde mit acht Items und einer fünfstufigen Skala erhoben (vgl. Abbildung 25).

Apps helfen mir, meine Ziele klarer zu definieren.
 Apps helfen mir, meine Ziele schneller zu erreichen.
 Apps erleichtern mir den Alltag.
 Apps helfen mir, Aufgaben schneller zu erledigen.
 Apps helfen mir, Informationen leichter zu finden.
 Durch die Nutzung von Apps spare ich Zeit.
 Mithilfe von Apps kann ich meine Daten besser organisieren.
 Ich finde Apps nützlich.

Abbildung 25: Skala „Wahrgenommener Nutzen“ (in Anlehnung an Davis 1993)

Diese Skala hat ebenfalls gute Werte; sie weist ein KMO von 0,902 auf bei einem einzigen Faktor (Varianz 60,67%), und Cronbachs Alpha beträgt 0,907. Zudem betrachten die Befragten Apps überwiegend als nützlich – allerdings mit nicht ganz so hohen Werten wie bei der Nutzerfreundlichkeit: 61,2 Prozent der Befragten gaben „trifft eher zu“ (4) bzw. „trifft zu“ (5) an, und nur ein kleiner Teil von 4,0 Prozent war komplett unzufrieden (1 bzw. 2) (vgl. Abbildung 26).

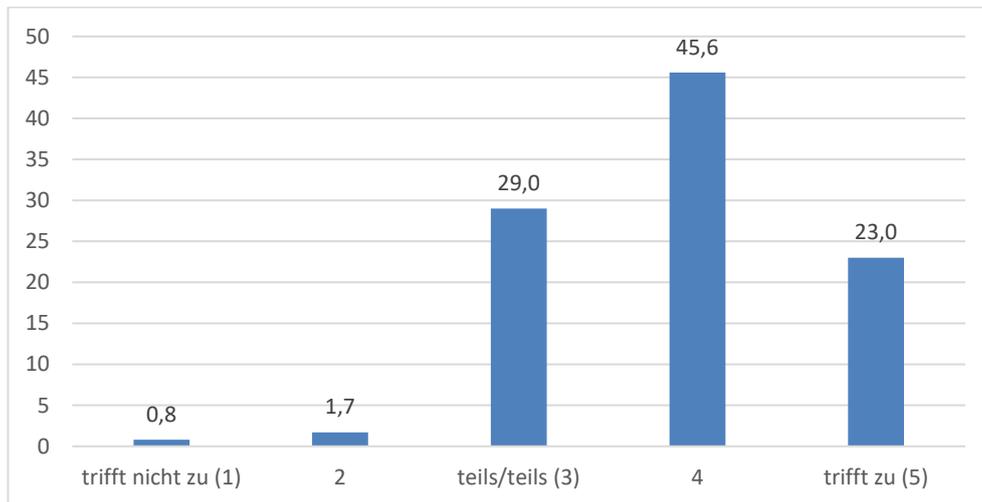


Abbildung 26: Wahrgenommener Nutzen von Apps (Angaben in Prozent)⁸

Vertrauen in Apps

Die drei Dimensionen des Vertrauens in Apps wurden über drei getrennte Skalen abgefragt (vgl. Abbildung 27).

⁸ Die Nachkomma-Werte ergeben sich daraus, dass hier mit einem additiven Index gearbeitet wurde, der den Median aus den Antworten zu unterschiedlichen Items ermittelt.

Dispositionales Vertrauen

Ich bin davon überzeugt, dass die meisten Menschen gute Absichten haben.
Heutzutage kann man sich auf niemanden mehr verlassen.
Im Allgemeinen kann man den Menschen vertrauen.

Institutionelles Vertrauen

Der Datenschutz ist in Deutschland gut geregelt.
Dank der gesetzlichen Datenschutzbestimmungen fühle ich mich sicher.
Einzelne Skandale können mein grundsätzliches Vertrauen in den Datenschutz in Deutschland nicht erschüttern.
Bei Datenschutzproblemen weiß ich, an wen ich mich wenden kann.
Der Datenschutz in Deutschland wird von kompetenten Menschen betrieben.
Ich verlasse mich darauf, dass die Politiker in Sachen Datenschutz die richtigen Entscheidungen treffen.

Interpersonelles Vertrauen

Die meisten Anbieter von Apps sind vertrauenswürdig.
Für Apps zahlt man einen angemessenen Preis.
Die Preise von In-App-Käufen sind übersichtlich und nachvollziehbar.
Man kann bei Apps davon ausgehen, dass sie die versprochenen Funktionen erfüllen.
Ich bin davon überzeugt, dass Apps nur solche Daten sammeln, die für ihr Funktionieren nötig sind.
Ich vertraue darauf, dass die Anbieter von Apps mit meinen Daten verantwortungsvoll umgehen.
Ich finde Beschreibungen von Apps im App-Store zutreffend.
Apps weisen in der Regel keine Sicherheitsmängel auf.

Abbildung 27: Skalen Vertrauen in Apps

Wie Abbildung 28 zeigt, sind die Ergebnisse wenig spektakulär. Ein relevanter Teil der Befragten hat sich durch die Mitte hindurchlaviert und „teils/teils (3)“ angekreuzt. Dies belegen auch die Mittelwerte, die bei 3,1 für das dispositionale Vertrauen, also die allgemeine Grundhaltung, und bei jeweils 3,2 für das institutionelle Vertrauen (in den Datenschutz) und das interpersonelle Vertrauen (in App-Anbieter)

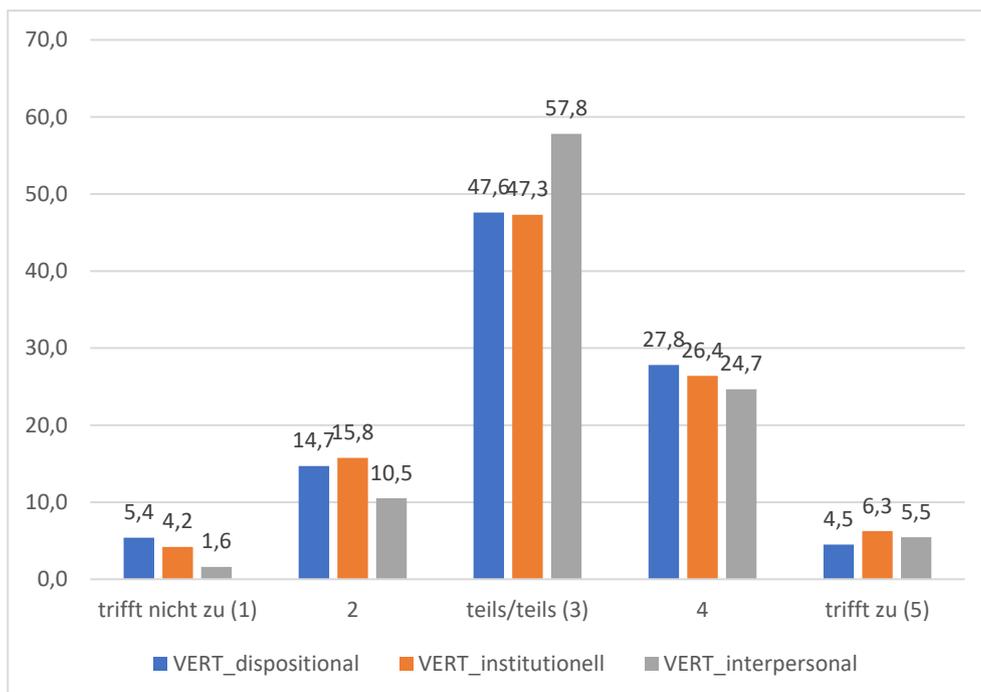


Abbildung 28: Die drei Dimensionen des Vertrauens in Apps (Angaben in Prozent)

liegen. Interessant hierbei ist dennoch ein gewisser Unterschied, welcher sich hinsichtlich der Verteilung der Werte zeigt: Das interpersonale Vertrauen scheint vor allem in den niedrigen Ausprägungen deutlich weniger zu vertreten sein als die beiden übrigen Vertrauensdimensionen. Dies deutet darauf hin, dass Nutzer*innen ihre Apps durchaus in gewissem Maße dem Vertrauen nach selektieren, sodass ihr Vertrauen in die Anbieter der von ihnen genutzten Apps relativ hoch ist.

Korrelationsanalysen

Damit sind die vier Grundbestandteile des erweiterten TAM-Modells beschrieben, und es ist nunmehr möglich, die Hypothesen H1 und H2 zu überprüfen, die sich auf die Zusammenhänge zwischen diesen vier Konstrukten beziehen (vgl. Tabelle 16, die symmetrisch angelegt ist und daher nur oberhalb der Diagonale ausgewertet wird).

	BV	PEOU	PU	Vert. disp.	Vert. inst.	Vert. inter.
BV	1	0,099**	0,224**	0,085**	0,133**	0,195**
PEOU	0,099**	1	0,479**	0,088**	0,082**	0,186**
PU	0,224**	0,479**	1	0,178**	0,273**	0,346**
Vert. disp.	0,085**	0,088**	0,178**	1	0,370**	0,396**
Vert. inst.	0,133**	0,082**	0,273**	0,370**	1	0,562
Vert. inter.	0,195**	0,186**	0,346**	0,396**	0,562**	1

** Die Korrelation ist auf dem Niveau von 0,01 (2-seitig) signifikant.

Tabelle 16: Korrelationsanalyse

Korrelationsanalysen bestätigen Zusammenhänge zwischen voneinander unabhängigen Faktoren; sie sagen allerdings nichts über die Wirkungsrichtung aus. Die Daten belegen zunächst den engen Zusammenhang zwischen den drei Vertrauens-Dimensionen, die hochsignifikant miteinander korrelieren. Personen, die eine allgemeine Vertrauensdisposition besitzen, haben demzufolge auch ein Vertrauen in Anbieter (interpersonal 0,396**) und in die gesetzlichen Regelungen zum Datenschutz (institutionell 0,37**). Interessanterweise korreliert das interpersonale Vertrauen sichtbar stärker mit den drei Variablen Wahrgenommene Nutzerfreundlichkeit (PEOU), Wahrgenommener Nutzen (PU) und Bereitschaft zur Verhaltensänderung als das institutionelle Vertrauen. Auch das institutionelle Vertrauen korreliert stärker mit den Variablen PU und Bereitschaft zur Verhaltensänderung als das institutionelle Vertrauen. Dies belegt, dass die allgemeine Disposition zu vertrauen unter Umständen zwar ausreichen kann, um eine App als nutzerfreundlich zu empfinden, es muss aber offenbar ein konkreteres Vertrauensverhältnis – entweder in die Datenschutz-Institutionen oder in den jeweiligen Anbieter – existieren, damit sie auch als nützlich empfunden wird und man bereit ist, sein Verhalten zu ändern.

Ein weiterer, auffälliger Befund besteht darin, dass der wahrgenommene Nutzen (PU 0,224**) deutlich stärker als die wahrgenommene Nutzerfreundlichkeit (PEOU 0,099**) mit der Bereitschaft zur Verhaltensänderung korreliert. Die Einfachheit der Bedienung korreliert zudem – wie im Original-TAM – mit dem wahrgenommenen Nutzen (,479**). Bei genauerer Betrachtung verwundert dies jedoch nicht: Eine App, die sich leicht bedienen lässt, wird offenbar zwar als nützlich empfunden; aber

die Bereitschaft, die Handlungsempfehlungen der App zu berücksichtigen und das eigene Verhalten entsprechend zu ändern, speist sich in erster Linie aus deren Nutzen und nicht aus deren Bedienbarkeit. Die Route muss schon kürzer sein, die Fitness sich verbessern und der Regenschirm nicht umsonst mitgenommen worden sein.

Die Korrelationsanalyse liefert also erste Hinweise darauf, welche Hypothesen sich als tragfähig erweisen könnten und welche nicht (vgl. Tabelle 17).

Die Hypothesen H1a, H1b und H1c werden demnach vermutlich bestätigt werden können.

Beim Hypothesen-Set H2a bis H2c erhärtet sich der Verdacht, dass insbesondere das interpersonale Vertrauen eine wichtige Rolle spielt, das dispositionale Vertrauen hingegen nicht. Wir werden später in Kapitel 6 ein Strukturgleichungsmodell vorstellen, das diese Zusammenhänge detaillierter beleuchten wird.

Hypothese	Konstrukt	Konstrukt	Korrelation
H1a	Wahrgenommene Nutzerfreundlichkeit (PEOU)	Bereitschaft zur Verhaltensänderung	0,099**
H1b	Wahrgenommener Nutzen (PU)	Bereitschaft zur Verhaltensänderung	0,224**
H1c	Wahrgenommene Nutzerfreundlichkeit (PEOU)	Wahrgenommener Nutzen (PU)	0,479**
H2a	Vertrauen (dispositional, institutionell, interpersonal)	Bereitschaft zur Verhaltensänderung	0,085** 0,133** 0,195**
H2b	Vertrauen (dispositional, institutionell, interpersonal)	Wahrgenommener Nutzen (PU)	0,178** 0,273** 0,346**
H2c	Wahrgenommene Nutzerfreundlichkeit (PEOU)	Vertrauen (dispositional, institutionell, interpersonal)	0,088** 0,082** 0,186**

Tabelle 17: Korrelationen der vier Kernfaktoren des erweiterten TAM-Modells

5.4 Die externen Faktoren

Erfahrungen mit Apps

Die externe Variable „Erfahrungen mit Apps“ wurde zum einen quantitativ über die Nutzungshäufigkeit und die Erfahrung mit Smartphones, zum anderen qualitativ über die Abfrage möglicher negativer Erlebnisse erhoben. Dabei zeigt sich zunächst, dass die meisten Nutzer*innen zum Zeitpunkt unserer Befragung bereits über einige Erfahrung im Umgang mit Smartphones verfügen: Rund zwei Drittel aller Befragten gaben an, seit fünf Jahren oder mehr Smartphones zu nutzen. Die durchschnittliche Erfahrung lag dabei innerhalb unserer Stichprobe bei rund sieben Jahren.

Weiter wird ersichtlich, dass Apps sehr unterschiedlich genutzt wurden: Über 90 Prozent der Befragten gaben an, Navigations-Apps zu nutzen, bei Wetter-Apps

waren es ebenfalls über 90 Prozent. Alle anderen Werte liegen deutlich darunter; Gesundheits-Apps nutzen demnach nur gut ein Drittel der befragten Probanden.

App-Typ	N	Prozent
Navigation	950	92,4
Sport/Fitness	541	52,6
Gesundheit/Ernährung	374	36,4
Wetter	946	92,0

Tabelle 18: Nutzung von Apps nach Typ

Die meisten Befragten (37,4%) gaben an, zwei der angegebenen vier App-Typen zu nutzen; sämtliche vier Typen wurden dennoch von einer relativ hohen Anzahl von 26 Prozent der Befragten genutzt.⁹ Es zeigt sich also, dass die Befragten deutlich dazu tendieren, mehr als nur einen der abgefragten App-Typen zu nutzen (vgl. Tabelle 19).

Anzahl Apps	N	Prozent
1	78	7,6
2	384	37,4
3	299	29,1
4	267	26,0
Summe	1028	

Tabelle 19: Nutzung von Apps nach Anzahl¹⁰

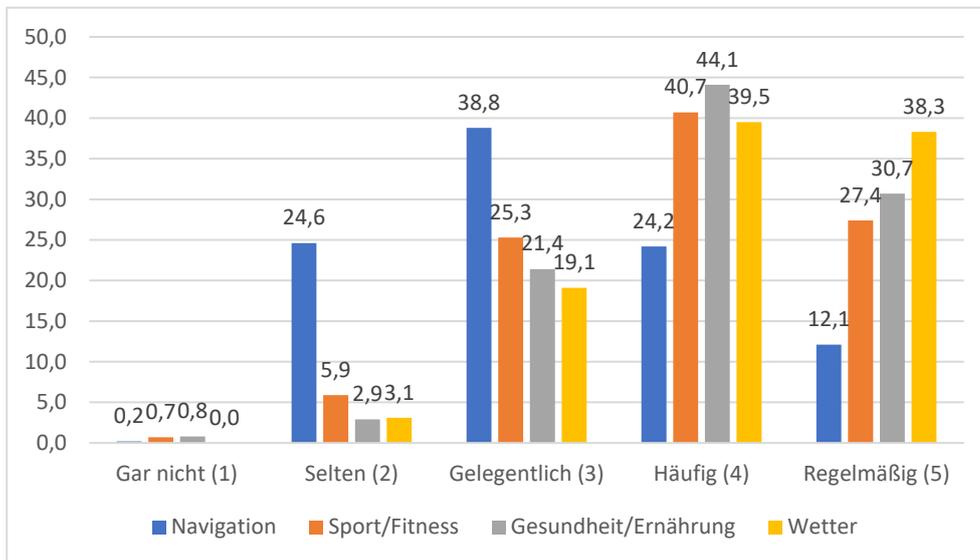


Abbildung 29: Nutzungshäufigkeit nach App-Typ (Angaben in Prozent)

⁹ Da für die beiden von uns untersuchten Routenplanungs-Szenario lediglich eine einzige App erforderlich ist, diskutieren wir hier lediglich vier App-Typen.

¹⁰ Aufgrund von Rundungen kommt es zu einem Überhang von 0,1 bei der Summe der Prozentwerte.

Bei der Nutzungshäufigkeit zeigen sich deutliche Unterschiede: Wetter-Apps, die von 92 Prozent der Befragten verwendet werden, werden häufiger (Mittelwert 4,13) als Gesundheits- (4,01) und Fitness-Apps (3,88) genutzt. Navigations-Apps liegen, obwohl sie von fast allen Probanden verwendet werden, in der Nutzungshäufigkeit deutlich dahinter (Mittelwert 3,23). Dies lässt sich auch in Abbildung 29 ablesen, die zeigt, dass fast 80 Prozent der Befragten Wetter-Apps täglich (häufig/4) oder stündlich (regelmäßig/5) nutzen; der entsprechende Wert für Navigations-Apps liegt bei knapp 40 Prozent.

Die hohe Nutzungszahl bei Sport- und bei Gesundheitsapps erklärt sich vermutlich daraus, dass die Personen (36,4% bzw. 52,6% der Befragten), die diese Sorte Apps nutzen, sich aus dezidierten Gründen – z.B. wegen Gewichtsproblemen – für deren Installation entschieden haben und sie daher auch bewusst und intensiv nutzen. Das auf den ersten Blick geringe Interesse an Navigations-Apps dürfte dabei vor allem daran liegen, dass die meisten Menschen nicht mehrmals täglich Wege zurücklegen, für die sie eine Routenplanung benötigen.

Mögliche negative Erfahrungen mit Apps haben wir für alle vier App-Typen getrennt mit einer Liste von Ereignissen erfragt, die vorab in Fokusgruppen getestet worden waren (vgl. Abbildung 30). Die Probanden hatte fünf Antwortmöglichkeiten von „ständig“ über „häufig“ und „gelegentlich“ bis zu „selten“ oder „nie“.

<p>Navigation</p> <p>Die App findet ein mir bekanntes Ziel nicht. Die App ortet mich an einem falschen Ort. Die App navigiert mich an ein falsches Ziel. Ich bin falsch abgebogen, weil die Routenführung unübersichtlich war. Die App verbraucht so viel Strom, dass ich die Navigation abbrechen muss, damit sich mein Smartphone nicht ausschaltet. Die App hat mir nicht die schnellste Route empfohlen. Die App möchte mich über eine Straße leiten, die nicht existiert. Die App führt mich in einen Stau. Aufgrund eines Updates muss ich mich bei der Bedienung der App neu orientieren. Ich konnte die App nicht nutzen, da sie kein GPS-Signal empfangen hat.</p>
<p>Gesundheit/ Fitness</p> <p>Die App schickt zu viele Datenzugriffs-Anfragen. Die App schickt zu viele Benachrichtigungen (z.B. Erinnerung an das Training). Die App postet ohne mein Wissen auf sozialen Medien. Die App zeigt unplausible bzw. falsche Daten an. Die App baut keine Bluetooth- bzw. GPS-Verbindung auf. Die Synchronisation mit dem Rechner klappt nicht. Die Eingabe meiner Daten ist zu aufwendig. Die App nimmt eingegebene Daten nicht an (kennt Lebensmittel, Orte nicht).</p>
<p>Wetter</p> <p>Die App ortet mich an einem falschen Ort. Die App zeigt ungenaue Wettervorhersagen an, die mir nicht weiterhelfen. Ich kann mich nicht auf die Wetterinformationen der App für die nächsten Tage verlassen. Die App zeigt zum jetzigen Zeitpunkt das falsche Wetter an. Ich habe mich gemäß den Informationen aus der App angezogen und war dadurch unpassend gekleidet.</p>

Abbildung 30: Items zur Erhebung negativer Erfahrungen

Obwohl – oder weil? – Wetter-Apps bei vielen Probanden (N=946) installiert sind und am häufigsten genutzt werden, verzeichnen sie die meisten negativen Erfahrungen mit 45,5 Prozent Nennungen im Bereich von „gelegentlich“ (3) bis „häufig“ (4)

(vgl. Tabelle 20), wobei „häufig“ für täglich steht. Ein ähnliches Bild zeigt sich bei den Sport- und Gesundheitsapps, welche ebenfalls überwiegend täglich genutzt werden. Das Phänomen der negativen Erfahrungen scheint also mit der Häufigkeit der Nutzung zusammenzuhängen, was dadurch gestützt wird, dass bei Navigationsapps nur 39,5 Prozent der Nennungen im Bereich „gelegentlich“ (3) bis „häufig“ (4) liegen.

App-Typ	Nie (1)	Selten (2)	Gelegentlich (3)	Häufig (4)	Ständig (5)	N
Navigation	11,9	47,1	30,2	9,3	1,6	950
Sport/ Gesundheit	20,0	32,5	32,5	12,7	2,2	624
Wetter	13,6	39,2	33,9	11,6	1,6	946
Durchschnitt	15,2	39,6	32,2	11,2	1,8	

Tabelle 20: Negative Erfahrungen mit Apps (Angaben in Prozent, Werte über dem Durchschnitt sind fett gesetzt)

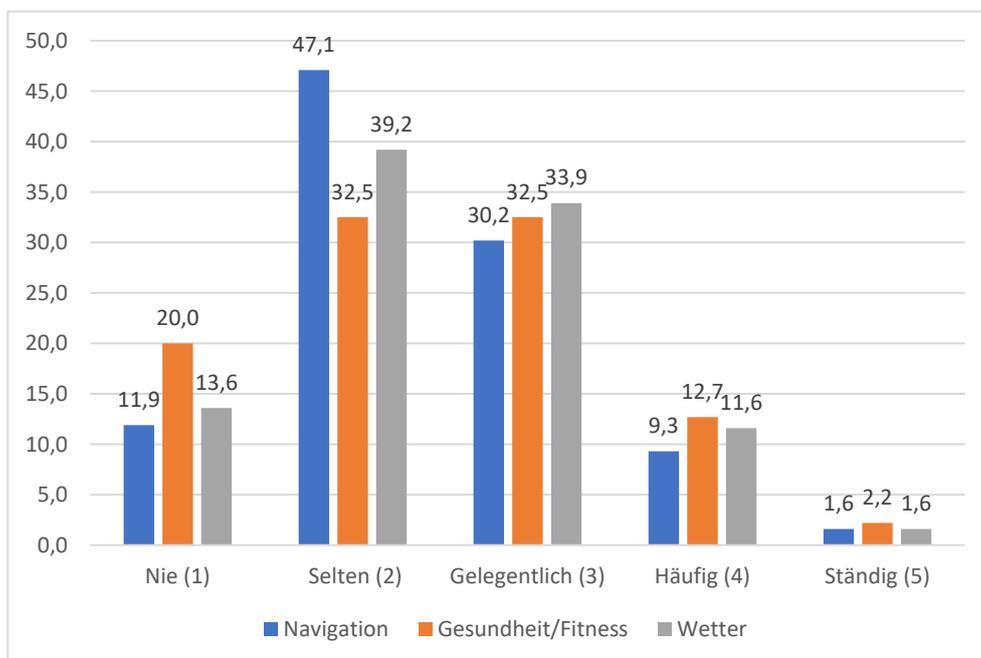


Abbildung 31: Negative Erfahrungen mit Apps (Angaben in Prozent)

Tabelle 21 belegt zunächst, dass die drei von uns erhobenen Dimensionen negativer Erfahrungen miteinander stark korrelieren: Wer schlechte Erfahrungen mit Navigationssystemen gemacht hat, macht diese ebenfalls mit anderen App-Typen (0,720**, 0,611**). Es könnten also durchaus auch persönlichkeitspezifische Merkmale sein, die hier eine Rolle spielen und dazu führen, dass man mit jedem App-Typ negative Erfahrungen macht. Zudem gibt es offenbar einen Zusammenhang zwischen der Häufigkeit der App-Nutzung und den drei Formen des Vertrauens (0,115**, 0,162**, 0,167**) wie auch der wahrgenommenen Nutzerfreundlichkeit (0,062**) und dem wahrgenommenen Nutzen (0,223**). Wer häufiger Apps nutzt, kommt mit deren Bedienung besser klar, findet sie nützlicher und vertraut ihnen mehr. Dies liefert einen ersten Hinweis darauf, dass Vertrauen, Häufigkeit der Nutzung und negative Erfahrung (wie von uns angenommen) untereinander einige bedeutsame Zusammenhänge aufweisen. Die Hypothesen H3a, b und c, welche der Nutzungshäufigkeit

einen Einfluss auf die wahrgenommene Nutzerfreundlichkeit, den wahrgenommenen Nutzen und das Vertrauen unterstellen, können also vermutlich bestätigt werden.

	Häufigkeit	Negative Erfahrungen		
		Navigation	Gesundheit	Wetter
VERT_dispositional	0,115**	0,47	0,091*	0,011
VERT_institutionell	0,162**	0,113**	0,181**	0,058
VERT_interpersonal	0,167**	0,065*	0,127**	0,029
PEOU	0,062*	-0,315**	-0,383**	-0,252**
PU	0,223**	-0,075*	-0,099*	-0,047
Häufigkeit	1	0,0251**	0,163**	0,133**
Negative Erf. Navi	0,0251**	1	0,720**	0,611**
Negative Erf. Ges	0,163**	0,720**	1	0,641**

Tabelle 21: Korrelationen in Bezug auf das Vertrauen (Ausschnitt aus der Gesamt-Matrix)

Ein Zusammenhang zwischen negativen Erfahrungen und dem Vertrauen in Apps – in allen drei Dimensionen – lässt sich aus den vorliegenden Daten nicht eindeutig ablesen. Etliche Werte sind nicht signifikant oder liegen unter der Schwelle von 0,100**, ab der der Einfluss als zu gering gewertet werden muss. Lediglich Gesundheits-Apps weisen bessere Werte auf.

Ebenso verhält es sich mit dem wahrgenommenen Nutzen (PU). Offenbar spielen negative Erfahrungen, die ja ohnehin eher selten auftreten, in diesen Zusammenhängen nicht immer eine große Rolle. Dies lässt vermuten, dass die Hypothesen H4b und H4c nicht bestätigt werden können. Anders sieht es bei der wahrgenommenen Nutzerfreundlichkeit (PEOU) aus: Diese scheint, zumindest den Korrelationen nach, durchaus von negativen Erfahrungen beeinflusst zu werden, was nahelegt, dass die Hypothese H4a angenommen werden könnte. Dieser Zusammenhang erscheint dabei durchaus intuitiv: Bereitet eine App häufig Probleme, empfindet man sie entsprechend als weniger nutzerfreundlich.

Inwiefern die Nutzungshäufigkeit sowie negative Erfahrungen mit Apps einen Einfluss auf das Vertrauen und die Bereitschaft zur Verhaltensänderung haben, werden wir in Kapitel 6 anhand eines Strukturgleichungsmodells noch einmal eingehend analysieren und diskutieren.

Technikaffinität

Dieses Konstrukt wurde mit sieben Items und einer fünfstufigen Skala (1 = trifft nicht zu, 5 = trifft zu) erhoben (vgl. Abbildung 32). Die Gütemaße für dieses Konstrukt sind, wenn man die Items 1, 2 und 7 ausschließt, akzeptabel bis gut; der KMO-Wert beträgt 0,732 (bei einer erklärten Varianz von 56,39%), Cronbach's Alpha liegt bei 0,739.

Wenn ein neues technisches Gerät auf den Markt kommt, bin ich einer der Ersten, der es kauft. Wenn ich ein neues technisches Gerät gekauft habe, bin ich schnell mit allen Funktionen vertraut. Neue Technik enthält oft überflüssige Funktionen, die ich nicht benötige. Ich zögere, neue Technik zu nutzen, weil ich Angst habe bei der Bedienung Fehler zu machen. Mich stört es, dass ständig neue technische Geräte auf den Markt kommen. In Sachen Technik verlasse ich mich lieber auf Altbewährtes. Mir macht es Spaß, mein Smartphone zu nutzen.

Abbildung 32: Skala "Technikaffinität" (Quelle: Weyer et al. 2015)

Ein additiver Index, der die Antworten aller fünf verwerteten Items zusammenfasst, zeigt ein positives Bild: Knapp 45 Prozent aller Befragten schätzen sich als technikaffin (4 bzw. 5) ein (vgl. Tabelle 22).

Technikavers (1)	2	3	4	Technikaffin (5)
2,3	10,5	42,6	32,4	12,2

Tabelle 22: Technikaffinität (additiver Index) in Prozent

Ein Blick auf die Korrelationen (vgl. Tabelle 23) zeigt zudem, dass Technikaffinität offenbar ein Faktor ist, der stark mit der wahrgenommenen Nutzerfreundlichkeit und dem wahrgenommenen Nutzen zusammenhängt, nicht aber mit dem Vertrauen (in allen drei Dimensionen).

	PEOU	PU	VERT_disp	VERT_inst	VERT_inter
Technikaffinität	,331**	,284**	-0,035	-0,024	0,016

Tabelle 23: Korrelationen in Bezug auf das Vertrauen (Ausschnitt der Gesamt-Matrix)

Technikaffine Personen, die neuer Technik mit einer positiven Grundeinstellung begegnen, haben offenbar wenig Probleme, die Bedienung von Apps zu verstehen (0,331**), und sehen diese zudem als nützlich an (0,284**). Es spricht also Einiges dafür, dass die Hypothesen H5a und H5b bestätigt werden können, die Hypothese H5c hingegen abgelehnt werden muss. Technikaffinität und Vertrauen stehen offenbar in keinem statistisch nachweisbaren Zusammenhang.

Kontrollüberzeugungen

Dieses Konstrukt wurde mit sechs Items und einer fünfstufigen Skala gemessen, wobei die ersten drei Items auf die interne, die letzten drei auf die externe Kontrolle verweisen (vgl. Abbildung 33).

Für die internen Kontrollüberzeugungen beträgt der KMO-Wert 0,690, sodass es als gut einzuschätzen ist (bei einer erklärten Varianz von 66,285%) und Cronbach's Alpha mit 0,743 als akzeptabel gelten kann. Bei den externen Kontrollüberzeugungen liegt der KMO-Wert bei fast ebenso guten 0,659 (Varianz von 64,240%) und Cronbach's Alpha bei 0,722.

Ich übernehme gerne Verantwortung. Ich treffe eher selbst Entscheidungen, als mich auf das Schicksal zu verlassen. Bei Problemen und Widerständen finde ich Mittel und Wege, um mich durchzusetzen. Erfolg ist weniger von Leistung als vom Glück abhängig. Ich habe wenig Einfluss darauf, was mit mir geschieht. Bei wichtigen Entscheidungen orientiere ich mich oft am Verhalten anderer Personen.

Abbildung 33: Skala "Kontrollüberzeugungen"

Auch hier attestieren die Befragten sich selbst überwiegend (77,1% für die Werte 4 und 5) eine hohe interne Kontrolle, also die Fähigkeit, den Lauf der Dinge durch eigene Entscheidungen und eigenes Handeln beeinflussen zu können (vgl. Tabelle 24).

Geringe interne Kontrolle (1)	2	3	4	Hohe interne Kontrolle (5)
0,2	1,7	21,0	48,4	28,7

Tabelle 24: Interne Kontrollüberzeugungen (additiver Index) in Prozent

Passend dazu zeigen sich bei den externen Kontrollüberzeugungen im hohen Bereich eher geringere Werte. Die Befragten haben demnach weniger das Gefühl, von außen fremdgesteuert zu werden, wobei ausdrücklich zu betonen ist, dass die Bereiche der internen und externen Kontrollüberzeugungen nicht überschneidungsfrei nebeneinander liegen, sondern durchaus beide Eigenschaften innerhalb einer Person verankert sein können.

Geringe externe Kontrolle (1)	2	3	4	Hohe externe Kontrolle (5)
5,4	18,4	38,8	28,8	8,6

Tabelle 25: Externe Kontrollüberzeugungen (additiver Index) in Prozent

Ähnlich wie beim Faktor „Technikaffinität“ zeigt die Korrelationsanalyse auch hier, dass die internen Kontrollüberzeugungen stark mit der wahrgenommenen Nützlichkeit (0,331**) und dem wahrgenommenen Nutzen (0,348**) korrelieren. Darüber hinaus korrelieren die internen Kontrollüberzeugungen aber auch mit den drei Dimensionen des Vertrauens.

Die externen Kontrollüberzeugungen korrelieren zwar ebenfalls mit der wahrgenommenen Nutzerfreundlichkeit, nicht aber mit dem wahrgenommenen Nutzen. Hinsichtlich des Vertrauens zeigt sich in allen drei Dimensionen eine (erwartungsgemäße) negative Korrelation.

	PEOU	PU	VERT_disp	VERT_inst	VERT_inter
Interne Kontrolle	0,331**	0,348**	0,099**	0,146**	0,200**
Externe Kontrolle	0,200**	-0,012	-0,144**	-0,228**	-0,268**

Tabelle 26: Korrelationen in Bezug auf Vertrauen (Ausschnitt der Gesamt-Matrix)

Die Interpretation dieser Daten ist ähnlich wie bereits im Fall der Technikaffinität: Personen, die davon überzeugt sind, die Dinge selbst im Griff zu haben, finden Apps sowohl nützlich als auch einfach zu bedienen. Dieses starke Selbstbewusstsein hat ebenso mit dem Vertrauen in generalisierte Dritte (also Menschen im Allgemeinen), den institutionellen Rahmen (in diesem Falle den Datenschutz), wie auch spezifische Dritte (z.B. in App-Anbieter) zu tun. Die Hypothesen H6a, H6b und H6c können also vermutlich bestätigt werden.

Kompetenzerwartungen

Dieses Konstrukt wurde mit drei Items und einer fünfstufigen Skala gemessen (vgl. Abbildung 34). Der KMO-Wert von 0,721 ist ziemlich gut (bei einer erklärten Varianz von 76,205%), und Cronbach's Alpha ist mit 0,844 ebenfalls gut.

In schwierigen Situationen kann ich mich auf meine Fähigkeiten verlassen.
Die meisten Probleme kann ich gut aus eigener Kraft meistern.
Auch anstrengende und komplizierte Aufgaben kann ich in der Regel gut lösen.

Abbildung 34: Skala "Kompetenzerwartungen"

Wiederum zeigt sich ein ähnliches Bild wie schon bei den zuvor behandelten Faktoren. Die überwiegende Zahl der Probanden (77,8% für die Werte 4 und 5) hat hohe Kompetenzerwartungen, schätzt also die eigene Fähigkeit, Probleme zu meistern, hoch ein (vgl. Tabelle 27).

Geringe Kompetenz (1)	2	3	4	Hohe Kompetenz (5)
0,3	1,8	20,0	49,6	28,2

Tabelle 27: Kompetenzerwartungen (additiver Index) in Prozent

Auch hier gibt es eine starke Korrelation der eigenen Kompetenzerwartungen sowohl mit der wahrgenommenen Nützlichkeit (0,389**) als auch mit dem wahrgenommenen Nutzen (0,342**).

	PEOU	PU	VERT_disp	VERT_inst	VERT_inter
Kompetenz	0,389**	0,342**	0,144**	0,155**	0,233**

Tabelle 28: Korrelationen in Bezug auf Vertrauen (Ausschnitt der Gesamt-Matrix)

Personen, die sich selbst eine Menge zutrauen, kommen offenbar nicht nur mit der Bedienung von Apps gut klar, sondern können auch einen Nutzen aus ihnen ziehen. Zudem gibt es hier einen Zusammenhang zwischen den Kompetenzerwartungen und dem Vertrauen in allen drei Dimensionen (0,144**, 0,155**, 0,233**). Eine hohe Einschätzung der eigenen Kompetenz geht offenbar mit einer vertrauensvollen Grundeinstellung, wie auch dem Vertrauen in Datenschutz und App-Anbieter einher. Wenn man sich in der Lage fühlt, die Dinge zu beherrschen, kann man Anderen offenbar leichter vertrauen. In diesem Fall können also vermutlich alle drei Hypothesen (H7a bis H7c) bestätigt werden.

Reputation und soziales Umfeld

Das Konstrukt „Reputation“ wurde mit einer Skala mit sechs Items und einer fünf-stufigen Skala gemessen (vgl. Abbildung 35). Dabei weist das siebte gezeigte Item „Empfehlungen von Freunden und Bekannten“ keinen Zusammenhang zu den anderen Items auf, da es das Konstrukt „Soziales Umfeld“ abfragen soll. Es muss daher separat betrachtet werden. Die sechs Items der Skala für Reputation haben einen sehr guten KMO-Wert von 0,819 (bei einer erklärten Varianz von 51,68%). Cronbach's Alpha liegt hier bei 0,809, was einen guten Wert darstellt.

Reputation

Die App sollte gute Bewertungen vorweisen.
Die App sollte in der Rangliste des App-Stores eine vordere Platzierung haben.
Die App sollte einen guten Ruf haben.

Wenn eine App schlechte Bewertungen aufweist, installiere ich sie nicht.
Ich installiere nur Apps, über die ich bereits gutes gehört oder gelesen habe.
Ich orientiere mich an der Seriosität des App-Entwicklers.

Soziales Umfeld

Die App sollte mir persönlich empfohlen worden sein (Freunde, Bekannte).

Abbildung 35: Skalen "Reputation" und "Soziales Umfeld"

Die deskriptiven Auswertungen in Tabelle 29 zeigen, dass den Proband*innen beide Aspekte in etwa gleich wichtig sind (Mittelwerte zwischen 3,38 und 3,67).

	1	2	3	4	5	N	Mean	Median
Reputation	1,9	4,5	33,7	43,9	16,1	1028	3,67	4,00
Soziales Umfeld	7,0	11,9	33,3	31,7	16,1	1028	3,38	3,00

Tabelle 29: Reputation und soziales Umfeld in Prozent

Dabei erzielt die Reputation hohe Werte: 60,0 Prozent der Befragten legten auf diesen Aspekt großen (4) bzw. sehr großen Wert (5). Der Einfluss von Freunden und Bekannten (47,8%) ist etwas niedriger.

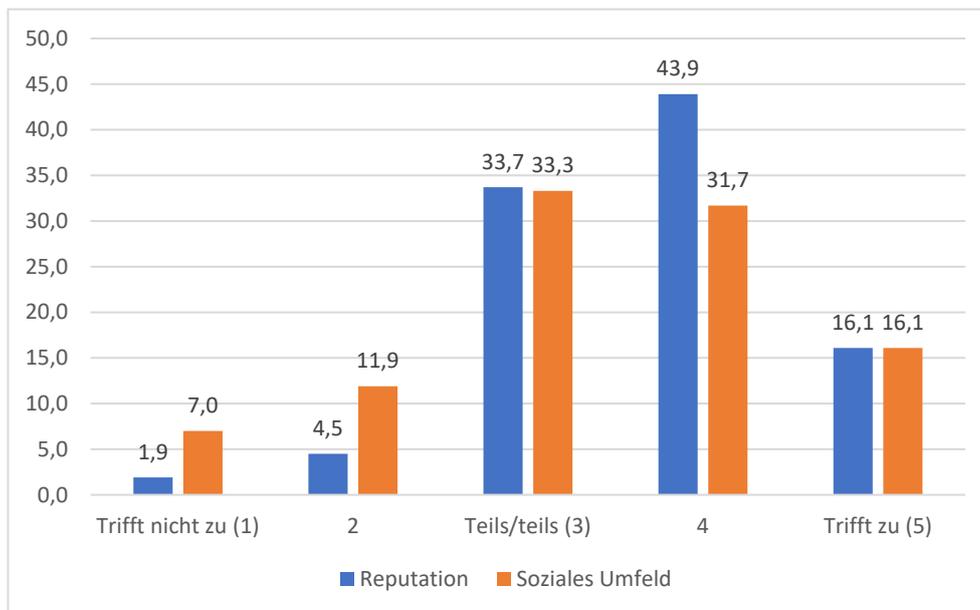


Abbildung 36: Reputation und soziales Umfeld (Angaben in Prozent)

	Reputation	Umfeld	PEOU	PU	VERT_disp	VERT_inst	VERT_inter
Reputation	1	0,392**	0,194**	0,329**	0,058	0,202**	0,242**
Umfeld	0,392**	1	0,01	0,146**	0,083**	0,216**	0,154**

Tabelle 30: Korrelationen in Bezug auf Vertrauen

Die Reputation korreliert sowohl mit der wahrgenommenen Nutzerfreundlichkeit (0,194**) und dem wahrgenommenen Nutzen (0,329**), ebenso wie mit zwei der drei Vertrauensdimensionen (vgl. Tabelle 30). Apps, die ein gutes Image haben und gute Bewertungen in App-Stores erzielen, gelten offenbar als vertrauenswürdig und stärken das Vertrauen in die Institutionen des Datenschutzes (0,202**) sowie die App-Anbieter selbst (0,242**). Ebenso zeigt sich, dass das soziale Umfeld mit dem wahrgenommenen Nutzen (0,146**), wie auch allen drei Dimensionen des Vertrauens (0,083**, 0,216**, 0,154**) korreliert. Werden Apps von Freunden oder Bekannten empfohlen, empfindet man diese ob dieser subjektiven Norm scheinbar eher als nützlich. Zudem wird hierdurch das Vertrauen gestärkt. Die Hypothesen H8a bis H8c können also vermutlich in vollem Umfang bestätigt werden.

Datenschutzsensibilität

Dieses Konstrukt wurde mit sieben Items und einer fünfstufigen Skala gemessen (vgl. Abbildung 37). Der KMO-Wert liegt (bei Weglassung von Item 1) bei 0,788. Dies ist ziemlich gut (bei einer erklärten Varianz von 57,298%). Cronbach's Alpha ist mit 0,850 ebenfalls gut.

Datenschutz ist mir wichtig. Ich schränke meine Internet-Nutzung aufgrund von Datenschutzbedenken ein. Ich schränke meine Smartphone-Nutzung aufgrund von Datenschutzbedenken ein. Wenn eine App Zugriff auf meine Standortdaten verlangt, verwende ich sie nicht. Wenn eine App Zugriff auf meine Bilder verlangt, verwende ich sie nicht. Wenn eine App zu viele Berechtigungen verlangt, installiere ich sie nicht. Ich habe Bedenken, meine Daten in Apps einzugeben.

Abbildung 37: Skala "Datenschutzsensibilität"

Die Probanden besitzen nach eigener Einschätzung eine mittlere Sensibilität für das Thema Datenschutz (Mittelwert 3,45); bei knapp 73% Prozent der Befragten liegt der additive Index, der aus den sieben Antworten gebildet wurde, bei den Werten 3 (teils/teils) bzw. 4 (trifft eher zu).

Geringe Sensibilität (1)	2	3	4	Hohe Sensibilität (5)
3,3	8,9	41,4	31,4	15,0

Tabelle 31: Datenschutzsensibilität (additiver Index) in Prozent

Die Korrelationsanalyse (Tabelle 32) zeigt hier ein gänzlich anderes Bild als bei den zuvor untersuchten Faktoren: Die Datenschutzsensibilität korreliert bei dieser Analyse lediglich mit der wahrgenommenen Nutzerfreundlichkeit signifikant und auch das nur schwach negativ (-0,095**). Mit dem wahrgenommenen Nutzen oder den drei Dimensionen des Vertrauens korreliert sie hingegen überhaupt nicht. Hier zeigt die Analyse lediglich schwache, nicht signifikante Zusammenhänge, welche darin begründet sein könnten, dass sich die meisten der Befragten eher in der Mitte des abgefragten Spektrums einordnen.

	PEOU	PU	VERT_disp	VERT_inst	VERT_inter
Datenschutz	-0,095**	-0,024	-0,011	0,043	0,026

Tabelle 32: Korrelationen in Bezug auf Vertrauen (Ausschnitt der Gesamt-Matrix)

Die Hypothesen H9b und H9c müssen also unter Umständen verworfen werden, während die Hypothese H9a möglicherweise bestätigt werden kann. Es bleibt insgesamt aber abzuwarten, ob mithilfe der Strukturgleichungsmodellierung detailliertere Effekte nachgewiesen werden können.

5.5 Fazit

Das Fazit zu diesem Kapitel fällt fast durchweg positiv aus. Bereits in der Korrelationsanalyse zeigt sich, dass – für uns ein wenig überraschend – fast alle angenommenen Zusammenhänge zwischen den Kernfaktoren des TAM, dem Vertrauen und den externen Faktoren existieren und die vermutete Wirkung aufweisen.

Einzig die direkte Wirkung der negativen Erfahrungen, der Technikaffinität und der Datenschutzsensibilität auf das Vertrauen konnte im Rahmen der Korrelationsanalyse nicht nachgewiesen werden. In diesem Zusammenhang wäre es dennoch durchaus denkbar, dass eine Wirkung der genannten Faktoren auf das Vertrauen zwar

vorhanden ist, ein anderer Faktor hier aber als Intermediär dient. Derartige indirekte Effekte lassen sich mit einem Strukturgleichungsmodell erfassen und berücksichtigen, das wir im folgenden Kapitel 7 vorstellen werden.

Die deskriptive Analyse in Kapitel 6 belegt nicht nur die meisten von uns vermuteten Zusammenhänge. Sie verdeutlicht zudem, dass die von uns befragten Personen die betreffenden Apps regelmäßig nutzen und eine grundsätzliche Akzeptanz der von diesen Apps präsentierten Handlungsempfehlungen vorhanden ist. Interessant ist in diesem Zusammenhang, dass sich die Befragten dabei eher als technikaffin, denn als technikavers einstufen.

Negative Erfahrungen scheinen dabei (vor allem bei Navigations- und Wetter-Apps) eher selten vorzukommen, was sich gemäß unserer Analyse vor allem auf die wahrgenommene Nutzerfreundlichkeit der Apps positiv auswirkt. Weitere Aufschlüsse über die vermuteten Zusammenhänge und Abhängigkeiten wird das erwähnte Strukturgleichungsmodell im nächsten Kapitel geben.

6 Strukturgleichungsmodell

Für die Analyse der multifaktoriellen Wirkungszusammenhänge in unserem Modell wurde das Verfahren der Strukturgleichungsmodellierung gewählt. Dabei sollte nicht nur ermittelt werden, ob und in welcher Stärke sich die postulierten Zusammenhänge nachweisen lassen, sondern ebenfalls, ob die Positionierung des Vertrauens als intermediärer Faktor im Kern des Modells die erwarteten Vorteile gegenüber einer Betrachtung des Vertrauens als externen Faktor und gegenüber einer Modellierung ohne den Faktor Vertrauen bietet.

6.1 Modellierung und Berechnung

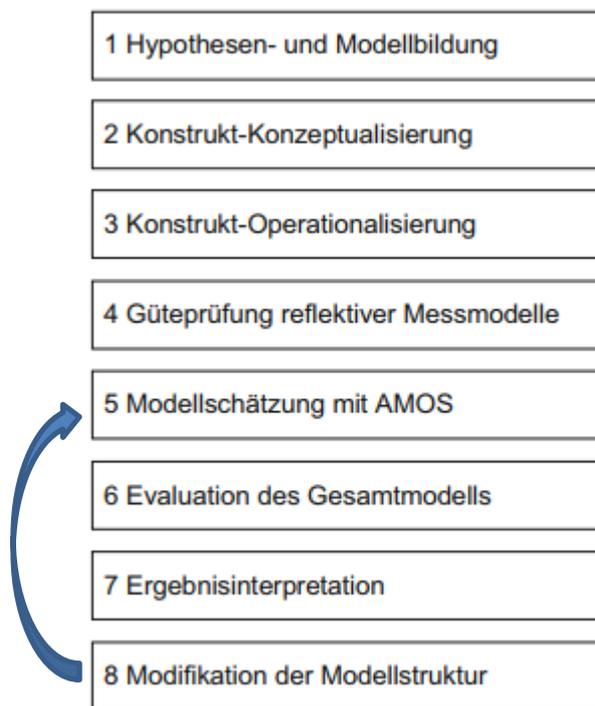


Abbildung 38: Prozess der Strukturgleichungsmodellierung (vgl. Weiber und Mühlhaus 2014, S. 86)

Im Rahmen dieser Strukturgleichungsmodellierung wurde eine Modellreduktion gemäß der in Abbildung 38 angeführten Schritte durchgeführt. Dies bedeutet, dass nach der ersten Modellschätzung insignifikante Zusammenhänge aus der Modellstruktur entfernt wurden und die Schätzungen dann wiederholt wurden, bis ein insgesamt signifikantes Modell übrigblieb.

Weiterhin ist grundsätzlich zur hier verwendeten Methodik der „Analyse kausaler Effekte“ (Weiber und Mühlhaus 2014, S. 233) folgendes anzumerken: Die Analyse erfolgte unter Rückgriff auf die standardisierten Regressionskoeffizienten, um so möglichen Abweichungen, welche durch verschiedene Skalierungen entstehen könnten, aus dem Weg zu gehen. Die

ermittelten Effekte wurden in vier Signifikanzniveaus¹¹ unterteilt: 10%, 5%, 1%, 0,1%. Diese Niveaus geben Aufschluss darüber, wie wahrscheinlich eine statistische Signifikanz der jeweils nachgewiesenen Zusammenhänge ist.

Zudem wurde eine Unterscheidung vorgenommen, ob die errechneten Regressionsgewichte den Wert von 0,1 überschreiten. Demnach wurden nur jene Zusammenhänge mit einem Regressionsgewicht größer gleich 0,1 als bedeutungsvoll und für die Bestätigung der Hypothesen als wirksam erachtet. Dabei wird im Grundsatz der von Weiber und Mühlhaus angesprochenen Empfehlung von Chin gefolgt (vgl. Weiber und Mühlhaus 2014, S. 235; Chin 1998, S. 8). Allerdings verwenden wir einen niedrigeren Schwellenwert (Chin schlägt 0,2 vor), um der hohen Anzahl der

¹¹ Signifikanzniveau meint in diesem Zusammenhang die Wahrscheinlichkeit dafür, einen Fehler 1. Art zu akzeptieren (vgl. Stigler 2008).

Faktoren und Zusammenhänge in unserem Modell Rechnung zu tragen, da eine Anzahl an Komponenten zwangsläufig zu einer gewissen Absenkung der einzelnen Regressionsgewichte führt.

6.2 Variante 1: Vertrauen als intermediärer Faktor

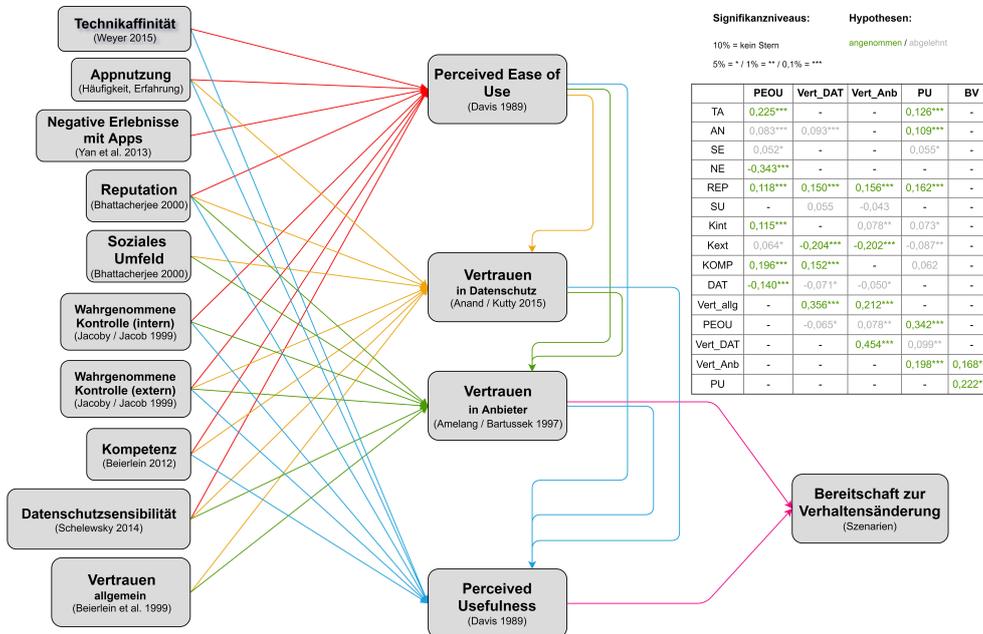


Abbildung 39: Modellschätzung mit Vertrauen als intermediärem Faktor

Das Strukturgleichungsmodell mit Vertrauen als intermediärem Faktor zeigte bei unserer Analyse die größte Anzahl bestätigter Zusammenhänge: So zeigt sich, dass innerhalb dieser Modellschätzung für alle Faktoren, mit Ausnahme der Smartphone-Erfahrung und des sozialen Umfelds, signifikante und bedeutungsvolle Zusammenhänge nachgewiesen werden konnten. Wie lange Nutzer*innen bereits Smartphones nutzen, scheint also keinen Einfluss darauf zu haben, wie sehr sie ihren Apps vertrauen und geneigt sind, Handlungsempfehlungen zu folgen. Ebenso scheint es keine große Rolle zu spielen, ob sie diese Apps von Freunden und Bekannten empfohlen bekommen haben.

Abbildung 39 zeigt die ermittelten Einflüsse grafisch und fasst die Ergebnisse der Schätzung hinsichtlich der standardisierten direkten Effekte tabellarisch zusammen. Dabei wurden ausgehende Einflussfaktoren in den Zeilen und eingehende Einflüsse in den Spalten der Tabelle abgetragen. Die Schriftfarbe der Werte gibt hier Aufschluss darüber, inwiefern die Hypothesen bereits anhand der direkten Effekte bestätigt werden können: Grün markiert sind die bestätigten, grau hingegen die nicht bestätigten Zusammenhänge.

Zentrale TAM-Variablen

Hinsichtlich der Bereitschaft zur Verhaltensänderung (BV) zeigt sich, dass das interpersonale Vertrauen (Vert_ANB 0,168**) und der wahrgenommene Nutzen (PU 0,222**) einen signifikanten Einfluss haben, während bei der wahrgenommenen

Nutzerfreundlichkeit (PEOU) der vermutete Einfluss nicht nachgewiesen werden konnte. Dem institutionellen Vertrauen kann zudem ein indirekter Einfluss (Vert_DAT 0,118) auf die Bereitschaft zur Verhaltensänderung nachgewiesen werden. Dies meint, dass nicht nur zwischen den Faktoren selbst ein Wirkungszusammenhang besteht, sondern das institutionelle Vertrauen zusätzlich über intermediäre Variablen, welche auf einem möglichen Pfad liegen, auf die Bereitschaft zur Verhaltensänderung wirkt. Betrachtet man das Pfadmodell in Abbildung 39, so kommen in diesem Fall das interpersonale Vertrauen und der wahrgenommene Nutzen als Intermediär in Frage.

Wir können somit empirisch bestätigen, dass es für die Bereitschaft der Nutzer*innen, ihr Verhalten aufgrund einer App-generierten Handlungsempfehlung zu ändern, entscheidend ist, wie sehr sie dem Anbieter dieser App vertrauen und wie nützlich sie die jeweilige App finden. Die Hypothesen H1b und H2a werden somit angenommen, die Hypothese H1a hingegen abgelehnt.

Dieser wahrgenommene Nutzen wird wiederum maßgeblich von der wahrgenommenen Nutzerfreundlichkeit (PEOU) beeinflusst, welche einen signifikant starken Einfluss (0,342**) auf ihn zeigt. Nutzer*innen finden ihre Apps demnach deutlich nützlicher, je mehr ihnen die Funktionsweise dieser App klar erscheint und je leichter ihnen die Bedienung fällt. Die Hypothese H1c kann also bestätigt werden.

Ebenso zeigt das interpersonale Vertrauen (Vert_ANB 0,198**) einen signifikanten Einfluss auf den wahrgenommenen Nutzen. Dem institutionellen Vertrauen (Vert_DAT) kann hier sowohl ein direkter Einfluss (0,099**) als auch ein indirekter Einfluss (0,090) nachgewiesen werden, sodass die Kombination dieser Einflüsse sie bedeutsam werden lässt. Zusätzlich ist dem dispositionalen Vertrauen (Vertr_allg) ein indirekter Einfluss (0,109) auf den wahrgenommenen Nutzen nachzuweisen.

Folglich finden Nutzer*innen ihre Apps umso nützlicher, je mehr sie anderen Menschen an sich, dem institutionellen Datenschutz und dem jeweiligen App-Anbieter vertrauen. Die Hypothese H2b wird demnach ebenfalls angenommen.

Vertrauen

Wie sich im Rahmen der Analyse zeigt, wird das Vertrauen von einigen der untersuchten Faktoren beeinflusst. Hierzu ist zu erwähnen, dass wir das dispositionale Vertrauen (Vert_allg) dabei als externen Faktor modelliert haben, da wir davon ausgehen, dass diese Komponente des Vertrauens den Nutzer*innen inhärent ist und nicht von weiteren Faktoren beeinflusst wird. Deshalb wurden *eingehende* Einflüsse nur für das institutionelle und interpersonale Vertrauen untersucht, während *ausgehende* Einflüsse für alle drei Dimensionen erfasst wurden. Die Daten belegen, dass die drei Dimensionen eng miteinander verknüpft sind: So übt das dispositionale Vertrauen (Vert_allg) einen Einfluss auf das institutionelle Vertrauen (Vertr_DAT 0,356***) und auf das interpersonale Vertrauen (Vert_ANB 0,212***) aus. Das institutionelle Vertrauen wirkt wiederum selbst auf das interpersonale Vertrauen (0,454***). Diese Ergebnisse bestätigen das dreidimensionale Vertrauenskonzept im Sinne McKnights und Chervanys (vgl. 2001, S. 33) empirisch.

Im originalen TAM-Modell übt die wahrgenommene Nutzerfreundlichkeit (PEOU) einen Einfluss auf den wahrgenommenen Nutzen (PU) aus, der in unserem erweiterten Modell durch den Faktor Vertrauen vermittelt wird. Die Strukturgleichungsmo- dellierung zeigt jedoch keinen entscheidenden Einfluss der Nutzerfreundlichkeit auf das institutionelle und interpersonale Vertrauen. Hypothese H2c ist demnach abzulehnen.

Externe Faktoren

Variante 1 unseres Modells zufolge beeinflussen die externen Faktoren die Bereit- schaft zur Verhaltensänderung nicht direkt, sondern wirken über das Vertrauen als intermediären Faktor.

Wichtige Variablen sind Erfahrungen mit Apps im Sinne der Nutzungshäufigkeit und negativer Erlebnisse. Für die Nutzungshäufigkeit (AN) zeigt sich, dass diese einen bedeutsamen direkten Einfluss ($0,109^{***}$) auf den wahrgenommenen Nutzen (PU) hat, welcher durch einen indirekten Einfluss ($0,046$) verstärkt wird. Auf die wahrgenommene Nutzerfreundlichkeit (PEOU) und das Vertrauen lassen sich hin- gegen keine bedeutsamen Einflüsse feststellen. Nutzer*innen finden ihre Apps folg- lich umso nützlicher, je häufiger sie diese nutzen, wobei hier natürlich argumentiert werden könnte, dass diese häufige Nutzung ebenso im wahrgenommenen Nutzen begründet liegen könnte. Hypothese H3b wird somit angenommen, während H3a und H3c verworfen werden.

Den negativen Erlebnissen (NE) kann wiederum nur ein starker negativer Einfluss auf die wahrgenommene Nutzerfreundlichkeit (PEOU $-0,343^{***}$), sowie ein indi- rekt Einfluss ($-0,108$) auf den wahrgenommenen Nutzen (PU) nachgewiesen wer- den. Ein Einfluss auf das Vertrauen zeigt sich nicht. Negative Erlebnisse führen also dazu, dass Nutzer*innen ihre Apps umständlicher in der Bedienung finden. Dies führt dann im Sinne des Pfadmodells dazu, dass sich dies in beachtlichem Maße indi- rekt auch auf den wahrgenommenen Nutzen auswirkt. Die Hypothesen H4a und H4b werden folglich angenommen, während H4c verworfen wird.

Der Technikaffinität (TA) können bedeutsame direkte (und indirekte) Einflüsse auf die wahrgenommene Nutzerfreundlichkeit ($0,225^{***}$) und den wahrgenommenen Nutzen ($0,073^* / 0,058$) nachgewiesen werden. Auf das Vertrauen zeigt sich hierbei kein entscheidender Einfluss. Technikaffinen Menschen fällt die Bedienung von Apps demnach leichter und sie empfinden diese Apps ebenso als nützlicher. Beide Einflüsse erscheinen durchaus intuitiv. Die Hypothesen H5a und H5b werden dem- nach angenommen, H5c wird abgelehnt.

Hinsichtlich der internen Kontrollüberzeugungen (Kint) wird deutlich, dass diese ei- nen bedeutsamen Einfluss auf die wahrgenommene Nutzerfreundlichkeit ($0,115^{***}$) und den wahrgenommenen Nutzen ($0,073^* / 0,068$) haben, das Vertrauen aber nicht in signifikantem Maße beeinflussen. Menschen, die überzeugt sind, ihr Leben und das Gelingen ihrer Vorhaben selbst in der Hand zu haben, empfinden Apps demnach als nutzerfreundlicher und nützlicher. Die Hypothesen H6a und H6b werden somit angenommen, H6c abgelehnt.

Dieses Bild lässt sich nicht auf die externen Kontrollüberzeugungen (Kext) übertragen. Hier können bedeutsame negative Einflüsse auf den wahrgenommenen Nutzen (-0,087 / -0,046) sowie auf das institutionelle (-0,204*** / -0,004) und das interpersonale (-0,202*** / -0,069) Vertrauen festgestellt werden. Die wahrgenommene Nutzerfreundlichkeit ist nicht betroffen. Menschen, die sich überwiegend fremdgesteuert fühlen, haben demnach vor allem weniger Vertrauen in den institutionellen Datenschutz und die Anbieter ihrer Apps. Dies schlägt sich dann wiederum in einem geringeren wahrgenommenen Nutzen der App selbst nieder, wie anhand des indirekten Effektes auf diesen sichtbar wird. Die Hypothesen H6e und H6f können demnach angenommen werden, während H6d abzulehnen ist.

Der Faktor Kompetenzerwartungen (KOMP) zeigt bedeutsame Einflüsse sowohl auf die wahrgenommene Nutzerfreundlichkeit (0,196***) als auch auf den wahrgenommenen Nutzen (0,062 / 0,097), sowie das institutionelle (0,152*** / - 0,014) und interpersonale (0,062 / 0,074) Vertrauen. Menschen, die sich selbst eine größere Kompetenz zuschreiben, empfinden Apps demnach in höherem Maße als nutzerfreundlich als andere. Hierdurch steigt zugleich auch der wahrgenommene Nutzen. Ebenso vertrauen Menschen mit höheren Kompetenzerwartungen sowohl dem Datenschutz als auch den Anbietern ihrer App eher, was damit verbunden sein könnte, dass diese Menschen sich angesichts ihrer empfundenen Kompetenz ebenso in der Lage sehen, die Güte des Datenschutzes und die Vertrauenswürdigkeit der Anbieter besser einzuschätzen. Die Hypothesen H7a, H7b und H7c können demnach alle angenommen werden.

Auch die Reputation von Apps (REP) zeigt bedeutsame Einflüsse auf die wahrgenommene Nutzerfreundlichkeit (0,118***), den wahrgenommenen Nutzen (0,162*** / 0,096), sowie das institutionelle (0,150*** / -0,008) und das interpersonale (0,156*** / 0,066) Vertrauen. Hat eine App einen guten Ruf und weist im jeweiligen Appstore gute Bewertungen auf, führt dies offenbar nicht nur dazu, dass Nutzer*innen ihr mehr vertrauen. Darüber hinaus scheinen die Nutzer*innen sie dann ebenso als nutzerfreundlicher und nützlicher zu empfinden. All diese Einflüsse können möglicherweise auf das Vorhandensein einer gewissen sozialen Norm zurückgeführt werden: So liegt es nahe, dass Nutzer*innen diese Wahrnehmungen gegenüber einer App haben, während sie davon ausgehen, dass es vielen anderen Menschen ähnlich geht. Die Hypothesen H8a, H8b und H8c können somit angenommen werden.

Der letzte untersuchte externe Einflussfaktor, die Datenschutzsensibilität (DAT), zeigt im Rahmen der Strukturgleichungsmodellierung lediglich einen bedeutsamen Einfluss auf die wahrgenommene Nutzerfreundlichkeit (-0,140***). Einflüsse auf den wahrgenommenen Nutzen sind zwar vorhanden, fallen jedoch schwach aus. Demnach empfinden Menschen mit einer höheren Datenschutzsensibilität Apps als weniger nutzerfreundlich, dies wirkt sich jedoch nicht maßgeblich darauf aus, wie nützlich sie diese App finden oder wie sehr sie dem jeweiligen Anbieter vertrauen. Die Hypothese H9a wird demnach angenommen, während H9b und H9c abzulehnen sind.

6.3 Variante 2: Vertrauen als externer Faktor

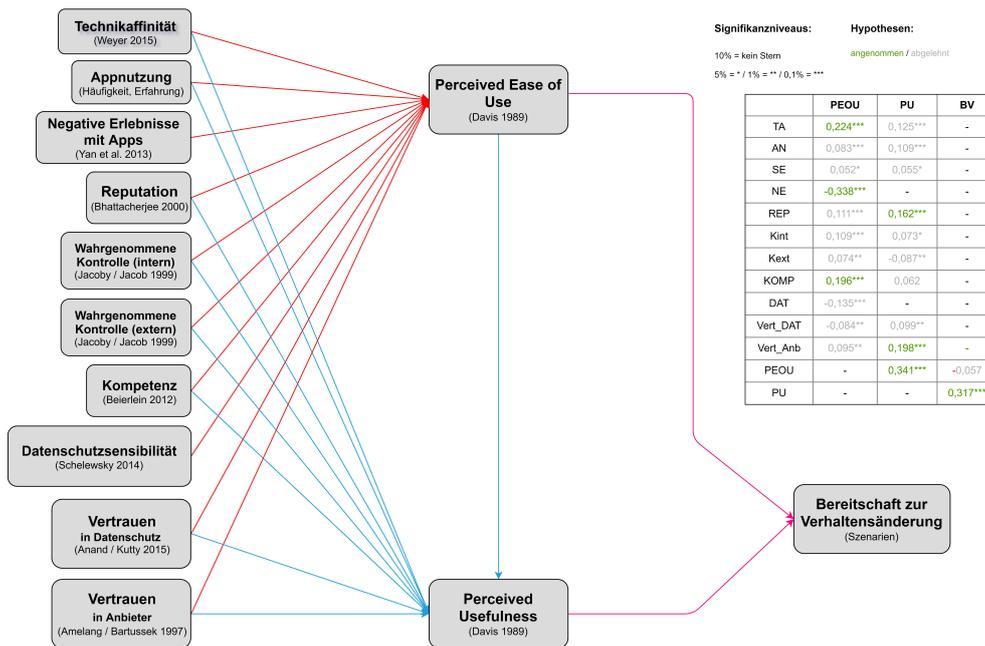


Abbildung 40: Modellschätzung mit Vertrauen als externem Faktor

Wie bereits am Anfang dieses Kapitels erwähnt wurde, haben wir insgesamt drei verschiedene Modellschätzungen durchgeführt, um die Qualität unseres Modells im Vergleich zu klassischen Modellierungsansätzen, welche ausschließlich auf dem TAM basieren, zu prüfen.

Die in Abbildung 40 gezeigte Modellschätzung enthält Vertrauen als externen Faktor. Wie auf den ersten Blick ersichtlich wird, können im Rahmen dieser Schätzung deutlich weniger Zusammenhänge bestätigt werden, als dies bei Variante 1 der Fall ist: So sind mit Hilfe dieser Schätzung lediglich sieben Faktoren bedeutsame Einflüsse nachzuweisen, während unsere Basisvariante 13 bedeutsame Faktoren zeigt. Demnach ist in dieser Variante beispielsweise dem dispositionalen Vertrauen (Vert_allg) keinerlei signifikante Wirkung nachzuweisen. Auch die Datenschutzsensibilität (DAT) und das institutionelle Vertrauen (Vert_DAT) zeigen hier keine entscheidenden Einflüsse, ebenso wenig wie die internen und externen Kontrollüberzeugungen (Kint/Kext) und die Nutzungshäufigkeit von Apps (AN).

Es wird daher ersichtlich, dass ein Modell, welches Vertrauen nur als externen Faktor abbildet, deutlich weniger in der Lage ist, die von uns nachgewiesenen Zusammenhänge zu erklären.

6.4 Variante 3: Ohne Vertrauen

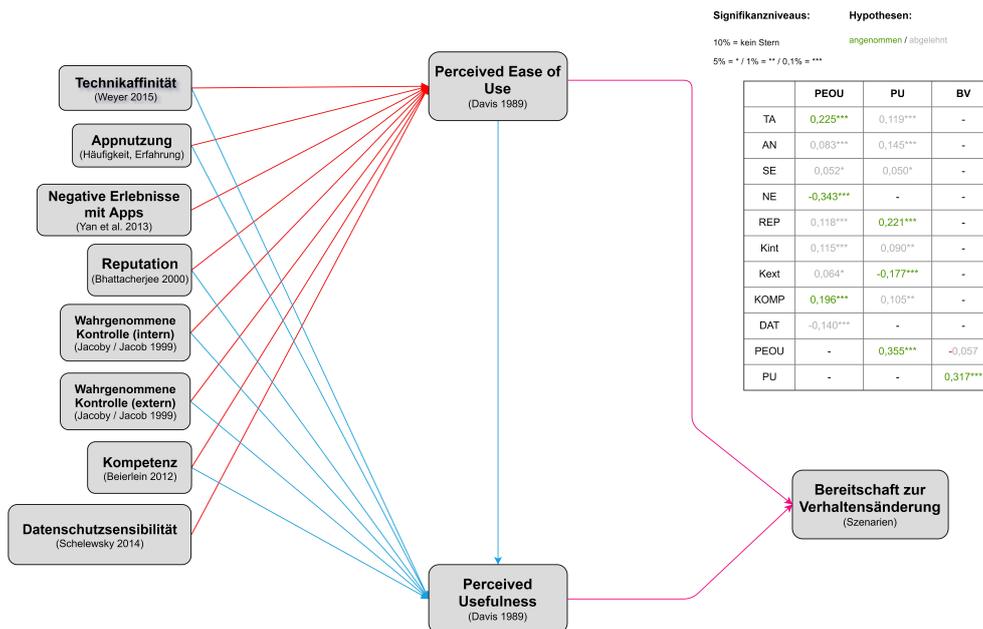


Abbildung 41: Modellschätzung ohne Vertrauen

Ähnlich verhält es sich mit einer Modellschätzung, welche den Faktor Vertrauen überhaupt nicht enthält (vgl. Abbildung 41). Auch hier können der Nutzungshäufigkeit von Apps (AN), den internen Kontrollüberzeugungen (Kint) und der Datenschutzsensibilität (DAT) keine bedeutsamen Einflüsse nachgewiesen werden, während unsere Variante 1, die Vertrauen als intermediäre Variable enthält, dies zu leisten vermag.

Unsere Modellvariante bietet ein reichhaltigeres Bild, das eine Vielzahl von Zusammenhängen abbildet und – inhaltlich plausibel – erklärt, welche in Modell-Variante 3 entfallen.

6.5 Validierung und Zusammenfassung

Dies bestätigt auch die folgende „Evaluation des Gesamtmodells“ (Weiber und Mühlhaus 2014, S. 199), welche die drei Modellvarianten anhand modelltheoretischer Gütekriterien, sogenannter Fit-Werte, überprüft und vergleicht. Tabelle 33 zeigt die Fit-Werte der drei Modellvarianten anhand von aus der Literatur gewonnenen Richtwerten. Dabei sind die besten Werte grün, die zweitbesten gelb und die schlechtesten Werte rot markiert.

Innerhalb dieses Vergleichs wird schnell ersichtlich, dass Variante 1, welche Vertrauen als intermediären Faktor enthält, nicht nur die meisten Zusammenhänge erklärt, sondern ebenso durchweg die besten Fit-Werte bei sämtlichen geprüften Gütemaßen aufweist, während die Varianten 2 und 3 mit einigem Abstand folgen. Hierbei ist ebenfalls auffällig, dass Variante 2, welche das Vertrauen als externen Faktor enthält, den Fit-Werten nach immer noch besser zu passen scheint als die dritte Variante (ohne Vertrauen). Demnach betrachten wir es als gesichert, dass Vertrauen

eine zentrale Rolle bei der Frage nach Einflüssen auf die Bereitschaft zur Verhaltensänderung spielt und die von uns präferierte Variante 1 auch modelltheoretisch einen validen Nachweis der ermittelten Zusammenhänge darstellt.

Tabelle 34 zeigt einen abschließenden Überblick über die zuvor aufgestellten Hypothesen und die Ergebnisse ihrer Überprüfung. Dabei werden zu jedem untersuchten Zusammenhang sowohl die Ergebnisse der Korrelationsanalyse als auch die Ergebnisse der Strukturgleichungsmodellierung präsentiert.

Zusammenfassend ist hierzu zu sagen, dass die meisten unserer Hypothesen (zumindest teilweise) bestätigt werden konnten. Einzig jene Hypothesen, welche der wahrgenommenen Nutzerfreundlichkeit einen direkten Einfluss auf das Vertrauen und die Bereitschaft zu Verhaltensänderung unterstellen, sind vollständig abzulehnen. Wie leicht Nutzer*innen die Bedienung einer App fällt ist folglich nur sekundär von Bedeutung, wenn es um die Frage geht, ob sie ihr Verhalten aufgrund eines Vorschlags dieser App ändern würden. Primär sind hierfür der wahrgenommene Nutzen einer App und das Vertrauen der Nutzer*innen in deren Anbieter von Bedeutung, wobei diese Faktoren wiederum von zahlreichen externen Faktoren beeinflusst werden.

Kriterium	Soll ¹²	Variante 1	Variante 2	Variante 3
Enthaltene Faktoren	-	16	14	12
Bestätigte Faktoren	-	13	7	7
RMSEA	≤ 0,06	0,044	0,078	0,078
χ ² /d.f.	≤ 3	3,021	7,231	7,236
SRMR	≤ 0,10	0,0253	0,0330	0,0327
AGFI	≥ 0,90	0,952	0,913	0,901
NFI	≥ 0,90	0,982	0,973	0,976
TLI	≥ 0,90	0,946	0,856	0,853
CFI	≥ 0,90	0,987	0,976	0,979

Tabelle 33: Vergleich der Gütekriterien der einzelnen Schätzungen

¹² vgl. Weiber und Mühlhaus 2014, S. 199ff.

Nr.	Konstrukt	vermutete Wirkung	Konstrukt	Korrelation	SGM direkt / indirekt	Final bestätigt
H1a	Wahrgenommene Nutzerfreundlichkeit (PEOU)	positiv	Bereitschaft zur Verhaltensänderung	0,099**	- / 0,085	nein
H1b	Wahrgenommener Nutzen (PU)	positiv	Bereitschaft zur Verhaltensänderung	0,224**	0,222*** / -	ja
H1c	PEOU	positiv	PU	0,479**	0,342*** / 0,003	ja
H2a	Vertrauen (dispositional, institutionell, interpersonal)	positiv	Bereitschaft zur Verhaltensänderung	0,085** 0,133** 0,195**	- / 0,087 - / 0,118 0,168*** / 0,044	nein ja ja
H2b	Vertrauen (dispositional, institutionell, interpersonal)	positiv	PU	0,178** 0,273** 0,346**	- / 0,109 0,099** / 0,090 0,198*** / -	ja ja ja
H2c	PEOU	positiv	Vertrauen (dispositional, institutionell, interpersonal)	0,088** 0,082** 0,186**	- / - -0,065* / - 0,078** / -	nein nein nein
H3a	Nutzungshäufigkeit (AN)	positiv	PEOU	0,062**	0,083*** / -	nein
H3b			PU	0,223**	0,109*** / 0,046	ja
H3c			Vertrauen (dispositional, institutionell, interpersonal)	0,115** 0,162** 0,167**	- / - 0,093*** / -0,005 - / 0,046	nein nein nein
H4a	Negative Erfahrungen (alle) (NE)	negativ	PEOU	-0,327**	-0,343*** / -	ja
H4b			PU	-0,088*	- / -0,108	ja
H4c			Vertrauen (dispositional, institutionell, interpersonal)	0,004 0,108** 0,052	- / - - / 0,022 - / -0,014	nein nein nein
H5a	Technikaffinität (TA)	positiv	PEOU	0,331**	0,225*** / -	ja
H5b			PU	0,284**	0,126*** / 0,068	ja
H5c			Vertrauen (dispositional, institutionell, interpersonal)	-0,035 -0,024 0,016	- / - / -0,014 / 0,009	nein nein nein
H6a	Interne Kontrolle (Kint)	positiv	PEOU	0,331**	0,115*** / -	ja
H6b			PU	0,348**	0,073* / 0,058	ja
H6c			Vertrauen (dispositional, institutionell, interpersonal)	0,099** 0,146** 0,200**	- / - - / -0,009 0,078** / 0,005	nein nein nein
H6d	Externe Kontrolle (Kext)	negativ	PEOU	0,331**	0,064* / -	nein
H6e			PU	0,348**	-0,087 / -0,046	ja
H6f			Vertrauen (dispositional, institutionell, interpersonal)	0,099** 0,146** 0,200**	- / - -0,204*** / - 0,004 -0,202*** / - 0,069	nein ja ja

Nr.	Konstrukt	vermutete Wirkung	Konstrukt	Korrelation	SGM direkt / indirekt	Final bestätigt
H7a	Kompetenzerwartungen (KOMP)	positiv	PEOU	0,389**	0,196*** / -	ja
H7b			PU	0,342**	0,062 / 0,097	ja
H7c			Vertrauen (dispositional, institutionell, interpersonal)	0,144** 0,155** 0,233**	- / - 0,152*** / -0,014 0,062 / 0,074	nein ja ja
H8a	Reputation (REP)	positiv	PEOU	0,194**	0,118*** / -	ja
H8b			PU	0,329**	0,162*** / 0,096	ja
H8c			Vertrauen (dispositional, institutionell, interpersonal)	0,083** 0,216** 0,154**	- / - 0,150*** / -0,008 0,156*** / 0,066	nein ja ja
H9a	Datenschutzsensibilität (DAT)	negativ	PEOU	-0,095**	-0,140*** / -	ja
H9b			PU	-0,024	- / -0,060	nein
H9c			Vertrauen (dispositional, institutionell, interpersonal)	-0,011 0,042 0,026	- / - -0,071* / 0,008 0,050* / -0,031	nein nein nein

Tabelle 34: Abschließender Überblick über die Hypothesen

7 Fazit

Die vorliegende Studie ist der Frage nachgegangen, wie groß die Bereitschaft von Nutzer*innen ist, ihr Verhalten aufgrund von Hinweisen und Empfehlungen ihrer Smartphone-Apps zu verändern. Diese Fragestellung ist im Kontext des ABIDA-Projekts insofern relevant, als der Output algorithmischer Verarbeitung großer Datenmengen in der Regel aus einer Handlungsempfehlung besteht. Navigations-Apps schlagen beispielsweise ihren Nutzer*innen vor der Fahrt vor, eine bestimmte Route zu wählen, und geben Hinweise, wenn es aufgrund aktueller Ereignisse (z.B. Stau) angesagt ist, die Route zu wechseln. Gesundheits-Apps erinnern daran, sich mehr zu bewegen oder weniger Kalorien zu sich zu nehmen. Und Wetter-Apps unterstützen bei der Entscheidung, ob es eventuell sinnvoll sein könnte, beim Verlassen des Hauses einen Regenschirm mitzunehmen. Viele dieser Prozesse, insbesondere im Fall der Routenplanung, geschehen in Echtzeit, d.h. der Nutzer*in bleibt wenig Zeit, sich ein eigenes Bild der Lage zu verschaffen und, darauf basierend, eine Entscheidung zu treffen.¹³

Eine zentrale These dieser Studie besteht darin, dass bei Verhaltensänderungen, die durch Apps angestoßen werden, Vertrauen eine zentrale Rolle spielt. Nutzer*innen, die ein hohes Maß an Vertrauen in App-Anbieter, aber auch in den Datenschutz haben, werden – so unsere Vermutung – eher geneigt sein, den Empfehlungen ihrer Apps zu folgen als solche, die ein geringes Maß an Vertrauen haben (vgl. Kap. 1). Im Big-Data-Kontext ist diese Thematik von großer Relevanz, da Apps eine häufig genutzte Schnittstelle zwischen Nutzer*innen und Datenverarbeiter*innen darstellen – und zwar sowohl beim Input von Daten als auch beim Output von Handlungsempfehlungen.

Ohne Vertrauen – so unsere These – wird Big Data nicht funktionieren; denn Apps, denen die Nutzer*innen nicht vertrauen, sind nutzlos, wenn sie lediglich auf dem Smartphone installiert sind, aber ihre Empfehlungen ignoriert werden. Wir haben diese Fragestellung mithilfe einer empirischen Studie untersucht, bei der 1028 Personen befragt wurden. Gegenstand waren die am häufigsten genutzten App-Typen, und zwar in den Bereichen Gesundheit, Routenplanung und Wetter.

7.1 Das erweiterte TAM-Modell

Die Übersicht über den Stand der Forschung in Kapitel 2 hat gezeigt, dass es bereits eine Vielzahl von Studien gibt, die sich mit dem Einsatz von Apps in den Bereichen Gesundheit und Navigation befassen und mit den Methoden der Befragung und der Beobachtung gearbeitet haben. Im Fall von Gesundheits-Apps konnten in einigen Studien positive Effekte auf Lebensstil und Gesundheitsverhalten nachgewiesen werden. Transparenz, Bedienbarkeit und der konkrete Nutzen wurden als Faktoren identifiziert, welche die Bereitschaft von Nutzer*innen, ihr Verhalten zu verändern, positiv beeinflussten. Bei Navigations-Apps spielten vor allem die Häufigkeit der Nutzung sowie deren wahrgenommener Nutzen eine wichtige Rolle. Diese Studien

¹³ Dies ist ein Thema der Vertiefungsstudie „Echtzeitsteuerung komplexer Systeme“.

lieferten somit wichtige Hinweise für unsere eigene Untersuchung; es wurde jedoch auch deutlich, dass die von uns verfolgte Fragestellung nach der Rolle des Vertrauens im Big-Data-Prozess noch nicht hinreichend untersucht worden ist.

Um dieser Fragestellung nachzugehen, haben wir – unter Bezug auf Gefen et al. (2003) – das aus der Markt- und Akzeptanzforschung bekannte „Technology Acceptance Model“ (TAM) um den Faktor „Vertrauen“ erweitert, der neben der wahrgenommenen Nutzerfreundlichkeit (PEOU) und dem wahrgenommenen Nutzen (PU) damit zu einer der zentralen Variablen des Modells wird (vgl. Kap. 3). Ziel war es zu zeigen, dass dieser zusätzliche Faktor die Erklärungskraft des Modells erhöht – was sich später bestätigt hat.

Die – nunmehr – drei zentralen Variablen des TAM-Modells werden durch externe Faktoren wie die Technikaffinität, die wahrgenommene Kontrolle oder die Datenschutzsensibilität beeinflusst. Unter Bezug auf den Stand der Forschung in der Technikakzeptanz-Forschung haben wir acht Variablen als für unsere Fragestellung relevant identifiziert (vgl. Kap. 4).

7.2 Deskriptive Analyse

Fast alle der von uns befragten 1028 Personen hatten Navigations- (92,4 Prozent) und Wetter-Apps (92,0 Prozent) installiert; nur gut die Hälfte (52,6 Prozent) Sport- und nur ein gutes Drittel (36,4 Prozent) Gesundheits-Apps. Allerdings werden Wetter-, Fitness- und Gesundheits-Apps deutlich häufiger genutzt als Navigations-Apps – vermutlich, weil viele Menschen nicht täglich eine Route planen. Die Nutzerfreundlichkeit der Apps wird von zwei Dritteln der Befragten hoch eingeschätzt (65,9 Prozent), deren Nützlichkeit etwas geringer (61,2 Prozent). Negative Erfahrungen mit Apps waren eher selten: nur 13,0 der Probanden gaben an, dass sie häufig oder ständig Fehlfunktionen haben; 32,2 Prozent entschieden sich für „gelegentlich“. Auffällige Unterschiede zwischen den App-Typen sind hier nicht erkennbar.

Die Frage nach dem Vertrauen in Apps ergab weitgehend unspektakuläre Werte; die meisten Befragten antworteten unentschieden mit „teils/teils“. Unter Bezug auf McKnight/Chervany (2001) haben wir drei Subtypen unterschieden: das dispositionale Vertrauen (also die allgemeine Grundeinstellung), das interpersonale Vertrauen (in App-Anbieter) und das institutionelle Vertrauen (in den Datenschutz). In allen drei Fällen hat nur ein Drittel der Befragten ein großes Vertrauen zum Ausdruck gebracht.

Auch die Bereitschaft zur Verhaltensänderung ist unterschiedlich ausgeprägt: Sie ist bei Navigations- und Wetter-Apps am größten, bei Sport- und Gesundheits-Apps am geringsten. 78,1 Prozent der Befragten würden wahrscheinlich oder sogar sicher ihre Route vor Fahrtantritt ändern, wenn das Navigationsgerät eine entsprechende Empfehlung ausgibt; während der Fahrt sind dies noch 69,6 Prozent. Einer Empfehlung der Wetter-App würden sogar 80,4 Prozent Folge leisten; bei Sport- und Gesundheits-Apps hingegen nur 52,3 bzw. 43,8 Prozent.

Neben der Frage nach der Rolle von Vertrauen richtete sich das Augenmerk unserer Untersuchung auf die externen Faktoren, die das Vertrauen, aber auch die beiden

klassischen TAM-Variablen (PEOU und PU) beeinflussen. Zudem ging es uns darum zu zeigen, dass die indirekten Wirkungen dieser externen Faktoren, vermittelt über die Variable „Vertrauen“, höher sind als deren direkten Wirkungen auf die Akzeptanz, wie es das Standard-TAM behauptet.

Wie die Daten zeigen, schätzen sich die Befragten eher als *technikaffin* (44,6 Prozent) denn als *technikavers* (12,8 Prozent) ein. Sie sind zu großen Teilen (77,1 Prozent) überzeugt, dass sie eine hohe *interne Kontrolle* besitzen, also den Lauf der Dinge durch eigene Entscheidungen beeinflussen können. Ähnlich hoch sind ihre *Kompetenzerwartungen* (77,8 Prozent), also die Einschätzung ihrer Fähigkeit, Probleme meistern zu können. Bei der Entscheidung für die Installation und Nutzung einer App spielen deren *Reputation* (60,0 Prozent) sowie die Empfehlung des *sozialen Umfelds*, also von Freunden und Bekannten, eine Rolle (47,8 Prozent). Die *Datenschutzsensibilität* ist eher schwach ausgeprägt (46,4 Prozent); ein großer Teil der Befragten hat dazu keine Meinung, was sich in 41,4 Prozent ausdrückt, die „teils/teils“ angekreuzt haben.

7.3 Analyse der Einflussfaktoren

Mithilfe eines Strukturgleichungsmodells sind wir den vermuteten Zusammenhängen zwischen den unterschiedlichen Variablen nachgegangen, wobei uns vor allem interessiert hat, welche Rolle der Faktor „Vertrauen“ als intermediäre Variable im TAM-Modell spielt und wie stark die von uns identifizierten acht externen Einflussfaktoren die zentralen TAM-Variablen (PEOU und PU), aber auch das Vertrauen beeinflussen.

Um dieser Fragestellung nachzugehen, haben wir drei Varianten des Strukturgleichungsmodells getestet, die sich darin unterscheiden, dass

- Vertrauen als intermediäre Variable gleichberechtigt mit wahrgenommener Nutzerfreundlichkeit (PEOU) und wahrgenommenem Nutzen (PU) *zentral* im TAM-Modell positioniert wird (Variante 1),
- Vertrauen als ein zusätzlicher *externer* Faktor angesehen wird, der lediglich die beiden Zentralvariablen PEOU und PU beeinflusst (Variante 2),
- Vertrauen *keine* Rolle spielt, also aus dem Modell entfernt wird und die externen Einflussfaktoren direkt auf PEOU und PU wirken (Variante 3).

Die Berechnungen in Kapitel 7 haben gezeigt, dass die beiden Varianten 2 und 3 wesentlich schlechtere Werte liefern und nicht in der Lage sind, die Zusammenhänge abzubilden und zu erklären, die Variante 1 darstellen kann.

Zentral-Variablen des TAM-Modells

Unsere Analysen bestätigen das klassische TAM-Modell nur zum Teil. Der wahrgenommene Nutzen (PU) einer App hat einen deutlich positiven Einfluss auf die Bereitschaft zur Verhaltensänderung (BV); bei der wahrgenommenen Nutzerfreundlichkeit (PEOU) ist dies hingegen nicht der Fall. In gewisser Weise ist dies intuitiv: Eine gute Bedienbarkeit einer App reicht, für sich genommen, nicht aus, um bei der Nutzer*in etwas zu bewirken; es muss schon ein konkreter Nutzen erkennbar sein,

etwa in Form einer kürzeren Route, einer Gewichtsreduktion etc. Unsere Analysen bestätigen allerdings – wie auch im klassischen TAM-Modell – einen indirekten Einfluss von PEOU auf PU. Auch dies erscheint plausibel: Eine nutzerfreundliche App wird eher als nützlich betrachtet als eine schwer zu bedienende.

Vertrauen als intermediäre Variable

Alle drei Formen des Vertrauens wirken sich stark auf den wahrgenommenen Nutzen (PU) sowie – teils direkt, teils indirekt über PU – auf die Bereitschaft zur Verhaltensänderung (BV) aus. Die allgemeine Disposition einer Person, anderen zu vertrauen (Vert_allg), das Vertrauen in App-Anbieter (Vert_ANB) wie auch das Vertrauen in den institutionalisierten Datenschutz (Vert_DAT) stärken die Wahrnehmung des Nutzens einer App. Oder umgekehrt: Wer generell Anderen gegenüber eher misstrauisch ist, die App-Anbieter nicht für vertrauenswürdig hält und den Institutionen des Datenschutzes skeptisch gegenübersteht, wird auch Smartphone-Apps als wenig nützlich empfinden und weniger bereit sein, das eigene Verhalten auf Grundlage von Hinweisen und Empfehlungen zu ändern. Dies ist eines der zentralen Ergebnisse unserer Studie.

Die Vermutung, dass die wahrgenommene Nutzerfreundlichkeit (PEOU) einer App das Vertrauen stärkt, konnte hingegen nicht belegt werden. Wir hatten vermutet, dass eine schlecht zu bedienende, schwer zu durchschauende App wenig vertrauenswürdig erscheint (und umgekehrt), können diesen Zusammenhang aber aus unseren Daten nicht herauslesen.

Allerdings konnten wir nachweisen, dass die drei Vertrauens-Dimensionen eng zusammenhängen (d.h. statistisch signifikant korrelieren), was die Nützlichkeit dieses Konstrukts von McKnight/Chervany bestätigt.

Externe Faktoren und TAM-Variablen

Nahezu alle externen Faktoren haben – im Sinne der zuvor aufgestellten Hypothesen – einen signifikanten Einfluss auf die beiden zentralen Variablen des TAM-Modells wahrgenommene Nutzerfreundlichkeit (PEOU) und wahrgenommener Nutzen (PU). Technikaffinität, interne Kontrolle, Kompetenzerwartungen und Reputation wirken sich positiv, negative Erfahrungen hingegen negativ auf PEOU und PU aus. Wer eine positive Grundeinstellung zu Technik hat, die Dinge selbst steuern zu können glaubt und sich für versiert im Umgang mit Technik fühlt, wird Apps, die im App-Store oder von Freunden empfohlen wurden, eher für nutzerfreundlich und für nützlich halten als andere. Schlechte Erfahrungen mit Apps, z.B. eine falsche Route oder eine fehlerhafte Wetterprognose hingegen trüben das Bild.

Die Datenschutzsensibilität korreliert signifikant negativ nur mit PEOU. Menschen, die Sorge um ihre Daten haben, werden einer App mit mehr Skepsis gegenüberzutreten und sie als weniger nutzerfreundlich empfinden. Selbst wenn sie einen Nutzen hätte – so könnte man spekulieren – wären die Datenschutzbedenken höher als der mögliche Benefit, der sich aus der Nutzung ergibt.

Interessanterweise korreliert die Nutzungshäufigkeit nur signifikant positiv mit PU, nicht aber mit PEOU. Wer eine App häufiger nutzt, wird ihren Nutzen tendenziell höher einschätzen, nicht aber ihre Bedienbarkeit. Das ist in gewisser Weise überraschend, spricht es doch gegen einen Gewöhnungseffekt.

Externe Kontrollüberzeugungen korrelieren signifikant negativ nur mit PU, nicht aber mit PEOU, was insofern nachvollziehbar ist, als der wahrgenommene Nutzen einer App sinkt, wenn man davon überzeugt ist, die Dinge nicht selbst unter Kontrolle zu haben, sondern anderen Akteuren ausgeliefert zu sein. Mit der Nutzerfreundlichkeit hat dies hingegen nichts zu tun.

Externe Faktoren und Vertrauen als intermediäre Variable

Die Reputation einer App und die eigenen Kompetenzerwartungen haben einen signifikant positiven, die externe Kontrollüberzeugung hingegen einen negativen Einfluss auf das Vertrauen. Eine App, die einen guten Ruf hat, gilt als vertrauensvoll, vor allem wenn man sich selbst eine hohe Kompetenz im Umgang mit Technik zuschreibt. Die Überzeugung, von anderen Akteuren beeinflusst oder gesteuert zu werden, steht dem hingegen im Weg.

In allen drei Fällen gilt dieser Zusammenhang allerdings nur für das interpersonale Vertrauen (in App-Anbieter) sowie das institutionelle Vertrauen (in den Datenschutz), nicht aber für das dispositionale Vertrauen, also die eigene Bereitschaft, anderen in der Regel zu vertrauen. Dies ist insofern plausibel, als die externen Faktoren in erster Linie das Vertrauen in andere beeinflussen, nicht aber das Vertrauen in sich selbst. Dieses ist den Nutzer*innen bereits gegeben und wirkt seinerseits wiederum auf die übrigen Vertrauensdimensionen.

Andere externe Faktoren beeinflussen das Vertrauen hingegen nicht, was in einigen Punkten durchaus überraschend ist, etwa im Fall der Nutzungshäufigkeit und der negativen Erfahrungen. Vor dem Hintergrund des Standes der Forschung (vgl. Kap. 3) hätte man hier andere Ergebnisse erwartet. Es gibt, was das Vertrauen anbetrifft, offenbar weder einen Gewöhnungseffekt (durch häufige Nutzung), noch einen Abschreckungseffekt (durch negative Erlebnisse). Bei Letzterem muss berücksichtigt werden, dass nur wenige Personen überhaupt negative Erfahrungen gemacht hatten. Dennoch bleiben diese Erfahrungen nicht vollständig folgenlos: Sie wirken sich maßgeblich auf die wahrgenommene Nutzerfreundlichkeit (negative Erfahrungen) und den wahrgenommenen Nutzen (häufige Nutzung) aus.

Auch die Technikaffinität spielt überraschenderweise keine bedeutsame Rolle für das Vertrauen. Offenbar handelt es sich um zwei Dinge, die nichts miteinander zu tun haben. Eine Person kann technikaffin (oder technikavers) sein und vertrauen bzw. nicht vertrauen. Zur Erinnerung: Technikaffinität ist eine einflussreiche Variable in unserem Modell; aber einen Zusammenhang zum Vertrauen gibt es nicht.

Auch die internen Kontrollüberzeugungen korrelieren nicht mit dem Vertrauen, was in gewisser Weise plausibel erscheint, da Vertrauen ja immer den Verzicht auf Kontrolle und die Delegation der Verantwortung an Dritte beinhaltet. Das Vertrauen in

Apps, das ja durchaus vorhanden ist, wird offenbar nicht durch die internen, wohl aber negativ durch die externen Kontrollüberzeugungen beeinflusst.

Schließlich überrascht, dass die Datenschutzsensibilität, die in unserem Sample allerdings wenig ausgeprägt war, nicht mit dem Vertrauen korreliert. Der negative Zusammenhang, den wir unter Bezug auf den Stand der Forschung, aber auch die öffentliche Datenschutz-Debatte postuliert hatten, lässt sich aus den Daten nicht ablesen.

Gesamt-Resümee

Die Ausgangsfragen, mit denen wir unsere Studie begonnen haben, können wir nunmehr wie folgt beantworten:

- Das Vertrauen, das Nutzer*innen ihren Apps entgegenbringen, ist ebenso hoch wie deren Bereitschaft, ihr Verhalten aufgrund von Hinweisen und Empfehlungen dieser Apps zu verändern.
- Das Vertrauen in Apps spielt eine zentrale Rolle bei der Bereitschaft von Nutzer*innen zur Verhaltensänderung.
- Das Vertrauen in Apps wird nur von einigen externen Variablen beeinflusst, ist aber dennoch ein wichtiger Faktor, dessen Platzierung als intermediäre Variable im Modell zu wesentlich besseren Ergebnissen führt.

7.4 Handlungsempfehlungen für Politik, Gesellschaft und Daten-Wirtschaft

Die vorliegende Studie hat die große Wichtigkeit von Vertrauen im Big-Data-Prozess mit Hilfe der Auswertung einer großzähligen Befragung dargelegt. Das Vertrauen, das Nutzer*innen den Unternehmen der Daten-Wirtschaft, aber auch der staatlichen Regulierung entgegenbringen, ist ein zentraler Faktor, der über das Funktionieren bzw. Nicht-Funktionieren der Datengesellschaft mitentscheiden wird.

Die Studie hat einige „Stellschrauben“ identifiziert, die alle am Big-Data-Prozess beteiligten Akteure im Blick behalten sollten. Die Reputation von Produkten, aber auch von Anbietern trägt entscheidend dazu bei, dass Nutzer*innen Vertrauen entwickeln. Wichtig wäre also, Mechanismen zu schaffen bzw. auszubauen (etwa unabhängige Institutionen wie die Stiftung Warentest), die Reputation verteilen, garantieren und absichern. Dies wäre eine staatliche Aufgabe.

Das Gefühl, von fremden Mächten beherrscht zu werden (Faktor „externe Kontrollüberzeugung“) wirkt sich hingegen negativ auf das Vertrauen aus. Dies unterstreicht die immer wieder aufgestellte Forderung nach Transparenz – auch im Sinne einer Offenlegung von Algorithmen in einer für Nutzer*innen verständlichen Sprache (z.B. in Form von Pseudo-Code), aber auch einer Offenlegung der Weiterverwertung von Daten für andere Zwecke und/oder durch Dritte. Hiermit sind insbesondere die Unternehmen der Daten-Wirtschaft angesprochen.

Ein gesundes Selbstbewusstsein (Faktor „Kompetenzerwartung“) und der Glaube, Probleme selbst erfolgreich lösen zu können, fördert hingegen das Vertrauen in Apps. Dies verweist auf die häufigen bereits diskutierten Aspekte „Medienkompetenz“ und „computer literacy“, die offenkundig wichtige Faktoren sind, die man nicht vernachlässigen sollte, wenn es darum geht, Vertrauen im Big-Data-Prozess aufzubauen und zu bewahren. Dieser Punkt spricht alle Bereiche von Politik, Gesellschaft und Wirtschaft an.

Andere Aspekte wie Technikaffinität oder Datenschutzsensibilität, die oftmals im Zentrum öffentlicher Debatten stehen, spielen unseren Analysen zufolge nicht die prominente Rolle, die ihnen oftmals zugeschrieben wird. Dies ist in einigen Punkten überraschend, regt aber dazu an, den Fokus der Debatte über Big Data möglicherweise nicht zu eng zu führen, sondern andere, bislang zu wenig berücksichtigte Aspekte stärker einzubeziehen.

Die zentrale Erkenntnis unserer Studie lautet: Ohne ein Mindestmaß an Vertrauen, das alle am Big-Data-Prozess Beteiligten wechselseitig aufbringen, wird die Datengesellschaft auf Dauer nicht funktionieren. Neben den technischen, ökonomischen, regulatorischen, datenschutzrechtlichen etc. Dimensionen sollte auch dieser Dimension die gebührende Aufmerksamkeit geschenkt werden.

Literaturverzeichnis

Abdel-Aty, Mohamed A.; Kitamura, Ryuichi; Jovanis, Paul P. (1997): Using stated preference data for studying the effect of advanced traffic information on drivers' route choice. In: *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* 5 (1), S. 39–50. DOI: 10.1016/S0968-090X(96)00023-X.

Adelt, Fabian; Weyer, Johannes; Hoffmann, Sebastian; Ihrig, Andreas (2018): Simulation of the governance of complex systems (SimCo). Basic concepts and initial experiments. In: *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 21 (2). DOI: 10.18564/jasss.3654.

Ajzen, Icek (1991): The theory of planned behavior. In: *Organizational Behavior and Human Decision Processes* 50 (2), S. 179–211. DOI: 10.1016/0749-5978(91)90020-T.

Albrecht, Urs-Vito (2016): Chancen und Risiken von Gesundheits-Apps (CHARISMHA). Online verfügbar unter https://publikationsserver.tu-braunschweig.de/receive/dbbs_mods_00060000.

Amelang, M.; Bartussek, D. (1997): Zwischenmenschliches Vertrauen. Zusammenstellung sozialwissenschaftlicher Items und Skalen. Online verfügbar unter <https://zis.gesis.org/skala/Amelang-Bartussek-Zwischenmenschliches-Vertrauen>, zuletzt geprüft am 31.07.2018.

Anand, T. N.; Kutty, V. Raman (2015): Development and testing of a scale to measure trust in the public healthcare system. In: *Indian journal of medical ethics* 12 (3), S. 125–133. DOI: 10.20529/IJME.2015.044.

Antifakos, Stavros; Kern, Nicky; Schiele, Bernt; Schwaninger, Adrian (2005): Towards improving trust in context-aware systems by displaying system confidence. In: Manfred Tscheligi (Hg.): *Proceedings of the 7th international conference on Human computer interaction with mobile devices & services. the 7th international conference. Salzburg, Austria, 9/19/2005 - 9/22/2005*. New York, NY: ACM, S. 9.

Becker, Hannah (2015): Was ist ein Dashboard? Einfach erklärt. Online verfügbar unter http://praxistipps.chip.de/was-ist-ein-dashboard-einfach-erklart_41496.

Beierlein, C.; Kemper, C.; Kovaleva, A. J.; Rammstedt, B. (2014a): Interpersonales Vertrauen (KUSIV3). Zusammenstellung sozialwissenschaftlicher Items und Skalen.

Beierlein, C.; Kemper, C. J.; Kovaleva, A.; Rammstedt, B. (2014b): Political Efficacy Kurzsкала (PEKS). ZIS - GESIS Leibniz Institute for the Social Sciences.

Beierlein, Constanze; Kovaleva, Anastassiya; Kemper, Christoph J.; Rammstedt, Beatrice (2012): Ein Messinstrument zur Erfassung subjektiver Kompetenzerwartungen. Allgemeine Selbstwirksamkeit Kurzsкала (ASKU). In: *GESIS-Working Papers* 2012/17.

- Ben-Elia, Eran; Di Pace, Roberta; Bifulco, Gennaro N.; Shiftan, Yoram (2013): The impact of travel information's accuracy on route-choice. In: *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* 26, S. 146–159. DOI: 10.1016/j.trc.2012.07.001.
- Best, Henning (2009): Kommt erst das Fressen und dann die Moral? Eine felddexperimentelle Überprüfung der Low-Cost-Hypothese und des Modells der Frame-Selektion. In: *Zeitschrift für Soziologie* 38, S. 131–151.
- Bhattacharjee, A. (2000): Acceptance of e-commerce services. The case of electronic brokerages. In: *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern. A* 30 (4), S. 411–420. DOI: 10.1109/3468.852435.
- Bortz, Jürgen; Schuster, Christof (2010): Statistik für Human- und Sozialwissenschaftler. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.
- Bricker, Jonathan B.; Copeland, Wade; Mull, Kristin E.; Zeng, Emily Y.; Watson, Noreen L.; Akioka, Katrina J.; Heffner, Jaimee L. (2017): Single-arm trial of the second version of an acceptance & commitment therapy smartphone application for smoking cessation. In: *Drug and alcohol dependence* 170, S. 37–42. DOI: 10.1016/j.drugalcdep.2016.10.029.
- Buller, David B.; Berwick, Marianne; Lantz, Kathy; Buller, Mary Klein; Shane, James; Kane, Ilima; Liu, Xia (2015): Evaluation of immediate and 12-week effects of a smartphone sun-safety mobile application: a randomized clinical trial. In: *JAMA dermatology* 151 (5), S. 505–512. DOI: 10.1001/jamadermatol.2014.3894.
- Bundesministerium für Gesundheit (2015): E-Health-Gesetz verabschiedet. Online verfügbar unter www.bundesgesundheitsministerium.de/ministerium/meldungen/2015/e-health.html.
- Cadwalladr, Carole; Graham-Harrison, Emma (2018): Revealed: 50 million Facebook profiles harvested for Cambridge Analytica in major data breach. In: *The Guardian* 17.
- Cepera, Kay (2018): Vertrauen in Apps. Eine empirische Studie zur Akzeptanz von Gesundheits- und Verkehrsapplikationen. TU Dortmund, Dortmund.
- Charness, G.; Gneezy, U. (2009): Incentives to Exercise. In: *Econometrica* 77 (3), S. 909–931. DOI: 10.3982/ECTA7416.
- Chen, Steven; Liu, M.; Gao, L.; Meng, C.; Li, W.; Zheng, J. (2008): Effects of variable message signs (VMS) for improving congestion. In: Proceedings of International Workshop on Modelling, Simulation and Optimization.
- Chin, Wynne W. (1998): Commentary: Issues and Opinion on Structural Equation Modeling. In: *MIS Quarterly* 22 (1), S. vii–xvi. Online verfügbar unter <http://www.jstor.org/stable/249674>.

- Choocharukul, Kasem (2008): Effects of Attitudes and Socioeconomic and Travel Characteristics on Stated Route Diversion. In: *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board* 2048 (1), S. 35–42. DOI: 10.3141/2048-05.
- Cock, Nathalie de; Vangeel, Jolien; Lachat, Carl; Beullens, Kathleen; Vervoort, Leentje; Goossens, Lien et al. (2017): Use of Fitness and Nutrition Apps: Associations With Body Mass Index, Snacking, and Drinking Habits in Adolescents. In: *JMIR mHealth and uHealth* 5 (4), e58. DOI: 10.2196/mhealth.6005.
- Coleman, James S. (1995): Grundlagen der Sozialtheorie. Handlungen und Handlungssysteme. Band 1. München: Oldenbourg.
- Conroy, David E.; Yang, Chih-Hsiang; Maher, Jaclyn P. (2014): Behavior change techniques in top-ranked mobile apps for physical activity. In: *American journal of preventive medicine* 46 (6), S. 649–652. DOI: 10.1016/j.amepre.2014.01.010.
- Couch, Lauri L.; Adams, Jeffrey M.; Jones, Warren H. (1996): The Assessment of Trust Orientation. In: *Journal of Personality Assessment* 67 (2), S. 305. Online verfügbar unter <http://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&db=aph&AN=6378971&site=ehost-live>.
- Dallinga, Joan Martine; Mennes, Matthijs; Alpay, Laurence; Bijwaard, Harmen; La Baart de Faille-Deutekom, Marije (2015): App use, physical activity and healthy lifestyle: a cross sectional study. In: *BMC public health* 15, S. 833. DOI: 10.1186/s12889-015-2165-8.
- Danneboom, Julia (2017): Vertrauen in Apps. Entwicklung eines Messverfahrens zur Erforschung der verhaltensändernden Wirkung mobiler Applikationen. TU Dortmund.
- Davis, Fred D. (1989): Perceived Usefulness, Perceived Ease of Use, and User Acceptance of Information Technology. In: *MIS Quarterly* 13 (3), S. 319. DOI: 10.2307/249008.
- Davis, Fred D. (1993): User acceptance of information technology: system characteristics, user perceptions and behavioral impacts. In: *International Journal of Man-Machine Studies* 38 (3), S. 475–487. DOI: 10.1006/imms.1993.1022.
- Davis, Fred D.; Bagozzi, Richard P.; Warshaw, Paul R. (1989): User acceptance of computer technology. A comparison of two theoretical models. In: *Management science : journal of the Institute for Operations Research and the Management Sciences*.
- Dennison, Laura; Morrison, Leanne; Conway, Gemma; Yardley, Lucy (2013): Opportunities and Challenges for Smartphone Applications in Supporting Health Behavior Change: Qualitative Study. In: *Journal of Medical Internet Research* 15 (4). DOI: 10.2196/jmir.2583.

- Direito, Artur; Jiang, Yannan; Whittaker, Robyn; Maddison, Ralph (2015): Apps for IMproving FITness and Increasing Physical Activity Among Young People: The AIMFIT Pragmatic Randomized Controlled Trial. In: *Journal of Medical Internet Research* 17 (8), e210. DOI: 10.2196/jmir.4568.
- Dorschel, Joachim (2015): *Praxishandbuch Big Data*. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden.
- Endreß, Martin (2012): Vertrauen und Misstrauen – Soziologische Überlegungen. In: Christian Schilcher, Mascha Will-Zocholl und Marc Ziegler (Hg.): *Vertrauen und Kooperation in der Arbeitswelt*. Wiesbaden [Germany]: Springer VS, S. 81–102.
- Esser, Hartmut (1993): *Soziologie. Allgemeine Grundlagen*. Frankfurt am Main: Campus Verlag.
- Fernandez-Luque, Luis; Eccleston, Christopher; Rupert, Douglas; Winberg, Armin; Bender, Jacqueline Lorene; Yue, Rossini Ying Kwan et al. (2013): A Lot of Action, But Not in the Right Direction: Systematic Review and Content Analysis of Smartphone Applications for the Prevention, Detection, and Management of Cancer. In: *Journal of Medical Internet Research* 15 (12). DOI: 10.2196/jmir.2661.
- Fishbein, Martin; Ajzen, Icek (1975): *Belief, attitude, intention and behavior. An introduction to theory and research*. Reading, Mass.: Addison-Wesley (Addison-Wesley series in social psychology).
- Fogg, B. J. (2009): The Behavior Grid. In: Samir Chatterjee (Hg.): *Proceedings of the 4th International Conference on Persuasive Technology. the 4th International Conference*. Claremont, California, 4/26/2009 - 4/29/2009. [Place of publication not identified]: Association for Computing Machinery, S. 1.
- Franklin, Joseph C.; Fox, Kathryn R.; Franklin, Christopher R.; Kleiman, Evan M.; Ribeiro, Jessica D.; Jaroszewski, Adam C. et al. (2016): A brief mobile app reduces nonsuicidal and suicidal self-injury: Evidence from three randomized controlled trials. In: *Journal of consulting and clinical psychology* 84 (6), S. 544–557. DOI: 10.1037/ccp0000093.
- Fritz, Thomas; Huang, Elaine M.; Murphy, Gail C.; Zimmermann, Thomas (2014): Persuasive technology in the real world. In: Matt Jones und A. Special Interest Group on Computer-HumanC.M. Interaction (Hg.): *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems. the 32nd annual ACM conference*. Toronto, Ontario, Canada, 4/26/2014 - 5/1/2014. [Place of publication not identified]: ACM, S. 487–496.
- Funk, Lukas (2014): *Notizen, Aufgaben, Erinnerungen: So organisiert man sich mit Android Bordmitteln und kostenlosen Apps*. Online verfügbar unter <http://www.giga.de/extra/android/specials/notizen-aufgaben-erinnerungen-so-organisiert-man-sich-mit-android-bordmitteln-und-kostenlosen-apps>.

Gefen, David; Karahanna, Elena; Straub, Detmar W. (2003): Trust and TAM in on-line shopping. An integrated model. In: *MIS Quarterly* 27 (1), S. 51–90.

Geisberger, Eva; Broy, Manfred (Hg.) (2012): agendaCPS. Integrierte Forschungsagenda Cyber-Physical Systems. München (acatech).

George, Darren; Mallery, Paul (2016): IBM SPSS statistics 23 step by step. A simple guide and reference. Fourteenth edition. New York, London: Routledge.

Glynn, Liam G.; Hayes, Patrick S.; Casey, Monica; Glynn, Fergus; Alvarez-Iglesias, Alberto; Newell, John et al. (2014): Effectiveness of a smartphone application to promote physical activity in primary care: the SMART MOVE randomised controlled trial. In: *The British journal of general practice : the journal of the Royal College of General Practitioners* 64 (624), e384-91. DOI: 10.3399/bjgp14X680461.

Google Maps (2018). Online verfügbar unter maps.google.de.

Google Play (2017): Maps- Navigation, Bus & Bahn (App). Online verfügbar unter <https://play.google.com/store/apps/details?id=com.google.android.apps.maps>, zuletzt geprüft am 31.05.2017.

Hale, Jerold L.; Householder, Brian J.; Greene, Kathryn L. (2002): The theory of reasoned action. In: James Price Dillard und Michael Pfau (Hg.): *The persuasion handbook: Developments in theory and practice*, S. 259–286.

Harris, Tristan (2016): How Technology Hijacks People’s Minds - from a Magician and Google’s Design Ethicist. Online verfügbar unter <http://www.tristanharris.com/2016/05/how-technology-hijacks-peoples-minds%E2%80%8A-%E2%80%8Afrom-a-magician-and-googles-design-ethicist>.

Humpa, Michael (2016): Die besten Navi-Apps fürs iPhone: Navigation für alle Fälle. Online verfügbar unter http://www.chip.de/news/Die-besten-Navi-Apps-fuers-iPhone-Navigation-fuer-alle-Faelle_102402907.html.

Iacoviello, Brian M.; Steinerman, Joshua R.; Klein, David B.; Silver, Theodore L.; Berger, Adam G.; Luo, Sean X.; Schork, Nicholas J. (2017): Clickotine, A Personalized Smartphone App for Smoking Cessation: Initial Evaluation. In: *JMIR mHealth and uHealth* 5 (4), e56. DOI: 10.2196/mhealth.7226.

Jakoby, Nina; Jacob, Rüdiger (1999): Messung von internen und externen Kontrollüberzeugungen in allgemeinen Bevölkerungsumfragen. In: *Zuma Nachrichten* 23 (45), S. 61–71.

Jensen, David D.; Cohen, Paul R. (2000): Multiple Comparisons in Induction Algorithms. In: *Machine Learning* 38 (3), S. 309–338. DOI: 10.1023/A:1007631014630.

Kabisch, Maria; Ruckes, Christian; Seibert-Grafe, Monika; Blettner, Maria (2011): Randomized controlled trials: part 17 of a series on evaluation of scientific publications. In: *Deutsches Arzteblatt international* 108 (39), S. 663–668. DOI: 10.3238/arztebl.2011.0663.

Kappler, K.; Vormbusch, U. (2014): Froh zu sein bedarf es wenig...? Quantifizierung und der Wert des Glücks. In: *Sozialwissenschaften & Berufspraxis* 37 (2), S. 267–281.

Karrer, Katja; Glaser, Charlotte; Clemens, Caroline; Bruder, Carmen (2009): Technikaffinität erfassen - der Fragebogen TA-EG.

Khoo, Hooi Ling; Asitha, K. S. (2016a): An impact analysis of traffic image information system on driver travel choice. In: *Transportation Research Part A: Policy and Practice* 88, S. 175–194. DOI: 10.1016/j.tra.2016.03.014.

Khoo, Hooi Ling; Asitha, K. S. (2016b): Quantifying impact of traffic images applications (APPS) on travel choices. In: *KSCE J Civ Eng* 20 (2), S. 899–912. DOI: 10.1007/s12205-015-0656-x.

Kim, Kyung Kyu; Shin, Ho Kyoung; Kim, Beomsoo (2011): The role of psychological traits and social factors in using new mobile communication services. In: *Electronic Commerce Research and Applications* 10 (4), S. 408–417. DOI: 10.1016/j.elerap.2010.11.004.

King, William R.; He, Jun (2006): A meta-analysis of the technology acceptance model. In: *Information & Management* 43 (6), S. 740–755. DOI: 10.1016/j.im.2006.05.003.

Kosow, Hannah; Gaßner, Robert; Erdmann, Lorenz; Luber, Beate-Josephine (2008): Methoden der Zukunfts- und Szenarioanalyse. Überblick, Bewertung und Auswahlkriterien. Berlin: IZT (Werkstattbericht / IZT, Institut für Zukunftsstudien und Technologiebewertung, 103). Online verfügbar unter http://www.izt.de/fileadmin/downloads/pdf/IZT_WB103.pdf.

Kothgassner, Oswald D.; Felnhofer, Anna; Hauk, Nathalie; Kastenhofer, Elisabeth; Gomm, Jasmine; Kryspin-Exner, Ilse (2012): TUI – Technology Usage Inventory. Wien: ICARUS Information- and Communication technology Applications: Research on User-oriented Solutions.

Kovaleva, Anastassiya; Beierlein, Contanze; Kemper, Christoph; Rammstedt, Beatrice (2014): Internale-Externale Kontrollüberzeugung-4 (IE-4), Zusammenstellung sozialwissenschaftlicher Items und Skalen. Mannheim: GESIS - Leibniz Institut für Sozialwissenschaften.

Kramer, Ursula; Lucht, Martin (2013): GESUNDHEITS- UND VERSORGUNGS-APPS. Hintergründe zu deren Entwicklung und Einsatz. Freiburg: Studienzentrum des Universitätsklinikums Freiburg. Online verfügbar unter <https://www.uniklinik->

freiburg.de/fileadmin/mediapool/09_zentren/studienzentrum/pdf/Studien/150331_TK-Gesamtbericht_Gesundheits-und_Versorgungs-Apps.pdf, zuletzt geprüft am 30.10.2018.

Lass, Raphael (2018): Big Data. Chancen und Risiken von Tracking am Beispiel von Versicherungen im Gesundheitswesen. TU Dortmund.

Lee, Wen-Chen; Cheng, Bor-Wen (2008): Effects of using a portable navigation system and paper map in real driving. In: *Accident; analysis and prevention* 40 (1), S. 303–308. DOI: 10.1016/j.aap.2007.06.010.

Lee, Wen-Chen; Cheng, Bor-Wen (2010): Comparison of portable and onboard navigation system for the effects in real driving. In: *Safety Science* 48 (10), S. 1421–1426.

Legris, Paul; Ingham, John; Colletette, Pierre (2003): Why do people use information technology? A critical review of the technology acceptance model. In: *Information & Management* 40 (3), S. 191–204. DOI: 10.1016/S0378-7206(01)00143-4.

Lorenz, Anja J.; Weyer, Johannes (Hg.) (2008): Fahrerassistenzsysteme und intelligente Verkehrssteuerung. Soziologische Analysen hochautomatisierter Verkehrssysteme (Soziologisches Arbeitspapier Nr. 21). Dortmund.

Luxton et al. (2011): mHealth for Mental Health: Integrating Smartphone Technology in Behavioral Healthcare. In: *Professional Psychology: Research and Practice* 42 (6), S. 505–512.

Mattila, Elina; Orsama, Anna-Leena; Ahtinen, Aino; Hopsu, Leila; Leino, Timo; Korhonen, Ilkka (2013): Personal health technologies in employee health promotion: usage activity, usefulness, and health-related outcomes in a 1-year randomized controlled trial. In: *JMIR mHealth and uHealth* 1 (2), e16. DOI: 10.2196/mhealth.2557.

McKnight, Harrison D.; Chervany, Norman L. (2001): Trust and Distrust Definitions: One Bite at a Time. In: Rino Falcone, Munindar Singh und Yao-Hua Tan (Hg.): *Trust in Cyber-societies. Integrating the Human and Artificial Perspectives*, Bd. 2246. Berlin, Heidelberg: Springer (Lecture Notes in Computer Science, 2246), S. 27–54.

Middelweerd, Anouk; Mollee, Julia S.; van der Wal, C. Natalie; Brug, Johannes; Te Velde, Saskia J. (2014): Apps to promote physical activity among adults: a review and content analysis. In: *The international journal of behavioral nutrition and physical activity* 11, S. 97. DOI: 10.1186/s12966-014-0097-9.

Miller, Lisa; Schüz, Benjamin; Walters, Julia; Walters, E. Haydn (2017): Mobile Technology Interventions for Asthma Self-Management: Systematic Review and Meta-Analysis. In: *JMIR mHealth and uHealth* 5 (5), e57. DOI: 10.2196/mhealth.7168.

- Mühlbauer, Bernd H. (2012): Zukunftsperspektiven der Gesundheitswirtschaft. Berlin: LIT (Gesundheitsökonomie, 10).
- Neyer, F. J.; Felber, J.; Gebhardt, C. (2016): Kurzsкала Technikbereitschaft (TB, technology commitment).
- Neyer, Franz J.; Felber, Juliane; Gebhardt, Claudia (2012): Entwicklung und Validierung einer Kurzsкала zur Erfassung von Technikbereitschaft. In: *Diagnostica* 58 (2), S. 87–99. DOI: 10.1026/0012-1924/a000067.
- Nooteboom, Bart (2002): Trust. Forms, foundations, functions, failures and figures. Cheltenham: Edward Elgar.
- Ostrom, Elinor (2010): Beyond markets and states. polycentric governance of complex economic systems. In: *The American Economic Review* 100, S. 641–672.
- Otto, Lukas; Bacherle, Patrik (2011): Politisches Interesse Kurzsкала (PIKS). entwicklung und Validierung. In: *Politische Psychologie* (1), S. 19–35.
- Przybylski, Andrew K.; Murayama, Kou; DeHaan, Cody R.; Gladwell, Valerie (2013): Motivational, emotional, and behavioral correlates of fear of missing out. In: *Computers in Human Behavior* 29 (4), S. 1841–1848. DOI: 10.1016/j.chb.2013.02.014.
- Research2Guidance (2015): mHealth App Developer Economics 2015. The current status and trends of the mHealth app market. Online verfügbar unter <https://research2guidance.com/product/mhealth-developer-economics-2015/>.
- Roshandeh, Arash Moradkhani; Puan, Othman Che (2009): Assessment of impact of variable message signs on traffic surveillance in Kuala Lumpur. In: IEEE Staff (Hg.): 2009 IEEE International Conference on Intelligence and Security Informatics. 2009 IEEE International Conference on Intelligence and Security Informatics. Richardson, TX, USA, 6/8/2009 - 6/11/2009. IEEE Staff. [Place of publication not identified]: I E E E, S. 223–225.
- Roth, Walter R.; Vilardaga, Roger; Wolfe, Nathanael; Bricker, Jonathan B.; McDonnell, Michael G. (2014): Practical considerations in the design and development of smartphone apps for behavior change. In: *Journal of contextual behavioral science* 3 (4), S. 269–272. DOI: 10.1016/j.jcbs.2014.08.006.
- Rothkegel, Sebastian (2017): Verhaltensänderung durch Apps. Eine empirische Studie zur Wirkung mobiler Applikationen auf das User-Verhalten. TU Dortmund, Dortmund.
- Rotter, J. B. (1967): A new scale for the measurement of interpersonal trust. In: *Journal of personality* 35 (4), S. 651–665.

Rotter, Julian B. (1966): Generalized expectancies for internal versus external control of reinforcement. In: *Psychological Monographs: General and Applied* 80 (1), S. 1–28. DOI: 10.1037/h0092976.

Ruan, Hongzhu; Ji, Xiaofeng; Feng, Chuan (2016): The Empirical Research on Information Behavior Characteristics and Satisfaction of Drivers Based on Smart Phone. In: *Procedia Engineering* 137, S. 343–351. DOI: 10.1016/j.pro-eng.2016.01.268.

Safran Naimark, Jenny; Madar, Zecharia; Shahar, Danit R. (2015): The impact of a Web-based app (eBalance) in promoting healthy lifestyles: randomized controlled trial. In: *Journal of Medical Internet Research* 17 (3), e56. DOI: 10.2196/jmir.3682.

Sanger, Johannes; Richthammer, Christian; Hassan, Sabri; Pernul, Gunther: Trust and Big Data: A Roadmap for Research. In: Marcus Spies, Roland R. Wagner und A. Min Tjoa (Hg.): Twenty-sixth International Workshop on Database and Expert Systems Applications - DEXA 2015. 1-4 September 2015, Valencia, Spain: IEEE, S. 278–282.

Schelewsky, Marc; Jonuschat, Helga; Bock, Benno; Stephan, Korinna (Hg.) (2014): Smartphones unterstützen die Mobilitätsforschung. Neue Einblicke in das Mobilitätsverhalten durch Wege-Tracking. Wiesbaden: Springer Vieweg.

Scherenberg, Viviane; Kramer, Ursula (2013): Schöne neue Welt. Gesünder mit Health-Apps? Hintergründe, Handlungsbedarf und schlummernde Potenziale. Jahrbuch Healthcare marketing 2013. Hg. v. New Business Verlag. Hamburg.

Schimank, Uwe (2010): Handeln und Strukturen. Einführung in eine akteurtheoretische Soziologie (4. Aufl.). München: Juventa.

Scholz, Stefanie; Roth, Nils (2017): Determinanten der E-Health-Akzeptanz bei Verbrauchern. In: Stefan Müller-Mielitz und Thomas Lux (Hg.): E-Health-Ökonomie, Bd. 76. Wiesbaden: Springer Gabler, S. 333–357.

Schwalb, Christian (2012): Die besten Navi-Apps für Android: Dieser Android-Routenplaner ist top. Online verfügbar unter http://www.chip.de/news/Die-besten-Navi-Appsfuer-Android_102455422.html, zuletzt geprüft am 30.11.2016.

Simão, Jose Pedro (2015): Impacts of Advanced Travel Information Systems on Travel Behaviour: Smartmoov' case study. In: *ECTRI Young Researcher's Seminar*, S. 17–19.

Steinert, A.; Haesner, M.; Steinhagen-Thiessen, E. (2017): App-basiertes Selbstmonitoring bei Typ-2-Diabetes. In: *Zeitschrift für Gerontologie und Geriatrie* 50 (6), S. 516–523. DOI: 10.1007/s00391-016-1082-5.

Stigler, Stephen (2008): Fisher and the 5% Level. In: *CHANCE* 21 (4), S. 12. DOI: 10.1080/09332480.2008.10722926.

Strotbaum, Veronika; Reiß, Beatrix (2017): Apps im Gesundheitswesen – echter medizinischer Nutzen oder der Weg zum gläsernen Patienten? In: Stefan Müller-Mielitz und Thomas Lux (Hg.): E-Health-Ökonomie, Bd. 2014. Wiesbaden: Springer Gabler, S. 359–382.

Taylor, Shirley; Todd, Peter A. (1995): Understanding Information Technology Usage: A Test of Competing Models. In: *Information Systems Research* 6 (2), S. 144–176. DOI: 10.1287/isre.6.2.144.

Tchernykh, Andrei; Schwiegelsohn, Uwe; Alexandrov, Vassil; Talbi, El-ghazali (2015): Towards Understanding Uncertainty in Cloud Computing Resource Provisioning. In: *Procedia Computer Science* 51, S. 1772–1781. DOI: 10.1016/j.procs.2015.05.387.

TomTom (2015): Real Time Traffic Whitepaper. Online verfügbar unter http://www.tomtom.com/lib/img/REAL_TIME_TRAFFIC_WHITEPAPER.pdf, zuletzt geprüft am 30.10.2018.

TomTom (2017): Navigations-Apps. TOMTOM auf ihrem Handy. Online verfügbar unter https://www.tomtom.com/de_de/drive/sat-nav-app/go-mobile/, zuletzt geprüft am 31.05.2017.

Tversky, A.; Kahneman, D. (1981): The framing of decisions and the psychology of choice. In: *Science* 211 (4481), S. 453–458. DOI: 10.1126/science.7455683.

Velasquez, Mark; Hester, Patrick T. (2013): An analysis of multi-criteria decision making methods. In: *International Journal of Operations Research* 10 (2), S. 56–66.

Venkatesh, Viswanath; Bala, Hillol (2008): Technology acceptance model 3 and a research agenda on interventions. In: *Decision sciences : DS* 39 (2), S. 273–315.

Venkatesh, Viswanath; Davis, Fred D. (2000): A Theoretical Extension of the Technology Acceptance Model. Four Longitudinal Field Studies. In: *Management Science* 46 (2), S. 186–204. DOI: 10.1287/mnsc.46.2.186.11926.

Weiber, Rolf; Mühlhaus, Daniel (2014): Strukturgleichungsmodellierung. Eine anwendungsorientierte Einführung in die Kausalanalyse mit Hilfe von AMOS, Smart-PLS und SPSS. 2., erw. und korr. Aufl. Berlin: Springer Gabler (Springer-Lehrbuch). Online verfügbar unter <http://dx.doi.org/10.1007/978-3-642-35012-2>.

Weyer, Johannes (2016): Confidence in hybrid collaboration. An empirical investigation of pilots' attitudes towards advanced automated aircraft. In: *Safety Science* 89, S. 167–179. DOI: 10.1016/j.ssci.2016.05.008.

Weyer, Johannes; Delisle, Marc; Kappler, Karolin; Kiehl, Marcel; Merz, Christina; Schrape, Jan-Felix (2018): Big Data in soziologischer Perspektive. In: Barbara Kolany-Raiser, Reinhard Heil, Carsten Orwat und Thomas Hoeren (Hg.): Big Data und Gesellschaft. Eine multidisziplinäre Annäherung. Wiesbaden: Springer

Fachmedien Wiesbaden (Technikzukünfte, Wissenschaft und Gesellschaft / Futures of Technology, Science and Society), S. 69–149.

Weyer, Johannes; Fink, Robin D.; Adelt, Fabian (2015): Human–machine cooperation in smart cars. An empirical investigation of the loss-of-control thesis. In: *Safety Science* 72, S. 199–208. DOI: 10.1016/j.ssci.2014.09.004.

Yan, Zheng; Dong, Yan; Niemi, Valtteri; Yu, Guoliang (2013): Exploring trust of mobile applications based on user behaviors. An empirical study. In: *J Appl Soc Psychol* 43 (3), S. 638–659. DOI: 10.1111/j.1559-1816.2013.01044.x.