



Fachhochschule Nordwestschweiz
Hochschule für Angewandte Psychologie

Akzeptanz und Nutzung von künstlicher Intelligenz an der Höheren Fachschule für Gesundheit und Soziales

BACHELOR-THESIS

2025

Autor

Obrist, Claudio

Betreuungsperson

Mateescu, Magdalena

Praxispartnerin

Höhere Fachschule für Gesundheit und Soziales

Immersi, Vincenzo

Abstract

Die Höhere Fachschule für Gesundheit und Soziales (HFGS) treibt die Digitalisierung voran und betrachtet Künstliche Intelligenz (KI) als Schlüsseltechnologie für moderne Bildungsprozesse. Vor diesem Hintergrund untersucht diese Bachelorarbeit, welche Faktoren die Akzeptanz und Nutzung KI-gestützter Plattformen im Bildungsbereich beeinflussen. Ausgangspunkt ist die geringe Nutzung der an der HFGS eingeführten Plattform Learn-with-AI. Ziel ist es, relevante Einflussfaktoren zu identifizieren, die eine verstärkte Nutzung durch Lehrpersonen fördern oder hemmen.

Die Arbeit basiert auf etablierten Technologieakzeptanzmodellen wie beispielsweise dem Technology-Acceptance-Model (TAM). Aus diesen Modellen wird ein kontextbezogenes KI-Akzeptanzmodell entwickelt und empirisch überprüft. Die Untersuchung folgt einem Mixed-Methods-Ansatz, bestehend aus einer quantitativen Online-Befragung (n = 41) und sieben qualitativen Interviews mit HFGS-Lehrpersonen.

Die Ergebnisse zeigen, dass insbesondere die *erwartete Nützlichkeit*, *hedonische Motivation* und *Vertrauen* in KI-generierte Ergebnisse die *Nutzungsabsicht* wesentlich beeinflussen. Subjektive Bedenken wie Unsicherheit bezüglich Datenschutz und gesellschaftlicher Wandel wirken hingegen hemmend.

Die Arbeit verdeutlicht, dass Akzeptanzmodelle für den KI-Kontext differenziert angepasst werden müssen, um technologiespezifische Einflussfaktoren zu erfassen und gezielte Interventionen zu ermöglichen.

Schlagworte: Technologieakzeptanzmodelle, künstliche Intelligenz, Digitalisierung, Technology-Acceptance-Model (TAM), Unified-Theory-of-Acceptance-and-Use-of-Technology (UTAUT), Artificially-Intelligent-Device-Use-Acceptance (AIDUA), Service-Robot-Integration-Willingness (SRIW)

Anzahl Worte Abstract: 161

Anzahl Zeichen Arbeit: 120576

Inhaltsverzeichnis

Abstract	2
1 Einleitung	5
2 Theoretische Grundlagen und Modellentwicklung	10
2.1 Technology Acceptance Model (TAM)	10
2.2 Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT)	13
2.3 Artificially Intelligent Device Use Acceptance (AIDUA)	16
2.4 Service Robot Integration Willingness (SRIW)	17
2.5 KI-Akzeptanzmodell	19
3 Methodisches Vorgehen	24
3.1 Fragebogenerstellung und quantitative Datenerhebung	24
3.2 Qualitative Datenerhebung	27
3.2.1 Maximierungsstrategie und Sample	27
3.2.2 Interviewleitfaden	28
3.2.3 Durchführung der Interviews	29
3.3 Stichprobe	29
3.4 Datenauswertung	30
3.4.1 Qualitative Datenauswertung	30
3.4.2 Quantitative Datenauswertung	33
4 Ergebnisse	36
4.1 Deskriptive Statistik	36
4.2 Einfluss auf die erwartete Nützlichkeit	38
4.2.1 Hypothese H3: Einfluss von sozialem Einfluss auf die erwartete Nützlichkeit	39

4.2.2	Hypothese H4: Einfluss von hedonischer Motivation auf die erwartete Nützlichkeit.....	40
4.2.3	Hypothese H5: Einfluss von Vertrauenswahrnehmung auf die erwartete Nützlichkeit.....	41
4.3	Einfluss auf den erwarteten Aufwand	42
4.3.1	Hypothese H7: Einfluss von KI-Angst auf den erwarteten Aufwand	42
4.3.2	Hypothese H8: Einfluss von Anthropomorphismus auf den erwarteten Aufwand.	43
4.4	Einfluss auf die Nutzungsabsicht	44
4.4.1	Hypothese H1: Einfluss der erwarteten Nützlichkeit auf die Nutzungsabsicht	45
4.4.2	Hypothese H2: Einfluss des erwarteten Aufwands auf die Nutzungsabsicht	46
4.4.3	Hypothese H6: Einfluss von unterstützenden Faktoren auf die Nutzungsabsicht	47
4.5	Qualitative Ergebnisse zu subjektivem Empfinden	48
5	Diskussion.....	52
5.1	Praktische Implikationen	56
5.2	Limitationen.....	58
5.3	Ausblick für zukünftige Forschung	59
6	Literaturverzeichnis	61
7	Tabellenverzeichnis	66
8	Abbildungsverzeichnis	67
9	Hilfsmittelverzeichnis mit Verwendungszweck.....	68
10	Anhang.....	69

1 Einleitung

Künstliche Intelligenz (KI) zählt zu den bedeutendsten technologischen Entwicklungen der Gegenwart. Ihr Potenzial reicht weit über die Automatisierung von Prozessen hinaus. KI kann lernen, Entscheidungen treffen und sogar kreative Aufgaben übernehmen. In der öffentlichen Debatte wird sie daher oft mit historischen Errungenschaften wie zum Beispiel dem Rad verglichen (Schreier, 2018). Gleichzeitig mahnen kritische Stimmen vor möglichen negativen Folgen wie Energieverbrauch, Ressourcenausbeutung oder gesellschaftlichem Zerfall (Crawford, 2021). Diese gegensätzlichen Perspektiven verdeutlichen, wie emotional und komplex der Umgang mit KI und wie notwendig eine fundierte Auseinandersetzung scheint.

Zur Orientierung im praktischen Umgang mit KI dienen regulatorische und ethische Leitlinien, wie sie die Europäische Union (EU) vorschlägt. Parallel dazu gewinnt die Förderung von KI-Kompetenzen als Teil moderner Bildung stark an Bedeutung. KI-Kompetenzen werden dabei als Erweiterung der bestehenden digitalen und medialen Kompetenzen gesehen (Ng, Leung, Su, Ng & Chu, 2023). Insbesondere in Bildungseinrichtungen stellt nicht nur die Anwendung sondern auch der reflektierte Umgang mit KI eine zentrale Fähigkeit der Zukunft dar, welche es zu entwickeln gilt. Damit sich ein kompetenter Umgang mit KI entwickeln kann, ist die Akzeptanz der Technologie durch die Nutzenden eine zentrale Voraussetzung (Niemi, Pea & Lu, 2023).

Auch die Höhere Fachschule für Gesundheit und Soziales (HFGS) im Kanton Aargau, die Praxispartnerin dieser Arbeit, erkennt diese Entwicklung. Als Ausbildungsinstitution für Pflege, Operationstechnik und Sozialpädagogik mit rund 90 Lehrpersonen verfolgt sie das Ziel, eine digitale Umgebung für Lehrende und Lernende zu schaffen. Dazu steht in der Strategie der HFGS: «Wir stellen eine digitale Umgebung für die Mitarbeitenden, die Studierenden und die Ausbildungsbetriebe bereit» (HFGS, 2025). Im Mai wurde dafür die KI-gestützte Plattform Learn-with-AI eingeführt, die Funktionen wie Chatbots, Bildgenerierung, Text-zu-Sprache sowie erweiterte Funktionen zur Unterrichtsplanung und Gestaltung

bietet. Die Nutzung ist freiwillig. Die Einführung wurde durch eine optionale Schulung mit einer Fachperson begleitet.

Trotz dieses Angebots zeigt sich bisher eine geringe Nutzung. Über die Hälfte der Lehrpersonen verzichtet vollständig auf die Plattform, weitere nutzen sie nur sporadisch. Lediglich etwa zehn Personen setzen sie regelmässig ein. Die HFGS strebt jedoch an, die regelmässige Nutzung deutlich zu erhöhen, mittelfristig soll etwa die Hälfte der Lehrpersonen aktiv mit der Plattform arbeiten.

Ziel dieser Bachelorarbeit ist es, die Praxispartnerin dabei zu unterstützen, zu verstehen, welche Faktoren die Akzeptanz und Nutzung der KI-Plattform beeinflussen. Im Zentrum steht die Fragestellung:

Welche Faktoren beeinflussen die Akzeptanz und Nutzung digitaler Werkzeuge mit integrierter künstlicher Intelligenz?

Die Relevanz ergibt sich direkt aus der aktuellen Situation der Praxispartnerin. Die geringe Nutzung der KI-Plattform gefährdet die Umsetzung des digitalen Leitbilds. Dies wiederum hat einen Einfluss auf die Positionierung der HFGS auf dem Markt als moderne, zukunftsorientierte Ausbildungsinstitution. Ein fundiertes Verständnis der Einflussfaktoren ermöglicht gezielte Massnahmen zur Förderung der Nutzung und damit zur Steigerung der Lehrqualität und Innovationskraft der HFGS.

Diese Arbeit konzentriert sich ausschliesslich auf Lehrpersonen der HFGS im Bereich Gesundheit und Soziales. Vergleichende Analysen mit anderen Berufsgruppen oder Institutionen erfolgen nicht.

Die Akzeptanz und Nutzung neuer Technologien ist ein etabliertes und breit erforschtes Feld in der Wissenschaft (McCradden, Joshi, Anderson & London, 2023). Theoretische Grundlagenmodelle wie das Technology-Acceptance-Model (TAM) erklären den Zusammenhang zwischen der *wahrgenommenen Nützlichkeit* und *Benutzerfreundlichkeit* einer Technologie sowie deren Einfluss auf die *Nutzungsabsicht* (Venkatesh & Bala, 2008).

Die Unified-Theory-of-Acceptance-and-Use-of-Technology (UTAUT) erweitert diesen Ansatz, indem sie zusätzliche Einflussfaktoren wie den *erwarteten Aufwand*, *soziale Einflüsse* und *unterstützende Rahmenbedingungen* berücksichtigt (Venkatesh, Morris, Davis & Davis, 2003).

Es wird allerdings kritisiert, dass diese allgemeinen Modelle den spezifischen Anforderungen dynamischer KI-Anwendungen nicht in vollem Umfang gerecht werden. Aus diesem Grund wurden KI-spezifische Modelle entwickelt, etwa das Artificially-Intelligent-Device-Use-Acceptance (AIDUA) Modell, das sich gezielt auf die Akzeptanz von KI-Technologien konzentriert (Gursoy, Chi, Lu & Nunkoo, 2019). Ein zentrales Problem solcher Modelle liegt jedoch in ihrer engen Anwendungsorientierung. Sie sind häufig auf bestimmte Kontexte zugeschnitten und lassen sich nicht ohne Weiteres auf andere Einsatzfelder übertragen. Daher sind oft Anpassungen bestehender Modelle oder die Entwicklung neuer, kontextspezifischer Modelle erforderlich.

Vor diesem Hintergrund verfolgt die vorliegende Arbeit ein zweites theoretisches Ziel, ein KI-Akzeptanzmodell zu entwickeln, das die relevanten Faktoren zur Nutzung der KI-gestützten Plattform an der HFGS erfasst und erklärt. Bisher ist unklar, welche Einflussfaktoren konkret zur Nutzungsabsicht der Plattform bei den Lehrpersonen der Praxispartnerin beitragen. Das entwickelte Modell wird daher im Rahmen der empirischen Untersuchung überprüft.

Im Fokus stehen die drei zentral abhängigen Dimensionen: *Nutzungsabsicht*, *erwartete Nützlichkeit* und *erwarteter Aufwand*. Ziel der Untersuchung ist es, sowohl objektive Zusammenhänge anhand quantitativer Daten als auch subjektive Perspektiven durch qualitative Erhebungen zu analysieren. Die folgenden Unterfragen leiten sich direkt aus den zentral abhängigen Dimensionen ab:

Welche Faktoren beeinflussen die Nutzungsabsicht KI-gestützter Werkzeuge?

Welche Faktoren beeinflussen die erwartete Nützlichkeit KI-gestützter Werkzeuge?

Welche Faktoren beeinflussen den erwarteten Aufwand KI-gestützter Werkzeuge?

Zur tiefergehenden qualitativen Analyse werden zwei ergänzende Unterfragen formuliert:

Welche subjektiven Bedenken oder Hoffnungen äußern HFGS-Mitarbeitenden in Bezug auf künstliche Intelligenz?

Welche Erwartungen haben HFGS-Mitarbeitende hinsichtlich Auswirkungen künstlicher Intelligenz auf ihren Beruf als Lehrperson?

Diese Arbeit folgt dem Aufbau einer klassischen wissenschaftlichen Untersuchung. Am Ende dieses Kapitels werden die wichtigsten Begriffsdefinitionen eingeführt. Die theoretische Grundlage besteht aus den Modellen TAM, UTAUT, AIDUA sowie der Service-Robot-Integration-Willingness (SRIW)-Skala und werden in Kapitel 2 erläutert und hinsichtlich ihrer Relevanz für die Forschungsfrage analysiert. Auf dieser Basis wird in Unterkapitel 2.5 ein spezifisches KI-Akzeptanzmodell entwickelt, das der Ableitung der Hypothesen sowie der empirischen Überprüfung dient.

Die Untersuchung erfolgt im Rahmen eines Mixed-Methods-Designs. Im quantitativen Teil des Kapitel 3, wird ein standardisierter Fragebogen entwickelt, dessen Datenerhebung und Auswertung in den Unterkapiteln 3.2 und 3.4.1 beschrieben wird. Die qualitative Untersuchung erfolgt mittels leitfadengestützter Interviews, die im qualitativen Teil von Kapitel 3 dargestellt sind. Die Auswertung erfolgt anhand eines deduktiv-induktiv entwickelten Kategoriensystems in Kapitel 3.4.2.

Die Ergebnisse beider methodischer Zugänge werden in Kapitel 4 integriert dargestellt. Dabei kommen deskriptive Statistiken, Regressionsanalysen sowie interpretative Verfahren der qualitativen Forschung zum Einsatz. In der abschliessenden Diskussion in Kapitel 5 werden die Hypothesen und Forschungsfragen beantwortet, praktische Implikationen für die HFGS diskutiert sowie Limitationen und ein Ausblick auf zukünftige Forschung aufgezeigt.

Begriffsdefinitionen

Zur besseren Einordnung und Verständlichkeit werden im Folgenden zentrale Begriffe dieser Arbeit definiert.

Künstliche Intelligenz (KI) wird als eine nicht-natürliche Entität definiert, die in der Lage ist, ihr übertragene Aufgaben selbstständig zu bearbeiten. Dies mit einer Leistungsfähigkeit, die in bestimmten Bereichen menschliches Handeln erreichen oder übertreffen kann. Grundlage dafür ist der Einsatz von maschinellem Lernen,

wobei die Systeme auf spezifische Aufgaben trainiert werden. Eine Generalisierung des erworbenen Wissens über verschiedene Aufgaben-oder Anwendungsbereiche hinweg ist nicht möglich (Kelly, Kaye & Oviedo-Trespalacios, 2023). Das theoretische Konzept einer Superintelligenz, einer KI, die autonom und ohne menschliche Inputs komplexe, vernetzte Aufgaben über Systemgrenzen hinweg lösen kann, wird in dieser Arbeit nicht betrachtet.

Chatbots sind softwarebasierte Dialogsysteme, die mithilfe natürlicher Sprache mit Nutzenden kommunizieren und dabei Informationen bereitstellen. Sie basieren auf regelbasierten Abläufen, maschinellem Lernen oder einer Kombination beider Ansätze (Adam, Wessel & Benlian, 2021).

Serviceroboter, die mit KI ausgestattet sind, sind autonome oder teilautonome Systeme, die selbstständig mit Menschen kommunizieren, interagieren und kundenorientierte Dienstleistungen erbringen (Wirtz et al., 2018).

2 Theoretische Grundlagen und Modellentwicklung

Die Einführung neuer Technologien und das Zusammenspiel von Menschen und Technik sind seit den 1960er Jahren Gegenstand der Forschung, beispielsweise im soziotechnischen Systemansatz (Cooper & Foster, 1971). Mit der zunehmenden Verfügbarkeit von KI hat die Mensch-Maschine-Interaktion weiter an Bedeutung gewonnen, da diese Systeme immer intelligenter, autonomer und alltäglicher werden, was neue Anforderungen an das Zusammenspiel von Technik und Mensch mit sich bringt. Hinzu kommt, dass KI-Systeme häufig als *Blackbox* wahrgenommen werden, da ihre zugrunde liegenden Prozesse für viele Nutzerinnen und Nutzer nicht transparent oder nachvollziehbar sind (McCradden et al., 2023).

Um die Akzeptanz und Nutzung KI-gestützter Plattformen fundiert untersuchen zu können, ist eine theoretische Einbettung der zentralen Einflussfaktoren notwendig. Im folgenden Kapitel werden daher relevante Modelle der Technologieakzeptanz vorgestellt und hinsichtlich ihrer Eignung zur Erklärung des Nutzungsverhaltens analysiert. Aufbauend darauf wird ein eigenes theoretisches Modell entwickelt, das als Grundlage für die empirische Untersuchung dieser Arbeit dient.

2.1 Technology Acceptance Model (TAM)

Das TAM wurde ursprünglich im Kontext der Integration von Computern in der Arbeitswelt entwickelt. Ziel war es, die Determinanten der Akzeptanz für das Nutzungsverhalten von Computern zu erklären und vorauszusagen. Es zählt zu den häufigsten verwendeten Modellen der Technologieakzeptanz (Kelly et al., 2023). Davis (1989) identifizierte zwei zentrale Faktoren, die die Akzeptanz einer Technologie steigern. Die *wahrgenommene Nützlichkeit*, der Grad, in dem eine Person glaubt, dass die Nutzung der Technologie ihre Arbeitsleistung verbessert. Sowie die *wahrgenommene Benutzerfreundlichkeit*, der Grad in dem eine Person glaubt, dass die Nutzung einer Technologie ohne grossen Aufwand möglich ist (Davis, 1989). Das Modell wurde über 30 Jahre hinweg kontinuierlich empirisch getestet und um weitere Einflussfaktoren zum aktuellen TAM 3 weiterentwickelt.

In einem ersten Schritt wurde das Modell um Einflussfaktoren auf die *wahrgenommene Nützlichkeit* ergänzt, dazu zählen etwa die Relevanz für die erfolgreiche Bewältigung einer Arbeitsaufgabe, die Qualität der Resultate sowie deren Demonstrierbarkeit. Diese Faktoren zeigten einen positiven Zusammenhang mit der *wahrgenommenen Nützlichkeit* (Davis & Venkatesh, 2004). Zudem wurden *soziale Einflüsse*, welche sich aus *subjektiver Norm* und *Image* zusammensetzen, berücksichtigt. Die *subjektive Norm* bezieht sich darauf, inwieweit eine Person annimmt, dass wichtige Bezugspersonen erwarten, dass sie die Technologie nutzt. Das *Image* beschreibt die Überzeugung, dass die Nutzung der Technologie den sozialen Status erhöht. Auch diese beiden Faktoren hatten einen positiven Zusammenhang mit der *wahrgenommenen Nützlichkeit* (Venkatesh & Bala, 2008).

Mit der Weiterentwicklung zum TAM 3 wurde das ursprüngliche Modell durch weitere Einflussfaktoren auf die *wahrgenommene Benutzerfreundlichkeit* ergänzt (Venkatesh, 2000). Diese werden in die zwei Kategorien Anker und Anpassung unterteilt. Als Anker wird die initiale Einstellung einer Person gegenüber einer Technologie und ihrer Nutzung bezeichnet, sie setzt sich aus den Faktoren *Computer-Selbstwirksamkeit*, *externe Kontrolle*, *Technologieangst* und *intrinsische Motivation* zusammen. *Computer-Selbstwirksamkeit* beschreibt das Wissen und die Fähigkeit einer Person im Umgang mit der Technologie. *Externe Kontrolle* bezieht sich auf verfügbare Ressourcen und Unterstützung, insbesondere in der Einführungsphase (Terry, Gallois & McCamish, 1993). *Technologieangst* bezeichnet negative Emotionen oder Sorgen gegenüber neuen Technologien (Simonson, Maurer, Montag-Toradi & Whitaker, 1987). *Intrinsische Motivation* umfasst Aspekte wie Neugier, Spieltrieb oder Eigeninteresse (Venkatesh, 2000).

Anpassung beschreibt die Einstellungsveränderung, die sich im Verlaufe der Auseinandersetzung mit der Technologie entwickelt und auf Nutzungserfahrung basiert (Venkatesh, 2000). Anpassung resultiert aus dem objektiv wahrgenommenen Nutzen, den eine Person aus der Interaktion mit der Technologie zieht, sowie dem erlebten Genuss während der Nutzung (Venkatesh, 2000).

Venkatesh (2000) nimmt an, dass die Anker-Variablen *Computer-Selbstwirksamkeit*, *externe Kontrolle* und *intrinsische Motivation* sowie die

Anpassungs-Variablen *objektiver Nutzen* und *erlebter Genuss* einen positiven Effekt auf die *wahrgenommene Benutzerfreundlichkeit* haben. Im Gegensatz dazu wirkt sich die Anker-Variable, *Technologieangst* negativ auf die *wahrgenommene Benutzerfreundlichkeit* aus. Eine Darstellung des TAM mit den Einflussfaktoren ist in Abbildung 1 dargestellt.

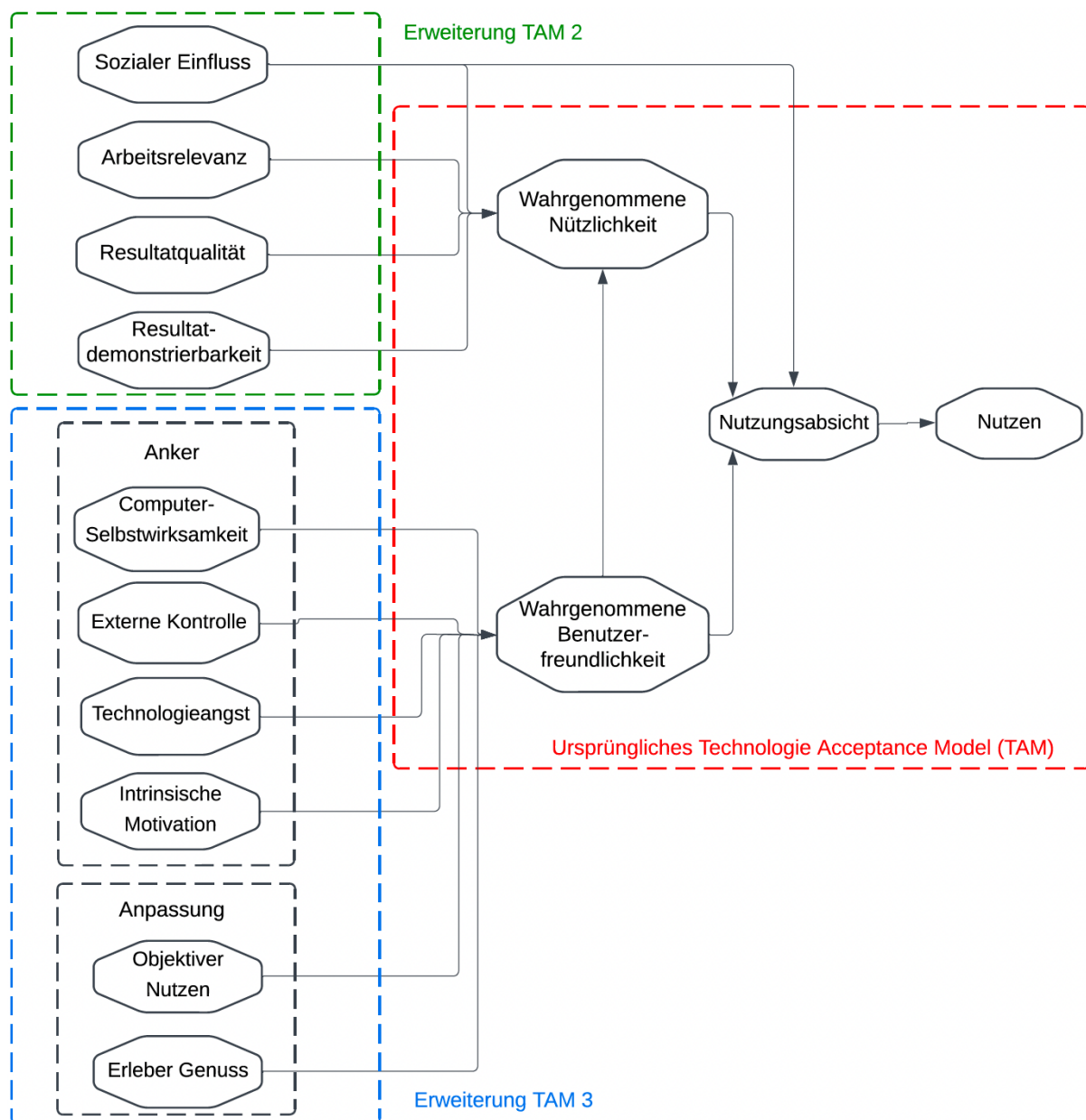


Abbildung 1. Technology Acceptance Model 3 angelehnt an Venkatesh & Bala (2008), eigene Darstellung.

Das TAM ist ein etabliertes Modell, welches vielfach empirisch validiert und repliziert wurde (King & He, 2006; Yousafzai, Foxall & Pallister, 2007a, 2007b). In der Metaanalyse von Yousafzai et al. (2007a, 2007b) wurden die signifikanten Effekte von *wahrgenommener Nützlichkeit* und *wahrgenommener*

Benutzerfreundlichkeit auf die *Nutzungsabsicht* nachgewiesen. Wobei der Effekt bei der *wahrgenommenen Nützlichkeit* stärker war. Eine Studie aus dem Jahr 2022 mit 409 Studierenden zeigt anhand des TAM, dass *wahrgenommene Nützlichkeit*, *Benutzerfreundlichkeit* und *wahrgenommener Genuss* einen positiven Einfluss auf die Nutzung sozialer Medien im Bildungsbereich haben können (Alismaiel, Cifuentes-Faura & Al-Rahmi, 2022).

Dennoch gibt es Kritik, beispielsweise nimmt die Bedeutung der *wahrgenommenen Benutzerfreundlichkeit* mit zunehmender Erfahrung ab (Bereits Yousafzai et al., 2007a). Kelly et al. (2023) beschreiben diesen Effekt auch anhand des Generationenunterschieds. Jüngere Generationen wie die Generation Z achten weniger auf die *wahrgenommene Benutzerfreundlichkeit* und sind selbstsicherer in der Nutzung neuer Technologien. Darüber hinaus werden im TAM KI-spezifische Aspekte, wie die schnelle technologische Entwicklung oder die mangelnde Nachvollziehbarkeit, nur unzureichend berücksichtigt (Sohn & Kwon, 2020). Eine weitere zentrale Kritik am ursprünglichen TAM besteht darin, dass es die Akzeptanz von Technologien zwar über die beiden Hauptdeterminanten *wahrgenommene Nützlichkeit* und *wahrgenommene Benutzerfreundlichkeit* erklärt. Allerdings bleibt unklar, wie genau diese Wahrnehmung entstehen. Dies erschwert es der Forschung, zu identifizieren, welche externen Variablen gezielt beeinflusst werden müssen, um die Akzeptanz systematisch zu fördern (Yousafzai et al., 2007a).

Um unter anderem diesen Kritikpunkten Rechnung zu tragen, wurde das UTAUT-Modell entwickelt. Es integriert zentrale Dimensionen des TAM in ein erweitertes Rahmenmodell und berücksichtigt darüber hinaus Einflussfaktoren wie *erwarteten Aufwand*, *soziale Einflüsse* und *unterstützende Bedingungen* (Venkatesh et al., 2003).

2.2 Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT)

Das UTAUT-Modell vereint acht theoretische Modelle aus der Sozial- und Verhaltenspsychologie, darunter das TAM sowie die ältere Theory-of-Reasoned-Action (TRA) und Theory-of-Planned-Behavior (TPB) (Kelly et al., 2023). Das Modell beschreibt die vier Hauptkonstrukte, *erwartete Nützlichkeit*,

erwarteter Aufwand, *sozialer Einfluss* und *unterstützende Faktoren*. Die Konstrukte *erwartete Nützlichkeit*, *sozialer Einfluss* und *unterstützende Faktoren* beeinflussen die *Nutzungsabsicht* und das tatsächliche Nutzungsverhalten positiv, *erwarteter Aufwand* hingegen negativ (Venkatesh et al., 2003). *Erwartete Nützlichkeit* entspricht der im TAM beschriebenen Definition der *wahrgenommenen Nützlichkeit*. *Erwarteter Aufwand* beschreibt den subjektiv wahrgenommenen Mehraufwand bei der Nutzung einer Technologie. *Sozialer Einfluss* bezieht sich auf die Wahrnehmung, dass bedeutende Personen die Nutzung einer Technologie unterstützen. *Unterstützende Faktoren* umfassen verfügbare Hilfsmittel und Support-Systeme (Kelly et al., 2023).

Venkatesh, Thong, & Xu erweiterten 2012 das Modell um die zusätzlichen Konstrukte *hedonische Motivation*, *Preis-Leistungs-Verhältnis* und *Gewohnheiten*. *Hedonische Motivation* ist mit der *intrinsischen Motivation* im TAM vergleichbar, betont jedoch stärker den Genuss, der mit der Nutzung einer Technologie verbunden ist und hat einen positiven Effekt auf die *Nutzungsabsicht* (Venkatesh et al., 2012). Das *Preis-Leistungs-Verhältnis* beschreibt die von einer Person wahrgenommenen Vorteile einer Technologie im Verhältnis zu den finanziellen Kosten. Je höher dieses Verhältnis, desto höher die *Nutzungsabsicht*. *Gewohnheit* bezeichnet das Ausmass, in dem eine Person glaubt, dass ihr Verhalten automatisiert erfolgt, zum Beispiel bei der Nutzung oder Auswahl einer Technologie (Venkatesh et al., 2012). Abbildung 2 zeigt eine Darstellung des UTAUT-Modells von 2012. Das Modell wird durch die vier Moderationsvariablen Alter, Geschlecht, Erfahrung und Freiwilligkeit der Nutzung ergänzt. Venkatesh et al. (2003) zeigte, dass der Einfluss der *Erwarteten Nützlichkeit* auf die *Nutzungsabsicht* insbesondere bei jüngeren und männlichen Nutzenden stärker ausgeprägt war, während der Einfluss des *erwarteten Aufwands* bei weiblichen, älteren und weniger erfahrenen Nutzenden deutlich höher ausfiel.

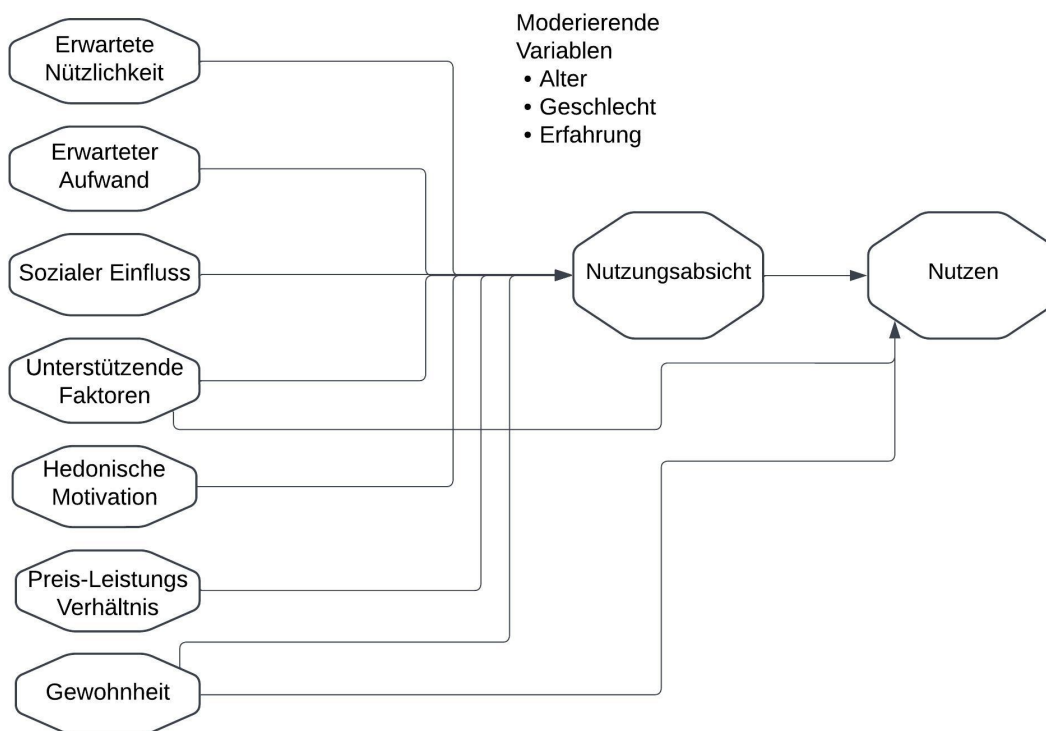


Abbildung 2. Unified Theory of Acceptance and Use of Technology Modell angelehnt an Venkatesh et al. (2012), eigene Darstellung.

Das UTAUT ist wie das TAM ein vielfach empirisch validiertes und repliziertes Modell (Kelly et al., 2023). In einer aktuellen Studie wurde das UTAUT im Zusammenhang mit der Einführung eines klinischen Entscheidungsunterstützungssystems in einem Spital untersucht. Dafür wurden 12 halbstrukturierte Interviews mit Nutzenden durchgeführt. Die Ergebnisse stützen die Annahme, dass *erwartete Nützlichkeit*, *erwarteter Aufwand* und *unterstützende Faktoren* einen Einfluss auf die Akzeptanz der Technologie haben (Aljarboa & Miah, 2020).

Trotz seiner umfassenden Struktur wird auch das UTAUT für seine Generalisierung kritisiert. Da es spezifische Aspekte von KI-Technologien, wie die hohe Entwicklungsgeschwindigkeit oder den Blackbox-Effekt, nur unzureichend berücksichtigt (Gursoy et al., 2019). Ein weiterer Kritikpunkt ist, dass es kulturelle Unterschiede unzureichend berücksichtigt und vor allem auf westliche Kontexte zugeschnitten ist (Venkatesh et al., 2003). Zudem zeigt sich, dass Konstrukte wie der *erwartete Aufwand* und *unterstützende Faktoren* nicht unabhängig voneinander wirken, sondern sich wechselseitig beeinflussen und in bestimmten Fällen sogar gegenseitig aufheben können (Thomas, Singh & Gaffar 2013). Weiter wird kritisiert,

dass das *Preis-Leistungs-Verhältnis* an Bedeutung verliert, wenn die Technologie von einer Institution oder einem Unternehmen bereitgestellt wird und keine direkten Kosten für die Nutzenden entstehen (Venkatesh et al., 2003).

Um Kritik an der unzureichenden Berücksichtigung der Spezifika von KI-Technologien gerecht zu werden, entstand die Entwicklung spezifischer Akzeptanzmodelle für KI-Systeme, wie etwa dem AIDUA-Modell oder der SRIW-Skala.

2.3 Artificially Intelligent Device Use Acceptance (AIDUA)

Sohn & Kwon (2020) kritisieren, dass die Vorhersagekraft etablierter Modelle wie TAM oder UTAUT durch die schnelle Entwicklung und den Blackbox-Effekt der KI-Technologien begrenzt ist. Zudem ist KI-Technologie nicht einheitlich, sondern tritt in vielfältigen Ausprägungen auf. Während im Alltag beispielsweise der Einsatz von Chatbots als unterstützende Systeme zunimmt und dabei vor allem Aspekte wie Qualität der Ergebnisse im Vordergrund stehen, stellt der Einsatz eines vollautonomen Serviceroboters eine ganz andere Herausforderung dar. Hier rücken Merkmale wie die menschenähnliche Erscheinung oder das Verhalten stärker in den Fokus. Als Reaktion auf diese Limitation schlagen Gursoy et al. (2019) die Entwicklung spezifischer Modelle zur Erklärung der Akzeptanz von KI-Technologien vor. In diesem Zusammenhang entstand das AIDUA-Modell, das die Akzeptanz von KI in einem dreistufigen Prozess beschreibt.

In der ersten Stufe beurteilen Individuen die Relevanz der Nutzung einer KI-Technologie auf Grundlage von *sozialem Einfluss*, *hedonischer Motivation* und *Anthropomorphismus* (Gursoy et al., 2019). *Sozialer Einfluss* und *hedonische Motivation* sind konzeptionell vergleichbar mit den gleichnamigen Konstrukten im UTAUT beziehungsweise mit dem Konstrukt *intrinsischer Motivation* des TAM. *Anthropomorphismus* stellt eine neue Dimension dar. Diese beschreibt das Ausmass, in welchem Nutzende einer KI menschenähnliche Eigenschaften zuschreiben (Kelly et al., 2023).

Die zweite Stufe unterscheidet zwischen der *erwarteten Nützlichkeit* und dem *erwarteten Aufwand* einer KI-Technologie. Die Annahme ist, dass *sozialer Einfluss*

und *hedonische Motivation* positiv mit der *erwarteten Nützlichkeit* korrelieren, während *Anthropomorphismus* positiv mit *erwartetem Aufwand* korreliert. Diese Einschätzungen führen zu emotionalen Reaktionen gegenüber der Technologie, die in der dritten Stufe über deren Akzeptanz oder Ablehnung entscheidet (Gursoy et al., 2019). Abbildung 3 zeigt das AIDUA-Modell mit seinen Einflussfaktoren.

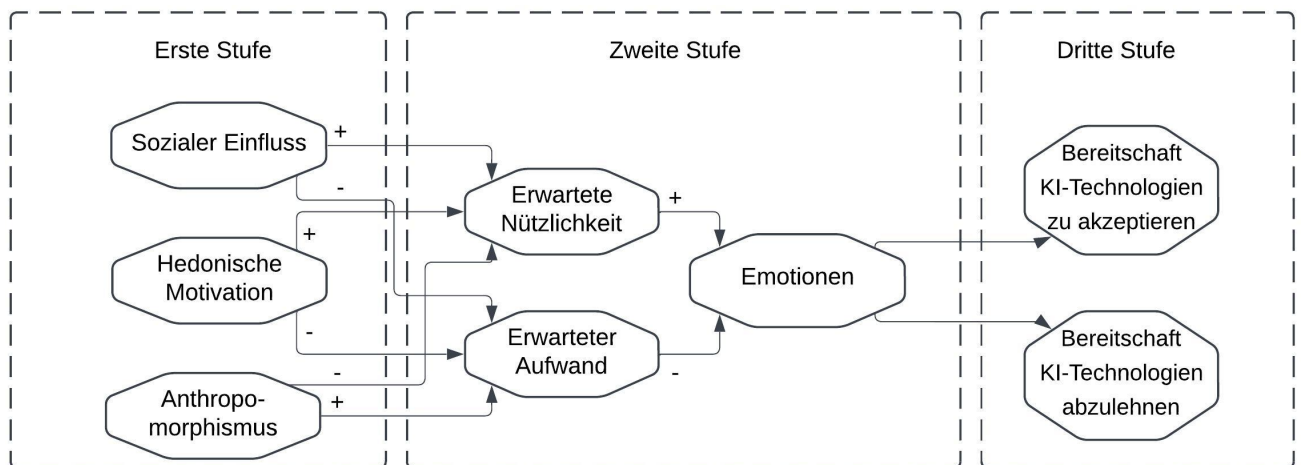


Abbildung 3. Artificially Intelligent Device Use Acceptance Modell angelehnt an Gursoy et al. (2019), eigene Darstellung.

Die dreistufige Struktur des AIDUA-Modells wurde unter anderem durch Roy, Ramaprasad, Chakraborty, Prabhu & Rao (2020) empirisch gestützt. Ihre Studie untersuchte den Einsatz von KI-Geräten im Hotelsektor anhand einer Stichprobe von 210 Kundinnen und Kunden. Eine zentrale Kritik am Modell ist, dass es überwiegend im Kontext von KI-Anwendungen untersucht wurde, die menschliche Tätigkeiten ersetzen, etwa Serviceroboter im Dienstleistungsbereich. Studien, die sich mit einer kooperativen und unterstützenden Nutzung von KI befassen, sind bislang selten (Kelly et al., 2023). Zudem mangelt es an branchenübergreifenden Untersuchungen, was die Übertragbarkeit des Modells auf andere Kontexte einschränkt (Kelly et al., 2023).

2.4 Service Robot Integration Willingness (SRIW)

Die SRIW-Skala wurde analog zum AIDUA-Modell entwickelt, um den dynamischen Entwicklungen im Bereich KI-gestützter Serviceroboter Rechnung zu tragen. Ihr Fokus liegt auf der Langzeitbereitschaft von Kundinnen und Kunden zur

Interaktion mit Servicerobotern sowie der Kooperationsbereitschaft der Mitarbeitenden (Lu, Cai & Gursoy, 2019).

Ziel der Nutzung der SRIW-Skala in dieser Arbeit ist es, bestehende Dimensionen aus früheren Modellen differenzierter zu erfassen und der wissenschaftlichen Kritik gerecht zu werden, wonach KI-Anwendungen eigene, spezialisierte Akzeptanzmodelle erfordern. Die SRIW-Skala basiert auf sechs Konstrukten, die die Bereitschaft der Nutzung von Servicerobotern beeinflussen; *erwartete Nützlichkeit, intrinsische Motivation, Anthropomorphismus, Sozialer Einfluss, unterstützende Faktoren* und *Emotionen* (Lu et al., 2019).

Während die ersten vier Dimensionen weitgehend den Definitionen aus TAM und UTAUT entsprechen, finden sich *Anthropomorphismus* und *Emotionen* auch im AIDUA-Modell. In der SRIW-Skala wirken diese unmittelbar auf die Nutzungsbereitschaft, ohne den Zwischenschritt über emotionale Bewertung oder Aufwand-Nutzen-Abwägung. Alle Dimension bis auf *Anthropomorphismus* wirken sich positiv auf die Bereitschaft, Serviceroboter zu nutzen, aus. Abbildung 4 zeigt eine schematische Darstellung der SRIW-Skala mit den zugrunde liegenden Einflussfaktoren.

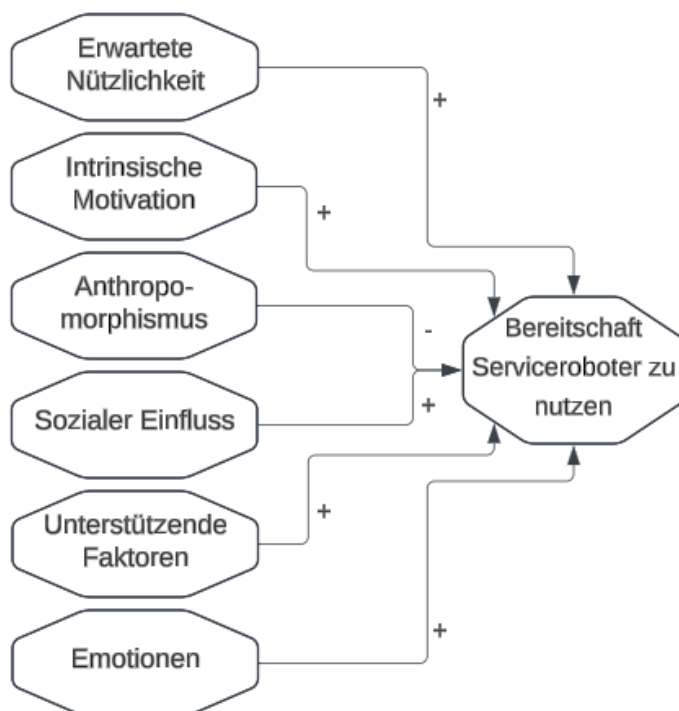


Abbildung 4. Service Robot Integration Willingness Skala angelehnt an Lu et al. (2019), eigene Darstellung.

Hauptkritikpunkt an der SRIW-Skala ist, dass sie erst in wenigen Studien zum Einsatz kommt und dadurch noch starken Limitationen unterliegt. So differenziert sie noch schlecht zwischen verschiedenen Branchen oder Kulturkreisen (Lu et al., 2019).

Um der Kritik nach spezifischen Modellen im KI-Bereich gerecht zu werden, wird basierend auf dem AIDUA-Modell und unter Berücksichtigung der Dimensionen der SRIW-Skala sowie auch des TAM und UTAUT ein kontextbezogenes KI-Akzeptanzmodell für die Praxispartnerin entwickelt.

2.5 KI-Akzeptanzmodell

Wie Gursoy et al. (2019) betonen, ist der Einsatz spezifischer Modelle im Umgang mit KI in bestimmten Anwendungsbereichen sinnvoll, da unterschiedliche Anwendungen, etwa eine KI-gestützte Chatbot-Plattform und ein autonomer Serviceroboter, als grundlegend verschiedene Technologien betrachtet werden müssen.

Aus diesem Grund wird in dieser Arbeit ein eigenes KI-Akzeptanzmodell für die Praxispartnerin entwickelt, das auf bestehenden Modellen basiert und die Forschungsfrage adressiert: ***Welche Faktoren beeinflussen die Akzeptanz und Nutzung digitaler Werkzeuge mit integrierter künstlicher Intelligenz?***

Zur Modellentwicklung wird ein systematischer Vergleich der Modelle TAM, UTAUT, AIDUA und der SRIW-Skala vorgenommen. Ziel ist es, zu identifizieren, welche Dimensionen über Modellgrenzen hinweg konsistent auftreten oder voneinander abweichen. Sowohl etablierte Dimensionen, die in verschiedenen Akzeptanzmodellen wiederkehrend identifiziert wurden, als auch solche, die gezielt auf die spezifischen Charakteristika von KI-Technologien eingehen, sind in die Entwicklung des neuen Modells eingeflossen. Eine tabellarische Darstellung aller Dimensionen der verschiedenen Modelle und Grund für deren Integration oder Ablehnung ist dem Anhang A zu entnehmen.

Die Konstrukte *sozialer Einfluss* und *erwartete Nützlichkeit* finden sich in allen vier Modellen als Einflussfaktoren auf die *Nutzungsabsicht* und werden daher in das KI-Akzeptanzmodell übernommen. Die *intrinsische Motivation* aus dem TAM und der SRIW-Skala sowie die *hedonische Motivation* aus dem AIDUA- und UTAUT-Modell

sind inhaltlich nahezu kongruent und fließen als gemeinsame Dimension *hedonische Motivation* in das neue Modell. Der *erwartete Aufwand* wird im AIDUA- und UTAUT-Modell als Konstrukt benannt, während im TAM mit dem Begriff *wahrgenommene Benutzerfreundlichkeit* eine konzeptionell ähnliche Dimension beschrieben wird. Aus diesem Grund wurde die Dimension *erwarteter Aufwand* in das Modell integriert. *Unterstützende Faktoren* wurden aus dem UTAUT-Modell und der SRIW-Skala übernommen und überschneiden sich inhaltlich mit der Dimension *externe Kontrolle* des TAM.

Die Dimension *Anthropomorphismus* wird aufgrund ihrer spezifischen Relevanz im KI-Kontext (Gursoy et al., 2019; Lu et al., 2019) aus dem AIDUA-Modell sowie der SRWI-Skala übernommen. Zur besseren Differenzierung wird *Anthropomorphismus* in zwei Teildimensionen aufgeteilt. Erstens als Dimension *Anthropomorphismus*, in der es um die Zuschreibung menschenähnlicher Eigenschaften an KI-Technologie geht (Kelly et al., 2023). Zweitens als Dimension *Vertrauenswahrnehmung* bezogen auf die Zuverlässigkeit und Transparenz der von KI-generierten Ergebnisse. Dies ist bei KI-Chatbots essentiell, ohne Vertrauen in die Zuverlässigkeit und Transparenz der Ergebnisse werden selbst leistungsfähige Systeme abgelehnt oder kritisch hinterfragt (Shin, 2021). Die zweite Dimension steht im theoretischen Zusammenhang mit dem TAM Konstrukt *Resultatqualität* und *Resultatdemonstrierbarkeit* (Davis & Venkatesh, 2004), was die Integration in das neue Modell stützt.

Wie McCradden et al. (2023) beschreiben, fehlt vielen Individuen das technische Hintergrundwissen, um KI-Anwendungen zu verstehen. Dies kann Unsicherheiten oder Angst hervorrufen. Vor diesem Hintergrund wird die TAM Dimension *Technologieangst* adaptiert und als *KI-Angst* in das neue KI-Akzeptanzmodell integriert.

Die Dimensionen für das KI-Akzeptanzmodell, inklusive deren Definition, sind der Tabelle 1 zu entnehmen. Das Original der englischen Definitionen und deren Anpassung an diese Arbeit ist dem Anhang B zu entnehmen.

Tabelle 1: Darstellung der Dimensionen des entwickelten KI-Akzeptanzmodell und deren Definitionen.

Dimension	Abgeleitet von	Definition
Sozialer Einfluss	TAM, UTAUT, AIDUA, SRIW	Wahrnehmung der Erwartungen und Überzeugungen nahestehender Personen wie Familie, Freunde, Arbeitskollegen, hinsichtlich der Nutzung von KI (Gursoy et al., 2019).
Hedonische Motivation	TAM ^a , UTAUT, AIDUA, SRIW ^a	Erwartetes Vergnügen, persönlicher Genuss oder Unterhaltung, die mit der Nutzung von KI verbunden ist (Brown & Venkatesh, 2005).
Vertrauenswahrnehmung	TAM ^b	Vertrauen in die Fähigkeit von KI, verlässliche, transparente und nachvollziehbare Ergebnisse zu liefern (Compeau, Higgins & Huff, 1999).
Unterstützende Faktoren	TAM ^c , UTAUT, SRIW	Verfügbarkeit von Ressourcen, Schulung und technischer Unterstützung, die eine reibungslose Nutzung von KI ermöglichen (Brown & Venkatesh, 2005).
KI-Angst	TAM ^d	Gefühl von Unsicherheit, Sorge oder Angst, die durch den Umgang mit KI oder der Vorstellung KI anzuwenden ausgelöst werden (Simonson et al., 1987).
Anthropomorphismus	AIDUA, SRIW	Zuschreibung menschlicher Eigenschaften wie Selbstbewusstsein, Eigenständigkeit oder Emotionen an eine KI (Kim & McGill, 2018).
Erwartete Nützlichkeit	TAM ^e , UTAUT, AIDUA, SRIW	Subjektive Einschätzung, dass die Nutzung von KI die Effizienz und Qualität der eigenen Aufgabenerfüllung erleichtern (Venkatesh et al., 2003).
Erwarteter Aufwand	TAM ^f , UTAUT, AIDUA	Erwartete Schwierigkeiten und Aufwand, die mit der Nutzung und Bedingung von KI verbunden sind (Davis, 1989).
Nutzungsabsicht	TAM, UTAUT, AIDUA, SRIW	Bereitschaft einer Person, KI künftig zu benutzen (Venkatesh et al., 2003).

Anmerkung. ^{a)} Im TAM und UTAUT als Dimension *intrinsische Motivation*, ^{b)} im TAM als Dimension *Resultatqualität* und *Resultatdemonstrierbarkeit*, ^{c)} im TAM als Dimension *externe Kontrolle*, ^{d)} im TAM als Dimension *Technologieangst*, ^{e)} im TAM als Dimension *wahrgenommene Nützlichkeit*, ^{f)} im TAM als Dimension *wahrgenommene Benutzerfreundlichkeit*.

Für das neue KI-Akzeptanzmodell werden in Anlehnung an die Modelle AIDUA, UTAUT und TAM die beiden zentralen Konstrukte *erwartete Nützlichkeit* und *erwarteter Aufwand* in den Mittelpunkt gestellt. *Erwartete Nützlichkeit* wirkt dabei positiv auf die *Nutzungsabsicht* und *erwarteter Aufwand* hat eine negative Wirkung auf die *Nutzungsabsicht*. Zudem wird angenommen, dass die *unterstützenden Faktoren*, analog zum UTAUT-Modell und der SRIW-Skala, ebenfalls einen direkten Einfluss auf die *Nutzungsabsicht* ausüben. Weiterhin wird davon ausgegangen, dass *sozialer Einfluss*, *hedonische Motivation* und *Vertrauenswahrnehmung* positiv mit der *erwarteten Nützlichkeit* korrelieren. Im Gegensatz dazu stehen die Konstrukte *KI-Angst* und *Anthropomorphismus*, bei denen ein positiver Zusammenhang mit dem *erwarteten Aufwand* angenommen wird. Basierend auf diesen Annahmen werden folgende Hypothesen formuliert:

- H1:** Erwartete Nützlichkeit hat einen positiven Effekt auf die Nutzungsabsicht.
- H2:** Erwarteter Aufwand hat einen negativen Effekt auf die Nutzungsabsicht.
- H3:** Sozialer Einfluss hat einen positiven Effekt auf die erwartete Nützlichkeit.
- H4:** Hedonische Motivation hat einen positiven Effekt auf die erwartete Nützlichkeit.
- H5:** Vertrauenswahrnehmung hat einen positiven Effekt auf die erwartete Nützlichkeit.
- H6:** Unterstützenden Faktoren haben einen positiven Einfluss auf die erwartete Nützlichkeit.
- H7:** KI-Angst hat einen positiven Effekt auf den erwarteten Aufwand.
- H8:** Anthropomorphismus hat einen positiven Effekt auf den erwarteten Aufwand.

Abbildung 5 stellt eine grafische Darstellung des entwickelten KI-Akzeptanzmodells dar.

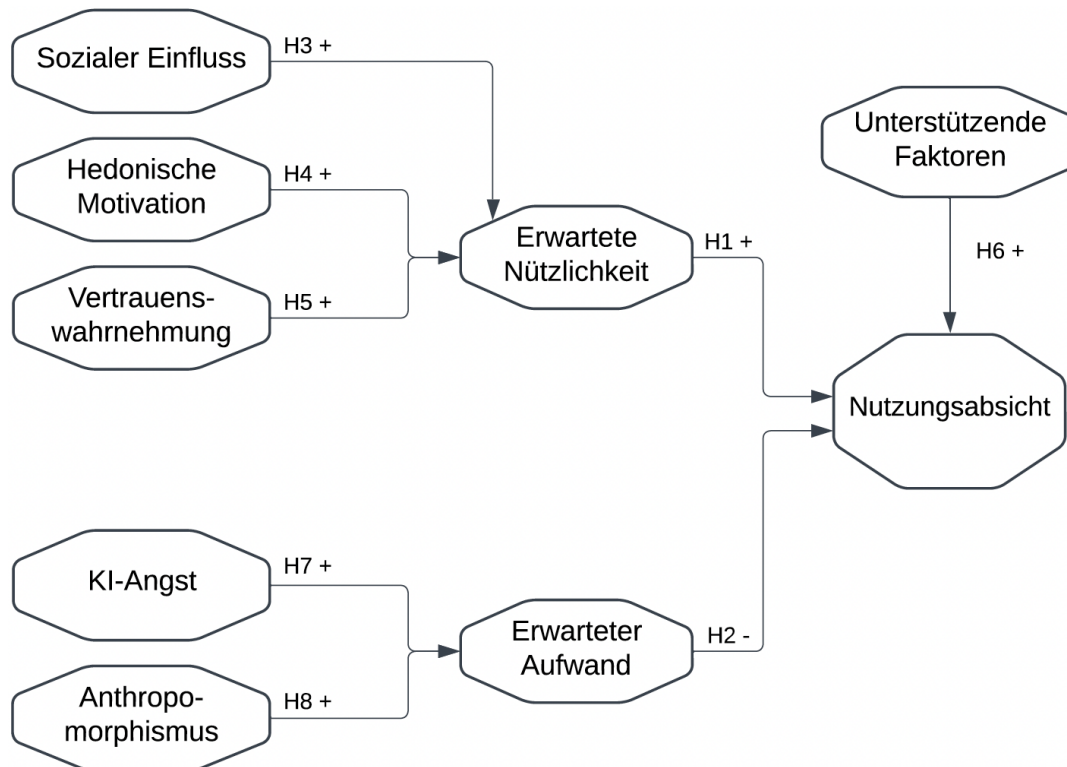


Abbildung 5. Entwickeltes KI-Akzeptanzmodell.

Die Entwicklung des KI-Akzeptanzmodells basiert auf einem Vergleich bestehender Modelle sowie auf einer Auswahl von Dimensionen, die entweder konsistent über mehrere Modelle hinweg auftreten oder spezifisch auf die KI-Technologie der Praxispartnerin zugeschnitten sind. Um die theoretischen Annahmen und die Wirkung der identifizierten Einflussfaktoren auf die *Nutzungsabsicht*, den *erwarteten Aufwand* und die *erwartete Nützlichkeit* empirisch zu überprüfen, folgt im nächsten Abschnitt die Darstellung des methodischen Vorgehens und der Datenerhebung.

3 Methodisches Vorgehen

In diesem Kapitel wird das methodische Vorgehen der Arbeit beschrieben. Die Dimensionen des entwickelten KI-Akzeptanzmodells basieren auf etablierten theoretischen Modellen wie TAM, UTAUT oder AIDUA, welche in Kapitel 2 vorgestellt wurden. Zur Überprüfung der Modellannahme wurde ein Online-Fragebogen entwickelt, der auf validierten Items und Skalen basiert, welche alle bereits mehrfach getestet wurden, wie beispielsweise in der TAM Studien von Venkatesh & Bala (2008). Aufgrund der begrenzten verfügbaren Stichprobe von maximal 90 Personen und einer realistisch erwarteten Teilnehmerzahl von 40 Personen, sowie dem Wunsch der Praxispartnerin nach einem vertieften Verständnis der subjektiven Beweggründe für die Nutzung beziehungsweise Nicht-Nutzung von KI, erschien eine rein quantitative Analyse unzureichend. Daher wurde ein Mixed-Methods-Design gewählt, das qualitative und quantitative Erhebungsmethoden kombiniert (Döring & Bortz, 2016). Ziel war es, die Hypothesen des theoretischen Modells quantitative zu testen und die Ergebnisse durch qualitative Aussagen zu triangulieren, um ein umfassenderes Bild zu erhalten. Im nächsten Kapitel wird die Erstellung des Fragebogens und der quantitativen Erhebung erklärt, gefolgt von der Darstellung der qualitativen Erhebung und der Stichprobe.

3.1 Fragebogenerstellung und quantitative Datenerhebung

Die Dimensionen des KI-Akzeptanzmodells wurden aus bestehenden Modellen übernommen. In einem ersten Schritt wurden die Erhebungsverfahren und zugehörigen Items aus bereits eingesetzten Studien analysiert. Als Grundlage diente unter anderem die Studien über das TAM von Venkatesh (2000), das TAM 3 von Venkatesh & Bala (2008), das AIDUA von Gursoy et al. (2019) das UTAUT von Venkatesh et al. (2003), das UTAUT 2 von Venkatesh et al. (2012) und die SRIW Skale von Lu et al. (2019). Aufgrund der Tatsache, dass die zugrunde liegenden Modelle und Erhebungsmethoden etablierte und validierte Verfahren sind, wie etwa bei Kelly et al. (2023) beschreiben, wurde basierend darauf ein Item-Katalog mit 159 Items entwickelt.

Die Items wurden anschliessend hinsichtlich inhaltlicher Redundanz verglichen und in inhaltlich gleiche oder ähnliche Items gruppiert. Daraufhin wurde die Faktorladung der Items auf ihre ursprüngliche Dimension und Stärke bewertet. In einem weiteren Schritt wurde geprüft, inwiefern die Items inhaltlich für den Kontext von KI-Anwendungen geeignet waren. Auf Basis dieser drei Schritte wurde eine Reduktion des Kataloges auf 40 Items vorgenommen. Anhang C zeigt am Beispiel der Dimension *sozialer Einfluss* einen Quervergleich der Items, einschliesslich ihrer Gruppierung und zugehöriger Faktorladung auf ihr ursprüngliches Konstrukt.

In einem zweiten Schritt wurden die Items für den korrekten Anwendungskontext der Praxispartnerin angepasst und ins Deutsche übersetzt. Der Übersetzungsprozess orientierte sich am Vorwärts-Rückwärts-Übersetzungsverfahren, wie es beispielsweise bei Yunus et al. (2022) beschrieben wird. Eine Erstübersetzung der englischsprachlichen Items erfolgte durch die forschende Person. Eine zweite Übersetzung ins Deutsche wurde mit Hilfe der Software DeepL-Translator-Pro (DeepL) durchgeführt. Die so entstandenen Übersetzungen wurden von einer Drittperson ins Englische zurück übersetzt, um etwaige Bedeutungsunterschiede zu identifizieren. Auf Grundlage dieses Vergleichs erfolgte eine Feinanpassung der Übersetzungen. In einem letzten Schritt wurden die Items nochmals an den spezifischen KI-Kontext sowie die sprachliche Verständlichkeit der Zielgruppe angepasst. Zwei Items wurden in diesem Prozess verworfen, ein neues Item ergänzt und mehrere Items inhaltlich leicht angepasst. Der finale Item-Katalog umfasste 39 Items. Tabelle 2 zeigt eine Darstellung der Dimension, die Anzahl Items pro Dimension sowie ein Beispielitem.

Tabelle 2: Dimensionen des entwickelten KI-Akzeptanzmodell inkl. Beispielitem.

Dimension	Anzahl Items	Beispielitem
Sozialer Einfluss	6	Personen, die ich kenne, nutzen künstliche Intelligenzen.
Hedonische Motivation	4	Die Interaktion mit künstlichen Intelligenzen ist unterhaltsam.
Vertrauenswahrnehmung	4	Künstliche Intelligenzen sind genauer als Menschen.
Anthropomorphismus	4	Künstliche Intelligenzen haben einen eigenen Willen.

KI-Angst	3	Das Arbeiten mit künstlichen Intelligenzen macht mich nervös.
Erwartete Nützlichkeit	5	Die Nutzung von künstlichen Intelligenzen erhöht meine Produktivität.
Erwarteter Aufwand	5	Das Arbeiten mit künstlichen Intelligenzen ist mir zu kompliziert.
Unterstützende Faktoren	5	Ich habe die notwendigen Kenntnisse, um künstliche Intelligenzen zu nutzen.
Nutzungsabsicht	3	Ich plane künstliche Intelligenzen in nächster Zeit zu nutzen.

Eine tabellarische Übersicht der Original-, erstübersetzten, rückübersetzten, angepassten und finalen Items sowie der jeweiligen Begründung für deren Anpassung oder Verwerfung ist dem Anhang D zu entnehmen.

Für die Erhebung wurde, angelehnt an die Originalstudien, die überwiegend zwischen fünf und sieben Antwortstufen variierten, eine sechsstufige Likert-Skala verwendet. Die entwickelte Skala umfasste die Antwortmöglichkeiten *ablehnend*, *grösstenteils ablehnend*, *eher ablehnend*, *eher zustimmend*, *grösstenteils zustimmend* und *zustimmend*. Die gerade Anzahl von Antwortmöglichkeiten wurde gewählt, um einer Tendenz zur Mitte entgegenzuwirken.

Der Fragebogen wurde mit der Online-Fragebogen Software von Tivian erstellt. Am Anfang enthielt er eine Einverständniserklärung sowie eine Einführung zur verwendeten Skala. Im Anschluss wurden demografische Daten wie Alter, Geschlecht, Nutzung von KI und Häufigkeit der Nutzung von KI erhoben. Auf Wunsch der Praxispartnerin wurde zusätzlich die Bekanntheit und Nutzung der KI-Anwendung Learn-with-AI erfragt. Die Items wurden thematisch geordnet nach Dimension präsentiert, wobei nach vier Items die Skalenbeschreibung wiederholt wurde.

Ein Pretest wurde vom 19. Februar 2025 bis 28. Februar 2025 mit fünf Personen durchgeführt. Da der Grossteil der Items aus validierten Studien stammt, lag der Fokus des Pretests auf formalen Aspekten wie Layout, Verständlichkeit und Navigation. Aufgrund der Rückmeldungen wurden kleinere Anpassungen bei den Antwortoptionen der demografischen Fragen vorgenommen. Zudem wurde auf

Wunsch der Praxispartnerin die Pflicht zur Beantwortung einzelner Items aufgehoben, um eine freiwillige Teilnahme zu betonen. Am Ende des Fragebogens wurde noch ein Kommentarfeld eingefügt, welches den Teilnehmenden ermöglichen sollte, einen Kommentar zu hinterlassen. Der finale Fragebogen ist dem Anhang E zu entnehmen.

Der finale Fragebogen wurde am 11. März 2025 veröffentlicht und durch die interne Kommunikation der Praxispartnerin an rund 90 Lehrpersonen versendet. Die Erhebungsphase dauerte bis zum 12. April 2025. Während dieses Zeitraums wurden die Lehrpersonen zweimal durch die Praxispartnerin zur Teilnahme erinnert.

Parallel zu der quantitativen Erhebung wurde ein qualitativer Leitfaden entwickelt und eine qualitative Erhebung durchgeführt, welche im nächsten Kapitel erläutert wird.

3.2 Qualitative Datenerhebung

Die qualitative Erhebung diene als Ergänzung zur quantitativen Untersuchung. Ziel war es, subjektive Absichten, Einstellungen und Empfindungen der Teilnehmenden tiefergehend zu erfassen. Hierfür wurde das halbstandardisierte Leitfadeninterview als Erhebungsmethode gewählt. Helfferich (2011) beschreibt dieses Interviewformat als besonders geeignet, da es einerseits Struktur bietet, andererseits aber ausreichend Raum für offene Erzählungen lässt.

3.2.1 Maximierungsstrategie und Sample

Zur Auswahl der Interviewpartnerinnen und Interviewpartner wurde eine Maximierungsstrategie verfolgt, mit dem Ziel, ein möglichst heterogenes Bild hinsichtlich Nutzungsverhalten, Einstellung und Altersgruppe zu erhalten.

Tabelle 3: *Maximierung Strategie*

Kriterium	Beschreibung
Nutzungsgrad	Einbezug von Personen, die KI regelmässig nutzen, sowie solche mit geringer oder keiner Nutzungserfahrung.
Einstellung	Integration von Teilnehmenden mit sowohl positiver als auch kritischer Haltung gegenüber KI.
Alter	Berücksichtigung unterschiedlichen Altersgruppen.

Aus der Maximierungsstrategie wurde folgendes Sample abgeleitet:

Tabelle 4: *Qualitatives Sampling*

Interview	Nutzungsgrad	Einstellung	Alter
Person 1	Regelmässig	Wohlwollend	20 – 40
Person 2	Regelmässig	Wohlwollend	41 – 60
Person 3	Selten	Wohlwollend	20 – 40
Person 4	Selten	Wohlwollend	41 – 60
Person 5	Selten	Kritisch	20 – 40
Person 6	Selten	Kritisch	41 – 60
Optional: Person 7	Regelmässig	Kritisch	20 – 40
Optional: Person 8	Regelmässig	Kritisch	41 – 60

Die Rekrutierung der Teilnehmenden erfolgte durch die Praxispartnerin.

3.2.2 Interviewleitfaden

Der Interviewleitfaden wurde nach dem Prinzip des Sammeln, Prüfen, Sortieren und Subsummieren (SPSS) nach Helfferich (2011) entwickelt. Grundlage bildeten die im KI-Akzeptanzmodell identifizierten Dimensionen sowie die zentrale Forschungsfrage. Der Leitfaden umfasste fünf Themenblöcke:

1. Allgemeine Einstellung zu KI
2. Befürchtungen und Hoffnungen
3. KI im Kontext der Ausbildung
4. Zukunftsperspektiven
5. Offene Ergänzungen der Befragten

Ergänzend wurden zu Beginn des Interviews demografische Angaben über Alter, Geschlecht, Nutzungsgrad sowie die Bekanntheit und Nutzung der KI-Plattform Learn-with-AI erfasst. Zudem wurden die Teilnehmenden über das Projekt informiert, eine Einverständniserklärung eingeholt und zur freien Erzählung aufgefordert.

Der Leitfaden wurde in mehreren Schritten überarbeitet. Zunächst wurde die Erstversion auf Verständlichkeit geprüft und überarbeitet. Die zweite Version wurde anschliessend von der Praxispartnerin und einer psychologischen Fachperson evaluiert. Nach einer weiteren Überarbeitung wurde die finale Version in einem Pretest mit einer Testperson auf Verständlichkeit und Dauer überprüft. Der finale Leitfaden sowie die Einverständniserklärung sind im Anhang F dokumentiert.

3.2.3 Durchführung der Interviews

Das erste Interview wurde am 26. März 2025 über die Kollaborationssoftware Microsoft Teams (Teams) per Videotelefonie durchgeführt. Um kurzfristige Anpassungen am Leitfaden zu ermöglichen, wurde zwischen dem ersten und den weiteren Interviews ein Tag Abstand eingeplant. Eine Interviewfrage erwies sich dabei als potenziell missverständlich und wurde daraufhin um ein erläuterndes Beispiel ergänzt. Die restlichen Interviews fanden zwischen dem 27. und 31. März 2025 statt. Vier Interviews wurden via Teams durchgeführt, zwei vor Ort bei der Praxispartnerin. Alle Interviews wurden auf Hochdeutsch geführt und aufgezeichnet. Bevor die Auswertung begann, wurden die Interviews transkribiert.

3.3 Stichprobe

Die Stichprobe wurde von der Praxispartnerin vorgegeben. Für die Beantwortung der Fragestellung kamen alle Lehrpersonen in Frage, die zum Zeitpunkt der Befragung bei der Praxispartnerin angestellt waren. Daraus ergab sich eine maximale Population von 90 Personen. Insgesamt nahmen 41 Personen an der Erhebung teil, was einer Rücklaufquote von 44% entspricht. Das Alter der Teilnehmenden lag zwischen 18 und 65 Jahren mit einem Durchschnittsalter von 44.5 Jahren. 28 Personen identifizierten sich als weiblichen, 10 als männliche, eine Person gab Divers an und zwei Personen machten keine Aussage zum Geschlecht. Sechs Personen gaben an, KI täglich zu nutzen, vier nutzen KI nach eigenen Angaben gar nicht und der Rest nutzte sie gelegentlich. 31 Personen kannten die KI-Anwendung Learn-with-AI, wovon 19 oder ca. 46% von ihnen sie zumindest gelegentlich verwendeten. Eine tabellarische Darstellung der quantitativen Stichprobe ist dem Anhang G zu entnehmen.

Die qualitative Stichprobe wurde analog zur quantitativen, von der Praxispartnerin rekrutiert und setzte sich aus demselben Personenkreis zusammen. Drei Personen gehörten dem weiblichen und vier dem männlichen Geschlecht an. Die Altersspanne war zwischen 35 und 56 Jahren mit einem Durchschnitt von 44.3 Jahren. Zwei nutzen KI-Anwendungen regelmässig, drei gelegentlich und zwei gar nicht. Bis auf zwei kannten alle die Anwendung Learn-with-AI. Tabelle 5 dokumentiert die Zusammensetzung der realisierten Stichprobe:

Tabelle 5: *Qualitative Stichprobe*

Interview	Nutzungsgrad KI	Einstellung KI	Alter	Interview- dauer	Interview- form	Bekanntheit Learn-with-AI
Person 1	selten	skeptisch	35	34:46 Min.	Teams	Bekannt
Person 2	Regelmässig	Wohlwollend	38	31:50 Min.	Teams	Bekannt
Person 3	selten	Wohlwollend	34	38:51 Min.	Teams	Bekannt
Person 4	nie	Wohlwollend	49	33:09 Min.	Teams	Unbekannt
Person 5	nie	skeptisch	56	32:32 Min.	Teams	Unbekannt
Person 6	regelmässig	Wohlwollend	47	40:55 Min.	Vor Ort	Bekannt
Person 7	selten	skeptisch	51	39:58 Min.	Vor Ort	Bekannt

3.4 Datenauswertung

Die quantitative Datenauswertung erfolgte mit den Softwareprogrammen IBM SPSS Statistics Version 29.0.2.0 (SPSS), Microsoft Excel Version 16.96.1 (Excel) und G*Power Version 3.1.9.6 (G*Power).

Die qualitative Auswertung erfolgte mit der Software MAXQDA Analytics Pro, Version 24.9.0. Das Transkribieren fand mit MAXQDA und der Integrierten Transkribierfunktion statt. Anschliessend wurden die Transkripte überprüft und angepasst.

3.4.1 Qualitative Datenauswertung

Die Qualitative Auswertung erfolgte in einem zirkulären Prozess nach Kuckartz & Rädiker (2020). Die Datenexploration fand anhand einer deskriptiven Analyse statt, bei der interessante Textstellen zusammengefasst wurden. Die Hauptkategorien wurden deduktiv erstellt, angelehnt an den Interviewleitfaden, die Fragestellungen und die Dimensionen des KI-Akzeptanzmodells. Anschliessend wurde eine Basiskodierung durchgeführt und alle Textstellen den Hauptkategorien zugeordnet. Die Kategorien wurden immer wieder mit dem Fokus, die Fragestellung zu beantworten, überprüft und angepasst. Wurde eine Kategorie nicht ausgeschöpft oder konnten Textstellen nicht zugeordnet werden, fand eine Anpassung statt. Die Feinkodierung und das Bilden der Sub-Kategorien fanden in einem weiteren induktiven Schritt statt. Die Textsegmente in den Hauptkategorien wurden analysiert und in verschiedene Aspekte der Hauptkategorie unterteilt. Für neu auftretende Aspekte wurden neue Sub-Kategorien definiert. Sub-Kategorien wurden in diesem

Schritt immer wieder erweiterte oder verändert, bis eine ausschöpfende Sättigung vorhanden war und alle kodierten Textstellen einer Sub-Kategorie zugeordnet werden konnten. Neben der Zuordnung fand eine Analyse der Textstellen statt und es wurden die Überschneidungen der Kategorien analysiert. Tabelle 6 ist eine Darstellung des definitiven Kategoriensystems inklusive deren Definitionen. Eine erweiterte tabellarische Übersicht aller Kategorien, inklusive deren Definition und Beispielzitate, ist dem Anhang H zu entnehmen.

Tabelle 6: Kategoriensystem inkl. Definitionen

Kategorie	Definition
Subjektives Empfinden	<i>Subjektiv empfundene Auswirkungen, die mit der Einführung und Nutzung von KI einhergehen.</i>
Fähigkeiten	<i>Subjektiv empfundene Auswirkung, wie der Einsatz von KI menschliche Fähigkeiten beeinflusst.</i>
Menschliche Interaktion	<i>Subjektiv empfundene Auswirkung, wie der Einsatz von KI sich auf die zwischenmenschliche Interaktion auswirkt.</i>
Berufsentwicklung	<i>Subjektiv empfundene Auswirkungen, wie der Einsatz von KI das eigene Berufsbild verändert.</i>
Chancen	<i>Subjektiv empfundene Vorteile, Chancen und Entwicklungen, durch den Einsatz von KI.</i>
Bedenken	<i>Subjektiv empfundene Bedenken, die durch den Einsatz von KI entstehen.</i>
Gesellschaftliche Bedenken	<i>Subjektiv empfundene gesellschaftliche Bedenken gegenüber den Folgen des KI-Einsatzes.</i>
KI-Angst	<i>Individuelles Unwohlsein und subjektive Ängste im Zusammenhang mit der Nutzung von KI.</i>
Datenschutz	<i>Subjektive Bedenken im Kontext von Datenschutz und informationstechnischer Sicherheit.</i>
Unterstützung	<i>Erlebter und antizipierter Unterstützungsbedarf im Kontext der Anwendung von KI.</i>
Austausch	<i>Erlebte sowie erwartete Formen des Austauschs im Kreis der KI-Nutzenden.</i>
Werkzeuge	<i>Erlebte und antizipierte Unterstützungsinstrumente für die praktische Nutzung von KI.</i>
Wissen und Schulung	<i>Wissensstand und wahrgenommener Wissensbedarf im Zusammenhang mit der Nutzung von KI.</i>
Institutionell	<i>Erlebte und erwartete Unterstützung durch die Organisation im</i>

	<i>Kontext der KI-Nutzung.</i>
Vertrauenswahrnehmung	<i>Vertrauen in die Kompetenzen von KI-Systemen und die Validität ihrer Ergebnisse aus subjektiver Perspektive.</i>
Funktionelle Qualität	<i>Individuelle Einschätzungen zu den funktionalen Potenzialen und Limitierungen von KI-Systemen</i>
Datenqualität	<i>Subjektive Einschätzung der Korrektheit und Qualität KI-generierter Ergebnisse.</i>
Anthropomorphismus	<i>Subjektiv empfundene Selbstständigkeit und Menschenähnlichkeit von KI.</i>
Hedonische Motivation	<i>Subjektiv empfundenes Vergnügen, Unterhaltung, Genuss und Neugier als motivationaler Aspekt bei der Nutzung von KI.</i>
Sozialer Einfluss	<i>Subjektiv wahrgenommener sozialer Einfluss auf die Entscheidung zur Nutzung von KI.</i>
Erwartete Nützlichkeit	<i>Subjektiv empfundene Erleichterung der Aufgabenerfüllung durch den Nutzen von KI.</i>
Arbeitsunterstützung	<i>Persönliche Bereitschaft, KI zur Arbeitsunterstützung und -erleichterung zu nutzen.</i>
Wissenserweiterung	<i>Persönliche Absicht, KI mit dem Ziel zur Erweiterung des eigenen Wissens zu nutzen.</i>
Zeitersparnis	<i>Persönliche Absicht, KI mit dem Ziel der Zeitgewinnung zu nutzen.</i>
Arbeitserleichterung	<i>Persönliche Absicht, KI mit dem Ziel einer subjektiven Erleichterung bestehender Aufgaben zu nutzen.</i>
Ideengeneration	<i>Persönliche Absicht, KI mit dem Ziel zur Generation von Ideen oder zum Entwickeln von Alternativen zu nutzen.</i>
Sinnhaftigkeit	<i>Subjektiv empfundene Sinnhaftigkeit von KI als Einflussfaktor für die individuelle Nutzung.</i>
Erwarteter Aufwand	<i>Subjektiv empfundener Mehraufwand und Schwierigkeiten im Umgang mit KI.</i>
Limitationen	<i>Subjektiv empfundene technische Einschränkungen, die mit zusätzlichem Aufwand bei der Nutzung von KI einhergehen.</i>
Kompetenzentwicklung	<i>Subjektiv empfundener Mehraufwand durch die Entwicklung individueller Kompetenzen im Umgang mit KI.</i>
Resultatüberprüfung	<i>Subjektiv empfundener Mehraufwand durch die notwendige Überprüfung KI-generierter Ergebnisse.</i>

Abbildung 6 zeigt das definitive Kategoriensystem mit der Summe der zugeordneten Textstellen.

Codesystem	Interview 1	Interview 2	Interview 3	Interview 4	Interview 5	Interview 6	Interview 7	SUMME
Subjektives Empfinden								0
Fähigkeiten	5	1	1	3	6	6	3	25
Menschliche Interaktion	3		2	2		5	1	13
Berufsentwicklung	2	2	2	3	4	6	2	21
Chance	1	6	3	5	3	3	4	25
Bedenken								0
Gesellschaftliche Bedenken		3	5	3	6		6	23
KI-Angst	2		1		1	2	2	8
Datenschutz	2	2	6	4	1		4	19
Unterstützung								0
Austausch	1	1	3	6		1	1	13
Werkzeuge	5		1			3		9
Wissen und Schulung	1	1				9	4	15
Institutionell	2	3	1	2	2	2	2	14
Vertrauenswahrnehmung								0
Funktionelle Qualität	2	3	1	5		7	1	19
Datenqualität	2	2	3	2	2	3		14
Anthropomorphismus	2		3	1	1	5	2	14
Hedonische Motivation	4	1	6	3	2	3	1	20
Sozialer Einfluss	3		3		3	5	6	20
Erwartete Nützlichkeit								0
Arbeitsunterstützung								0
Wissenserweiterung			1	7		1		9
Zeitersparnis	2	1	1	1		5		10
Arbeitsvereinfachung	5	7	5	1	2	4	5	29
Ideengeneration	3	5	3	5		7	1	24
Sinnhaftigkeit	3	2	2	2	5		4	18
Erwarteter Aufwand								0
Limitation	2	1	2			1		6
Kompetenzentwicklung	5	4	8	4	6	6	2	35
Resultatüberprüfung	1		2		1	3	1	8
Zitierfähige Stellen								0
Blumen am Wegesrand				1	2			3
Sonstiges								0
Σ SUMME	58	45	65	60	47	87	52	414

Abbildung 6. Darstellung Kategoriensystem inklusive Textstellenzuweisung aus MAXQDA Analytics Pro.

Eine Kategorienlandkarte, welche die Nähe und Zusammenhänge der Kategorien darstellt, ist dem Anhang I zu entnehmen.

3.4.2 Quantitative Datenauswertung

Als erstes wurden die Daten hinsichtlich Plausibilität, fehlenden Werten und Polung überprüft. Anschliessend fand eine Analyse auf Item-Ebene statt, gefolgt von einer Überprüfung der Reliabilität auf Dimensionsebene. Den Abschluss machen die Überprüfungen der Voraussetzungen für eine Regressionsanalyse.

Neun Items wiesen jeweils einen fehlenden Wert auf, welcher ausgeschlossen wurde. Das Item *Ich finde künstliche Intelligenzen einfach zu bedienen* der

Dimension *erwarteter Aufwand* musste aufgrund negativer Polung umgekehrt werden.

Für jedes Item wurde Mittelwert, Median, Standardabweichung, Varianz, genutzter Antwortbereich, Antworthäufigkeit, Trennschärfe und Item-Schwierigkeit berechnet und gemäss Bühner (2021) auf Auffälligkeiten geprüft. Drei Items wichen aufgrund deutlich verschobener Mittelwerte und dominanter Antwortoptionen von der Normalverteilung ab. Ein Item wies eine sehr geringe Standardabweichung $SD < 1$ auf. In 10 Items blieb je eine Antwortoption ungenutzt. 12 der Items zeigten eine Trennschärfe unter .30 und gelten damit als problematisch (Bühner, 2021).

Die Item-Schwierigkeit wurde als Anteil hoher Bewertungen interpretiert. Sieben Items überschritten einen Wert von 80 und gelten als eher leicht. Eine vollständige Tabelle mit allen Items und den berechneten Kennwerten befindet sich im Anhang J.

Die Reliabilität des Fragebogens wurde mittels Cronbach Alpha berechnet. Ein Wert von über .80 wird als gut beurteilt (Bühner, 2021). Der Cronbach Alpha Wert des gesamten Fragebogens betrug .85, was auf eine hohe Reliabilität des verwendeten Messinstruments schliessen lässt. Nur die Dimension *unterstützende Faktoren* wies mit einem Wert unter .80 eher eine geringe interne Konsistenz auf.

Tabelle 7 zeigt die Cronbach Alpha Werte der einzelnen Dimensionen.

Tabelle 7: Cronbach Alpha der einzelnen Dimensionen.

Dimension	Cronbach Alpha	Anzahl Items
Sozialer Einfluss	.84	6
Hedonische Motivation	.92	4
Vertrauenswahrnehmung	.89	4
Anthropomorphismus	.86	4
KI-Angst	.87	3
Unterstützende Faktoren	.74	5
Erwartete Nützlichkeit	.88	5
Erwarteter Aufwand	.83	5
Nutzungsabsicht	.95	3

Anmerkung. Verwendete Skala; 1 (*ablehnend*), 2 (*grösstenteils ablehnend*), 3 (*eher ablehnend*), 4 (*eher zustimmend*), 5 (*grösstenteils zustimmend*), 6 (*zustimmend*).

Die Normalverteilung der Residuen wurde mithilfe von Histogramm und Quantil-Quantil-Diagrammen visuell beurteilt. Die Homoskedastizität oder

Gleichverteilung der Residuen wurde anhand eines Streudiagramms zwischen standardisierten Residuen und vorhergesagten Werten überprüft. Es wurden keine Auffälligkeiten festgestellt. Die Histogramme, Quantil-Quantil-Diagramme und Streudiagramme sind dem Anhang K zu entnehmen.

Die Überprüfung auf Unabhängigkeit der Residuen wurde mit dem Durbin-Watson-Test überprüft. Nach Bühner & Ziegler (2009) gelten Werte zwischen 1.5 und 2.5 als akzeptabel. Diese Bedingung war bei allen Regressionsmodellen gegeben. Für die Überprüfung der Multikollinearität wurde der Varianz-Inflationsfaktor (VIF) herangezogen. Werte über 5 gelten als kritisch (Bühner & Ziegler, 2009). Alle berechneten VIF-Werte lagen unterhalb dieses Grenzwertes.

Mit einer nachträglichen Power-Analyse wurde die praktische Aussagekraft der gefundenen Zusammenhänge überprüft. Nach Döring & Bortz (2016) gilt ein Power-Wert von .80 als ausreichend, um eine zuverlässige Aussage über die Entdeckung echter Effekte treffen zu können. Alle durchgeführten Power-Analysen erreichten diesen Schwellenwert unter Annahme einer einseitigen Testung und einem Signifikanzniveau von $\alpha = .001$.

Nach Abschluss der Datenaufbereitung, Prüfung der Messqualität und den Voraussetzungen, folgt im nächsten Kapitel die Darstellung der Ergebnisse, in der die deskriptiven, inferenzstatistischen und qualitativen Befunde vorgestellt werden.

4 Ergebnisse

In diesem Kapitel werden die Ergebnisse der empirischen Untersuchung dargestellt. Ziel war es, die im theoretischen Modell formulierten Hypothesen zu überprüfen und ergänzende Einsichten aus qualitativen Interviews zu gewinnen. Dazu wurden drei Unterfragen erstellt:

Welche Faktoren beeinflussen die Nutzungsabsicht KI-gestützter Werkzeuge?

Welche Faktoren beeinflussen die erwartete Nützlichkeit KI-gestützter Werkzeuge?

Welche Faktoren beeinflussen den erwarteten Aufwand KI-gestützter Werkzeuge?

Zuerst werden die deskriptiven Ergebnisse der quantitativen Befragung präsentiert. Es folgen drei Regressionsanalysen, welche die Wirkzusammenhänge auf die *erwartete Nützlichkeit*, *den erwarteten Aufwand* und die *Nutzungsabsichten* testen. Anschliessend werden die zentralen Erkenntnisse aus den leitfadengestützten Interviews zusammengefasst und mit den quantitativen Ergebnissen in Beziehung gesetzt. Den Abschluss macht die Zusammenfassung der erweiterten qualitativen Erkenntnisse, welche für die Beantwortung der zwei qualitativen Unterfragen benötigt, werden:

Welche subjektiven Bedenken oder Hoffnungen äussern HFGS-Mitarbeitenden in Bezug auf künstliche Intelligenzen?

Welche Erwartungen haben HFGS-Mitarbeitende hinsichtlich Auswirkungen künstlicher Intelligenz auf ihren Beruf als Lehrperson?

4.1 Deskriptive Statistik

Für die deskriptive Statistik wurden Mittelwerte und Standardabweichung der Dimensionen sowie die Korrelationen nach Pearson berechnet.

Die deskriptive Auswertung lässt insgesamt auf eine positive Haltung der Lehrperson gegenüber KI-gestützten Werkzeugen schliessen. Die *Nutzungsabsicht* fällt mit einem Mittelwert von 4.44 hoch aus, ebenso wie die *erwartete Nützlichkeit* (MW = 3.9), *hedonische Motivation* (MW = 3.99) und die *unterstützenden Faktoren*

(MW = 4.16). Dies deutet auf eine förderliche Einstellung sowie günstige Rahmenbedingungen hin und legt nahe, dass viele Teilnehmende KI nicht nur als nützlich, sondern auch unterhaltsam oder interessant empfinden. Besonders niedrig ist *Anthropomorphismus* (MW = 1.93), was darauf schliessen lässt, dass der KI kaum menschenähnliche Eigenschaften zugeschrieben werden.

Die Standardabweichungen liegen für alle Dimensionen zwischen .90 und 1.26, was auf moderate, Beispiel bei der *erwarteten Nützlichkeit*, bis teilweise hohe, Beispiel bei der *KI-Angst*, Streuung der individuellen Einschätzungen hinweist.

Tabelle 8 zeigt die deskriptive Auswertung inklusive Mittelwert, Standardabweichung und Korrelationen.

Tabelle 8: *Korrelation zwischen den Dimensionen*

	MW	SD	SE	HM	VW	AP	AN	UF	EN	EA	NA
SE	3.70	.97	1								
HM	3.99	1.12	.378*	1							
VW	3.10	1.03	.419**	.395*	1						
AP	1.93	1.03	.081	.334*	.11	1					
AN	2.61	1.26	-.174	-.397*	-.388*	-.056	1				
UF	4.16	.90	.291	.266	.142	.058	-.363*	1			
EN	3.90	.90	.501***	.653***	.643***	.128	-.379*	0.225	1		
EA	2.76	.97	-.278	-.277	-.171	-.092	.565***	-.496***	-.18	1	
NA	4.44	1.21	.380*	.690***	.363*	.380*	-.505***	.341*	.565***	-.320*	1

Anmerkung. MW = Mittelwert, SD = Standardabweichung, SE = Sozialer Einfluss, HM = Hedonische Motivation, VW = Vertrauenswahrnehmung, AP = Anthropomorphismus, AN = KI-Angst, UF = Unterstützende Faktoren, EN = Erwartete Nützlichkeit, EA = Erwarteter Aufwand, NA = Nutzungsabsicht, * $p < .05$, ** $p < .01$, *** $p < 0.001$, $n = 41$. Verwendete Skala; 1 (ablehnend), 2 (grösstenteils ablehnend), 3 (eher ablehnend), 4 (eher zustimmend), 5 (grösstenteils zustimmend), 6 (zustimmend)

Die Ergebnisse der Korrelationsanalyse liefern erste Hinweise auf mögliche Zusammenhänge. Besonders deutlich wird der positive Zusammenhang von *hedonischer Motivation* auf die *erwartete Nützlichkeit* wie auch von *hedonischer Motivation* und *erwartete Nützlichkeit* auf die *Nutzungsabsicht* hervorgehoben. Gleichzeitig zeigt sich ein positiver Zusammenhang zwischen *KI-Angst* und *erwartetem Aufwand* sowie ein negativer Zusammenhang zwischen *KI-Angst* und *Nutzungsabsicht*. Insgesamt deuten die Korrelationen auf Zusammenhänge hin, die weitgehend mit den theoretisch abgeleiteten Hypothesen übereinstimmen. Als

nächstes wurden drei Regressionsanalysen gerechnet. Dabei zeigte sich, dass sich *hedonische Motivation* und *Vertrauenswahrnehmung* positiv auf die *erwartete Nützlichkeit* auswirken. *KI-Angst* hat einen positiven Effekt auf den *erwarteten Aufwand* und *erwarteter Nützlichkeit* hat einen positiven Effekt auf die *Nutzungsabsicht*. Abbildung 7 zeigt die Regressionskoeffizienten des gesamten Modells.

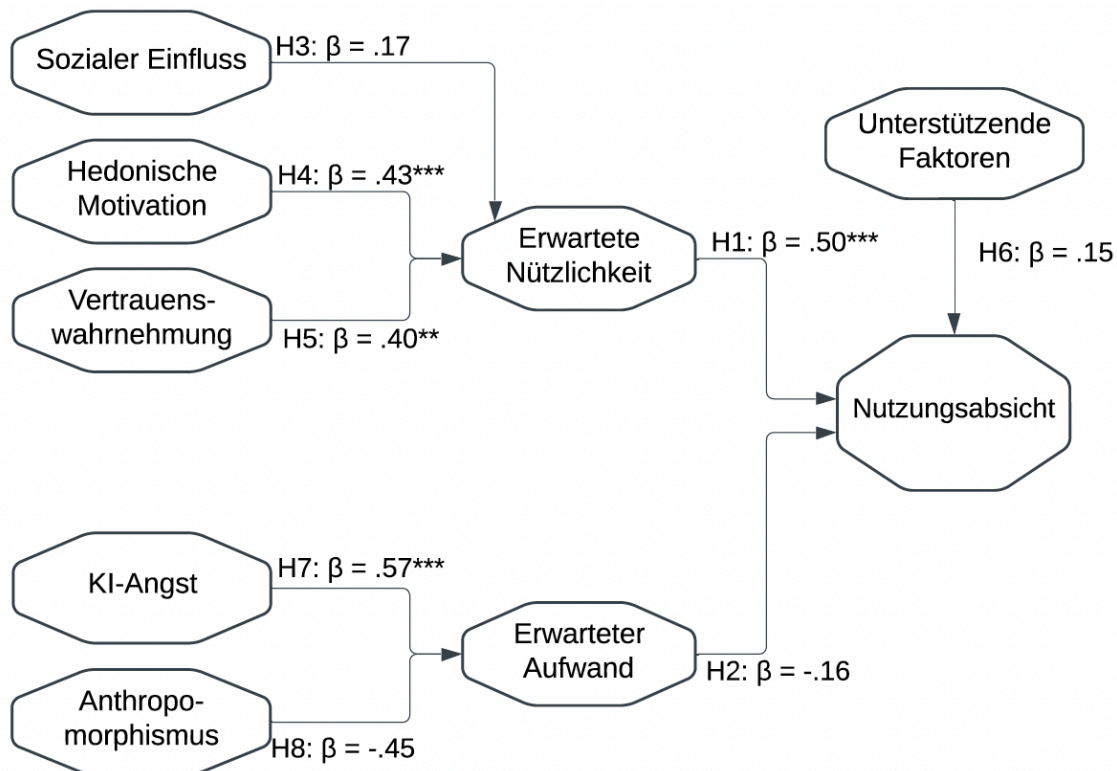


Abbildung 7. KI-Akzeptanzmodell mit den gerechneten Regressionskoeffizienten bei * $p < .05$, ** $p < .01$, *** $p < .001$.

In den nächsten Kapiteln wird detailliert auf die Ergebnisse der einzelnen Regressionsanalysen eingegangen, sowie deren Verknüpfung mit der qualitativen Auswertung.

4.2 Einfluss auf die erwartete Nützlichkeit

Die erste multiple lineare Regressionsanalyse untersucht den Zusammenhang zwischen den Prädiktoren *sozialer Einfluss*, *hedonische Motivation* und *Vertrauenswahrnehmung* auf die *erwartete Nützlichkeit*. Das Modell ist statistisch signifikant ($F(3,37) = 20.563$, $p < .001$) und erklärt 62.5% der Varianz der *erwarteten Nützlichkeit* ($R^2 = .625$, korrigiertes $R^2 = .595$).

Tabelle 9: Regressionsanalyse erwartete Nützlichkeit

	<i>B</i>	<i>SE(B)</i>	β	<i>T</i>	<i>p</i>
Konstante	.871	.419		2.081	.044
Sozialer Einfluss	.157	.106	.17	1.482	.147
Hedonische Motivation	.343	.09	.43	3.798	<.001
Vertrauenswahrnehmung	.350	.1	.402	3.482	.001
R²			.625***		
Korrigiertes R²			.595***		

Anmerkung. B = Regressionskoeffizient, SE(B) Standardfehler von B, β = standardisierter Regressionskoeffizient
T = T-Wert aus t-Test, p = Signifikanzniveau bei *p<.05, **p<.01, ***p<.001; n=41

Die Residuen weisen auf eine Normalverteilung, Homoskedastizität und Unabhängigkeit hin (Durbin-Watson = 1.968). Zwischen den Prädiktoren besteht keine Multikollinearität (VIF < 1.35). Eine nachträgliche Power-Analyse ($f^2 = 1.66$) ergab eine Teststärke von > .99.

4.2.1 Hypothese H3: Einfluss von sozialem Einfluss auf die erwartete Nützlichkeit

Sozialer Einfluss hatte keinen signifikanten Einfluss ($\beta = .170$, $p = .147$) auf die *erwartete Nützlichkeit*. Dies widerlegt die Annahmen der H3, dass die Wahrnehmung der Erwartungen und Überzeugungen nahestehender Personen sich auf die *erwartete Nützlichkeit* auswirkt.

Die qualitative Kategorie *sozialer Einfluss* legt allerdings nahe, dass das soziale Umfeld einen Einfluss sowohl auf die Nutzung wie auch auf die Verringerung der Nutzung von KI haben kann. So berichten fünf Personen von einem ersten Ausprobieren aufgrund von Empfehlungen aus dem sozialen Umfeld: «Und die Learn-with-AI Plattform habe ich, wo mir der Kollege das mal gezeigt hat. Einfach mal ein bisschen ausprobiert und mit ein paar darüber gesprochen» (Interview B07:12), während andere von ablehnenden Kommentaren im sozialen Umfeld berichten, was zu einer verringerten Nutzung führte: «Und sie haben gesagt, es ist manchmal ein bisschen wie oberflächlich und zum Teil kam dann auch trotzdem nicht brauchbare Antworten raus und also ich glaube, insgesamt hat sich das jetzt nicht so etabliert» (Interview B03:22).

Vertrauenspersonen innerhalb der eigenen Organisation können ebenfalls einen Einfluss auf die Nutzung von KI-Technologien ausüben. Die Abgrenzung zwischen *sozialem Einfluss* und *unterstützenden Faktoren* ist dabei nicht immer eindeutig, wie folgendes Zitat veranschaulicht: «Wir haben wirklich tolle Leute da. Und ich habe da grosses Vertrauen, dass wenn die ein Tool geprüft haben oder wenn die sagen, so und so kann man das nutzen, dass das dann auch so ist» (Interview B05:36). Diese Aussage überschneidet sich thematisch mit der Sub-Kategorie *Institutionelle Unterstützung*, welche dem übergeordneten Konstrukt *Unterstützende Faktoren* zugeordnet werden. Dies deutet darauf hin, dass *sozialer Einfluss* und *Unterstützende Faktoren* sich gegenseitig beeinflussen oder nicht eindeutig voneinander abgrenzen lassen.

4.2.2 Hypothese H4: Einfluss von hedonischer Motivation auf die erwartete Nützlichkeit

Hedonische Motivation ($\beta = .430$, $p < .001$) zeigte einen signifikant positiven Einfluss auf *die erwartete Nützlichkeit*. Dies stützt H4, dass Aspekte der hedonischen Motivation wie Neugier, Genuss oder Unterhaltung sich positiv auf die *erwartete Nützlichkeit* auswirken.

Die qualitativen Daten unterstützen ebenfalls die quantitativen Befunde, dass *hedonische Motivation* einen positiven Effekt auf die *Nutzungsabsicht* hat. Von allen Interviewten wurde Neugierde oder Spass als zentrale Faktoren für das Ausprobieren von KI erwähnt. Aussage aus Interview B02: «Wenn ich jetzt bei AI zum Beispiel, da probiere ich einfach spasseshalber Dinge aus» (Pos. 38) oder Interview B07: «Bringt mir das etwas? Will ich mal ausprobieren. Also das war so eine gewisse Neugier, sage ich mal» (Pos 24) sind beispielhaft dafür. Vereinzelt wurde auf potenzielle Risiken einer übermässigen KI-Nutzung hingewiesen: «[...] so ein bisschen wie im Casino und ob das beim Chat GPT vielleicht auch so ein Faktor ist, so dass man dann da so hängenbleibt» (Interview B03:34).

4.2.3 Hypothese H5: Einfluss von Vertrauenswahrnehmung auf die erwartete Nützlichkeit

Vertrauenswahrnehmung ($\beta = .402$, $p = .001$) zeigte, wie *hedonische Motivation* einen signifikant positiven Einfluss auf die *erwartete Nützlichkeit*. Dies unterstützt die Vermutung der H5, dass die Fähigkeit von KI, verlässliche, transparente und nachvollziehbare Ergebnisse zu liefern, sich positiv auf die *erwartete Nützlichkeit* auswirkt.

Die *Vertrauenswahrnehmung* unterteilt sich qualitativ in die beiden Sub-Kategorien *funktionale Qualität* und *Datenqualität*. Während Aussagen zu *funktionaler Qualität* wie «[...] die Diagnose von Krankheiten im ärztlichen Bereich die hat deutlich zum Beispiel an Qualität zugenommen und mittlerweile mit einer Studie, die ich gelesen habe, ist die besser als als Ärzte und Ärztinnen diagnostizieren würden, teilweise» (Interview B2:12) die Hypothese stützen, dass *Vertrauenswahrnehmung* die *Erwartete Nützlichkeit* beeinflusst, zeigen sich im Zusammenhang mit der *Datenqualität* Widersprüche. Die Richtigkeit der Informationen wird von allen Interviewten kritisch betrachtet. Wie Aussagen aus Interview B03 zeigen: «[...] wo irgendwelche Quellenangaben kommen, die gar nicht existieren oder Zitate. Oder wenn man sich in einem Thema auskennt und man merkt, diese Antworten ergeben überhaupt keinen Sinn» (Pos. 06) oder aus Interview B05: «[...] und sie hat einen super eloquenten Text gekriegt über diese Identitätstheorie, die überhaupt nicht existiert» (Pos. 28). Die Kategorie *Datenqualität* überschneidet sich mit der Sub-Kategorie *Resultatüberprüfung*, welche von den Interviewten als Aufwand empfunden wird, wie Interview B03 beschreibt: «[...] aber diese Überprüfungsarbeit generiert wie auch wieder eine gewisse Arbeit» (Pos. 06). Mehrere Personen beschrieben, wie die eigene Fähigkeit, einen Prompt zu schreiben, direkt mit der *Datenqualität* des Resultats verbunden war. Diese Erfahrung überschneidet sich mit der Sub-Kategorie *Kompetenzentwicklung*, welche auf das Konstrukt *erwarteter Aufwand* verweist. Dies legt nahe, dass die Entwicklung einer bestimmten Kompetenz mit einem erhöhten Aufwand verbunden ist und dass die erlangte Kompetenz wiederum die Qualität der Resultate beeinflusst.

4.3 Einfluss auf den erwarteten Aufwand

Die zweite multiple lineare Regressionsanalyse untersucht den Zusammenhang zwischen den Prädiktoren *Anthropomorphismus* und *KI-Angst* auf den *erwarteten Aufwand*. Das Modell ist statistisch signifikant ($F(2,38) = 9.08$, $p < .001$) und erklärte 32.3% der Varianz des *erwarteten Aufwands* ($R^2 = .323$; korrigiertes $R^2 = .288$).

Tabelle 10: Regressionsanalyse erwarteter Aufwand

	<i>B</i>	<i>SE(B)</i>	β	<i>T</i>	<i>p</i>
Konstante	1.736	.396		4.386	<.001
Anthropomorphismus	-.057	.127	-.061	-.454	.653
KI-Angst	.436	.104	.569	4.206	<.001
R²			.329***		
Korrigiertes R²			.288***		

Anmerkung. *B* = Regressionskoeffizient, *SE(B)* Standardfehler von *B*, β = standardisierter Regressionskoeffizient
T = *T*-Wert aus *t*-Test, *p* = Signifikanzniveau bei * $p < .05$, ** $p < .01$, *** $p < .001$; $n = 41$

Die Residuen weisen auf eine Normalverteilung, Homoskedastizität und Unabhängigkeit hin (Durbin-Watson = 1.74). Zwischen den Prädiktoren besteht keine Multikollinearität ($VIF < 1$). Eine nachträgliche Power-Analyse ($f^2 = .477$) ergab eine Teststärke von .85.

4.3.1 Hypothese H7: Einfluss von KI-Angst auf den erwarteten Aufwand

KI-Angst ($\beta = .56$, $p < .001$) zeigte einen signifikant positiven Einfluss auf den *erwarteten Aufwand* und stützt damit die H7, dass Gefühle von Unsicherheit, Sorge oder Angst sich positiv auf den *erwarteten Aufwand* auswirken.

KI-Angst wird in der qualitativen Analyse als Subsub-Kategorie eingeordnet und wurde von fünf Personen thematisiert. Dabei zeigt sich, dass die Benutzung oder die Vorstellung der Benutzung von KI ein Unwohlsein auslösen kann, wie in Interview B06 beschrieben wird: «Und es war mir am Anfang das will ich nicht, dass nein, das war mir unheimlich» (Pos. 13). Dies unterstützt die signifikante Rolle von *KI-Angst* auf den *erwarteten Aufwand*. Allerdings zeigte die qualitative Analyse, dass *KI-Ängste* in einem grösseren Kontext, der sich mit Bedenken über die Konsequenzen einer KI-Nutzung auseinandersetzt, untergeordnet sind. Diese wurden neben *KI-Angst* in den Subsub-Kategorien *Datenschutz* und *gesellschaftliche Bedenken* erfasst. *Datenschutz* wurde dabei von sechs der

Interviewten als eines der grössten Bedenken angeführt, wie folgende Aussage aufzeigt: «Also die die grössten Bedenken sind eigentlich Datenschutz datenschutzrelevante Sachen» (InterviewB02:24). Gesellschaftliche Bedenken wie der gleiche Zugang für alle – «Dann ist die Frage, kann man allen Leuten im Endeffekt den gleichen Zugang geben? Das ist eine ganz wichtige Sache» (Interview B04:28) – oder das Thema Energie – «Nun gut, also energietechnisch ist es zum Teil sehr problematisch, denke ich» (Interview B03:14) – wurden von insgesamt fünf Personen genannt. Weniger eindeutig sind Aussagen über menschliche Fähigkeiten, welche in der Sub-Kategorie *Fähigkeiten* aufgeführt wurden. Während in Interview B04 Bedenken über deren Verlust geäußert wurden: «Da sehe ich aber eine Gefahr natürlich, dass die Leute den Code nicht mehr selber schreiben können, dass sie nicht mehr selber denken und die Gefahr der Abhängigkeit auch wieder als Problematik» (Pos. 18), sah eine andere Person eher eine Chance: «Ich kann auch Critical Thinking lernen, wenn ich mit Chat GPT arbeite» (Interview B06:25). In dieselbe Richtung gehen Aussagen über die zwischenmenschliche Interaktion. Während einige interviewte Personen, wie in Interview B04, Bedenken äusserten: «Menschliche Interaktion sehe ich vielleicht mal als Nachteil, dass die Leute vielleicht nur noch und das sehen wir ja mit der Bildschirmnutzung hinter irgendwelchen Bildschirmen hocken und vergessen das ja auch miteinander» (Pos. 28), gab es Stimmen, die Chancen sahen: «[...] wenn Leute sich einsam fühlen oder Pflege oder Unterstützung brauchen, dass sie da wie Roboter haben, die das Übernehmen» (Interview 03:38).

4.3.2 Hypothese H8: Einfluss von Anthropomorphismus auf den erwarteten Aufwand.

Anthropomorphismus war kein signifikanter Einflussfaktor ($\beta = -.06$, $p = .653$) auf den *erwarteten Aufwand*. Dies widerlegt die Annahme der H8, dass sich die Zuschreibung menschlicher Eigenschaften an eine KI auf den *erwarteten Aufwand* auswirkt.

Die qualitativen Daten unterstützen dabei die statistische Auswertung und weisen darauf hin, dass *Anthropomorphismus* keinen Einfluss auf den *empfundenen Aufwand* hat. *Anthropomorphismus* wurde von sechs der interviewten Personen

angesprochen, wobei die Mehrheit der KI keine menschenähnlichen Eigenschaften zuschrieb. Aussagen wie: «Ob das wirklich ein Bewusstsein langsam generiert wie ein Mensch. Und er hat gesagt ja gut, ist etwa das Gleiche, wie wenn wir sagen, ein U-Boot kann schwimmen» (Interview B03:36), verdeutlichen dies. Nur eine Stimme zeigte Bedenken in Bezug auf die KI-Entwicklung: «Ja. Ich hoffe nicht, dass es sich so entwickelt, dass irgendwann tatsächlich von oben Vorgaben sind, dass vermeintlich die KI rationaler oder gescheiter ist als wir und quasi wir gefordert sind, der KI zu folgen, anstatt umgekehrt» (Interview B05:52). *Anthropomorphismus* weist Überschneidungen mit der Sub-Kategorie *Chancen* auf, die aufzeigt, dass menschenähnliche Eigenschaften von KI-Systemen potenziell gewinnbringend eingesetzt werden können.

4.4 Einfluss auf die Nutzungsabsicht

Die dritte multiple lineare Regressionsanalyse untersucht den Zusammenhang zwischen den Prädiktoren *erwarteter Nützlichkeit*, *erwarteter Aufwand* und *unterstützenden Faktoren* auf die *Nutzungsabsicht*. Das Modell ist statistisch signifikant ($F(3,37) = 7.74$, $p < .001$) und erklärt 38.6 % der Varianz der *Nutzungsabsicht* ($R^2 = .386$; korrigiertes $R^2 = .336$).

Tabelle 11: *Regressionsanalyse Nutzungsabsicht*

	<i>B</i>	<i>SE(B)</i>	β	<i>T</i>	<i>p</i>
Konstante	1.465	1.331		1.101	0.278
Erwartete Nützlichkeit	.681	.18	.503	3.792	<.001
Erwarteter Aufwand	-.193	.185	-.155	-1.041	.305
Unterstützende Faktoren	.204	.203	.151	1.008	.32
R²			.386***		
Korrigiertes R²			.336***		

Anmerkung. *B* = Regressionskoeffizient, *SE(B)* Standardfehler von *B*, β = standardisierter Regressionskoeffizient
T = *T*-Wert aus *t*-Test, *p* = Signifikanzniveau bei * $p < .05$, ** $p < .01$, *** $p < .001$; $n = 41$

Die Residuen weisen auf eine Normalverteilung, Homoskedastizität und Unabhängigkeit hin (Durbin-Watson = 1.54). Zwischen den Prädiktoren besteht keine Multikollinearität ($VIF < 1.36$). Eine nachträgliche Power-Analyse ($f^2 = .629$) ergab eine Teststärke von .95.

4.4.1 Hypothese H1: Einfluss der erwarteten Nützlichkeit auf die Nutzungsabsicht

Erwartete Nützlichkeit ($\beta = .50, p < .001$) zeigte einen signifikant positiven Einfluss auf die *Nutzungsabsicht*. Dies unterstützt die Annahme der H1, dass die subjektive Einschätzung, dass die Nutzung von KI die Effizienz und Qualität der eigenen Aufgabenerfüllung erleichtert, die *Nutzungsabsicht* positiv beeinflusst.

Die qualitativen Daten unterstützen zusätzlich diese Hypothese. Zwei Sub-Kategorien, *Arbeitsunterstützung* und *Sinnhaftigkeit* wurden gebildet. Im Bereich der *Arbeitsunterstützung* wurden vier weitere Subsub-Kategorien gebildet: *Arbeitserleichterung*, *Zeitersparnis*, *Ideengeneration* und *Wissenserweiterung*. Alle Interviewten Personen beschrieben, wie KI als Erleichterung bei beruflichen Aufgaben hilft, etwa beim Generieren von Fallbeispielen wie eine Person beschrieb:

Also ich habe es schon genutzt, beispielsweise wenn es darum geht, Fallbeispiele zu formulieren. Das ist immer eine sehr aufwendige Geschichte, dass es ein authentisches Beispiel gibt und da habe ich auch schon bewusst. (..) Chat GPT Angefragt oder verwendet, um ein passendes Beispiel zu formulieren. Das hat erstaunlich gute. Mit ein paar Stichworten konnte ich da erstaunlich gute Ergebnisse. erzielen, die mir die Arbeit dann doch erleichtert hat. (Interview B07:14)

Einzelne Aussagen zeigt, dass die Task-Erleichterung auch kritisch betrachtet werden kann, wenn KI überall eingesetzt wird: «Ja, also ich denke, es ist halt wie natürlich die Gefahr da, dass Leute das wieso versuchen zu nutzen, um ja sich völlig. (..) Also alles, alles zu erleichtern» (Interview B02:30).

Fünf Personen betonten, dass KI ihnen helfe, Aufgaben schneller zu bewältigen: «Ich sehe zum Beispiel jetzt bei mir den Zeitvorteil» (Interview B01:24) oder: «Und so gebe ich das quasi der KI und die KI generiert mir ein super Fallbeispiel und das ist für mich unheimliche Zeitersparnis» (Interview B06:15). Dies wird auch durch die

Daten gestützt, die zum Beispiel über das quantitative Item: *Mit künstlichen Intelligenzen, kann ich meine Aufgaben schneller erledigen*, erhoben wurden.

Sechs der Befragten beschrieb KI als eine Methode der kreativen Unterstützung. Sei dies beim Finden von Ideen oder Generieren von Alternativen:

Also, wenn ich irgendwo drin bin, zum Beispiel, sei es auch in Unterrichtsplanung und ich habe dann so eine Idee, dann denke ich wie, was, was gäbe es noch für Ideen und ich nutze es. Also wie fast tatsächlich als Alternative zu einem Austausch würde, ich sagen. (Interview B02:20)

Drei Personen sahen in der KI die Chance, einfacher an Wissen heranzukommen. Sie beschrieben, dass die Wissenserweiterung und Vernetzung für Sie einen Nutzen hat, wie die folgende Aussage darstellt: «Was gibt es da, Was gibt es da im Endeffekt an neuesten Forschungen? Um zu checken, bin ich aktuell mit meinen Recherchen oder nicht? Und ich sehe da eine Riesenchance, an globales Wissen heranzukommen» (Interview B04:12).

Die Sub-Kategorie *Sinnhaftigkeit* relativiert den positiven Effekt. Sechs der interviewten Personen äusserten, dass sie den Einsatz von KI entweder als wenig sinnvoll – «Ich kann bis jetzt, glaube ich selber noch gehaltvoller und besser formulieren als die KI. Ja, ich habe es nicht gebraucht» (Interview B05:22) – oder als nicht intuitiv – «Frage ist glaube ich eher für mich, ob ich darauf überhaupt komme. Auf den Gedanken so, weil ich manchmal noch gar nicht so diesen Schwenk mache, aber man könnte die KI fragen» (Interview B02:22) – empfinden. Dadurch kann der wahrgenommene Nutzen gehemmt sein.

4.4.2 Hypothese H2: Einfluss des erwarteten Aufwands auf die Nutzungsabsicht

Erwarteter Aufwand ($\beta = -.16$, $p = .305$) war kein signifikanter Prädiktor auf die *Nutzungsabsicht*. Dies widerlegt die Vermutung der H2, dass sich wahrgenommene Schwierigkeit und Aufwand negativ auf die *Nutzungsabsicht* auswirken.

Obwohl quantitativ, bei *erwartetem Aufwand* kein signifikanter Einfluss auf die *Nutzungsabsicht* festgestellt wurde, zeigen die qualitativen Daten, dass ein Mehraufwand wahrgenommen wird. *Erwarteter Aufwand* konnte qualitativ in die drei Sub-Kategorien *Limitationen*, *Resultatüberprüfung* und *Kompetenzentwicklung* unterteilt werden. Von allen Interviewenden wurde die *Kompetenzentwicklung* als der Faktor identifiziert, welcher den grössten Mehraufwand mit sich bringt. Kompetenzen wie das richtige Prompten oder das kritische Hinterfragen von Resultaten müssen entwickelt werden, wie folgende Aussage zeigt: «Meine Einschätzung ist aber nach den wenigen Versuchen, die ich gemacht habe, dass das Formulieren eines guten Prompts deutlich mehr Sprachkompetenz braucht, als einfach den Text schnell selber zu schreiben» (Interview B05:30).

Fünf Personen sahen einen Mehraufwand, der durch die Überprüfung von KI-generierten Inhalten entsteht. Dies zeigt sich beispielsweise in der zusätzlichen Überprüfung von schriftlichen Prüfungen durch eine mündliche Absicherung, wie folgendes Beispiel zeigt: «Das hat jetzt dazu geführt, dass es eine neue Umsetzungsform gibt, die durchaus aufwändiger ist, also mit Schriftlichkeit plus jetzt noch ein zusätzlicher mündlicher Teil, um zu überprüfen, ob Sie verstanden haben, was Sie schreiben» (Interview B07:45).

Vier Personen beschrieben zudem, dass vor allem durch technische Limitationen von KI ein Mehraufwand entstehen kann.

Trotz des empfundenen Mehraufwands stützen die Aussagen die quantitativen Daten. Von keiner Person wurde erwähnt, dass durch den *erwarteten Aufwand* ein negativer Effekt entsteht, die eine Nicht-Nutzung von KI zur Folge hätte.

4.4.3 Hypothese H6: Einfluss von unterstützenden Faktoren auf die Nutzungsabsicht

Unterstützenden Faktoren ($\beta = .15$, $p = .320$) hatten wie *erwarteter Aufwand* keinen signifikanten Einfluss auf die *Nutzungsabsicht*. Dies widerspricht der Annahme der H6, dass Verfügbarkeit von Ressourcen, Schulung und technischer Unterstützung sich positiv auf die *Nutzungsabsicht* auswirken.

Im Gegensatz zu den quantitativen Ergebnissen zeigen die qualitativen Daten, dass unterstützende Rahmenbedingungen einen Einfluss auf die *Nutzungsabsicht*

haben können. Diese Rahmenbedingungen wurden in den Sub-Kategorien *Institutionelle Unterstützung, Wissen und Schulung, Austausch und Werkzeuge* erfasst. In der Sub-Kategorie *institutionelle Unterstützung* wurde mehrfach betont, dass institutionelle Unterstützung durch Schulung oder Zugang zur Technologie als förderlich wahrgenommen wurde: «Wer möchte denn so einen Zugang, das auch angeboten wurde, wer möchte denn noch eine Sitzung spezifisch? Genau das fand ich toll» (Interview B02:46). Bei ausbleibender aktiver Unterstützung wurde dagegen von einer Zurückhaltung in der Nutzung oder von einer Rückkehr zu bekannten Plattformen berichtet:

Ich hatte ein Gespräch, wo mir das wieder freigeschaltet worden wurde und danach hatte ich jetzt eigentlich keinen grossen Kontakt mehr. Also ich denke, wenn ich auf sie zugegangen wäre, wäre das natürlich sicher sicher möglich gewesen oder auch hätte ich Unterstützung gekriegt, aber eben, da ich irgendwie mit anderen Dingen beschäftigt war. Dann, dann habe ich, bin ich wie öfters Bekannte Chat GPT zurück und genau hat sich das andere habe ich ein bisschen aus den Augen verloren Vielleicht. (Interview B03:28)

Der Wunsch nach mehr Wissen und Schulung wurde von zwei Personen explizit erwähnt: «Eigentlich haben wir das Learn-with-AI schon lange jetzt. Und man will es ja auch wirklich in den Unterricht integrieren. Da müsste jetzt wie für mich mehr laufen. Und zwar mehr Schulung für uns» (Interview B06:45).

Weitere, positive Aspekte, die jedoch nicht zwingend entscheidungsrelevant waren, betrafen Austauschmöglichkeiten unter den Nutzenden sowie Werkzeuge, beispielsweise in Form eines Anwenderkatalogs.

4.5 Qualitative Ergebnisse zu subjektivem Empfinden

Um über die quantitativen Hypothesen hinausgehende Einsichten in subjektive Einstellungen zu gewinnen, wurde im Rahmen der qualitativen Inhaltsanalyse die

Kategorie *subjektives Empfinden* gebildet. Diese Kategorie beinhalten Aussagen der Befragten zu persönlichen Bedenken, Hoffnungen sowie wahrgenommene Auswirkungen auf die Berufsausbildung. Die Analyse zeigt, dass viele der interviewten Personen Bedenken über die möglichen Konsequenzen von KI-Anwendung haben, welche bereits in Kapitel 4.3 aufgezeigt wurden. Die Analyse zeigt auch, dass neben den geäußerten Bedenken alle interviewten Personen zuversichtlich waren und diverse Chancen in der Nutzung von KI-Technologien sehen, wie dies in den Aussagen der Sub-Kategorie *Chance* widerspiegelt wird:

Ich glaube, das ist eine sehr grosse Chance. Ich sehe sehr viel Potenzial in ihm, in Virtual Reality. Einfach nur von der Idee. Und ich weiss ja auch, dass es bei uns so ein bisschen gemacht wird und dass dort, glaube ich, die Kombi mit KI grossartig sein könnte. (Interview B02:60)

Ebenfalls erwähnten alle interviewten Personen in der Sub-Kategorie *Fähigkeiten*, dass sie einen Einfluss von KI auf die individuellen Fähigkeiten von Personen erwarten. Dabei wurde die Kompetenz, Informationen kritisch zu hinterfragen, mehrfach hervorgehoben. Ihre Entwicklung wurde als eine der künftigen Hauptschwierigkeiten betrachtet. Hingegen betonten nur wenige Aussagen, dass KI auch Kompetenzen fördern kann: «Und daher könnte es, wenn das gut umgesetzt wird, auch eine Professionalisierung befördern» (Interview B03:38).

Fünf Personen waren der Meinung, dass menschliche Interaktionen in Zukunft wichtiger werden, wie Interview B01 beschreibt: «Gibt es doch Themen oder Unterrichte, die vielleicht ja nicht auf KI basiert oder vielleicht auch ganz ohne KI stattfinden sollen, weil es dann die Person braucht, den Austausch braucht, Das Menschliche braucht, sage ich jetzt mal» (Pos. 38).

Die Haltung der Organisation gegenüber KI wurde durchweg positiv beurteilt. Die Interviewten betonten, dass sie es begrüßen, dass sich die Praxispartnerin aktiv mit der Thematik auseinandersetzt und entsprechende Tools zur Verfügung stellt, wie

folgende Aussage bekräftigt: «Grundsätzlich gut, also ich finde es toll, dass man da mitgeht. Ich sehe auch nicht gross, dass man das wie ignorieren kann, weil ja die Studierenden das alle nachvollziehbarerweise nutzen und interessant finden» (Interview B03:26).

In ihrer Berufsrolle als Lehrperson gaben mehrere interviewte Personen an, dass Sie mit einer Transformation ihrer Rolle rechnen – weg von der klassischen Lehrperson hin zu einer coachenden oder begleitenden Funktion –, wie die folgende Aussage exemplarisch zeigt: «Ich bin quasi kein Lehrer mehr. Ich bin nur noch Coach, Begleiter und Coach» (Interview B06:57). Die meisten der Interviewten sehen eine Arbeitserleichterung ihrer Aufgaben durch die Nutzung von KI. Mehrere Personen betonten zudem, dass zukünftig individuelle, digitale Lerncoachs eine Chance in der Berufsausbildung für die Studierenden sind. Lediglich eine Person äusserte den Wunsch, dass sich die eigene Tätigkeit nicht durch KI verändern möge, da sie in diesem Kontext keinen Mehrwert erkenne.

Zusammengefasst zeigen die Ergebnisse, dass *hedonische Motivation* und *Vertrauenswahrnehmung* einen positiven Einfluss auf die *erwartete Nützlichkeit* haben. *Erwartete Nützlichkeit* hat wiederum einen signifikanten Effekt auf die *Nutzungsabsicht*, während *erwarteter Aufwand* und *unterstützende Faktoren* keinen signifikanten Einfluss zeigten. *KI-Angst* hatte hingegen einen positiven Einfluss auf den *erwarteten Aufwand*, was ebenfalls durch qualitative Aussagen gestützt wird. Die qualitative Analyse ergänzt die Befunde um subjektive Perspektiven. Viele interviewte Personen beschrieben Neugier, Freude und Arbeitsentlastung als zentrale Nutzungsmotive, äusserten aber auch Bedenken bezüglich des Datenschutzes, eines möglichen Kompetenzverlusts oder gesellschaftlicher Folgen. Tabelle 11 zeigt eine tabellarische Zusammenfassung der Ergebnisse.

Tabelle 12: Zusammenfassung der empirischen Überprüfung der Hypothesen

Hypothese	Quantitatives Ergebnis		Qualitative Bedeutung
H 1	$\beta = .50, p < .001$	Stützt H1	Stützt die quantitativen Daten. Zeitersparnis, Arbeitsunterstützung und Ideengenerierung werden als zentrale Nutzungsmotive benannt.
H 2	$\beta = -.16, p = .305$	Verwirft H2	Stützt die quantitativen Daten. Aufwand wird als real empfunden, beeinflusst die Nutzungsabsicht jedoch nicht negativ.
H 3	$\beta = .170, p = .147$	Verwirft H3	Weicht von den quantitativen Daten ab. Soziale Kontakte beeinflussen laut Interviews die Bereitschaft, KI auszuprobieren und zu nutzen.
H 4	$\beta = .430, p < .001$	Stützt H4	Stützt die quantitativen Daten. Neugier, Spass und Unterhaltungswert werden als Nutzungsmotive genannt.
H 5	$\beta = .402, p = .001$	Stützt H5	Weicht von den quantitativen Daten teilweise ab. Funktionale Qualität wird geschätzt, jedoch wird die Datenqualität häufig angezweifelt.
H 6	$\beta = .15, p = .320$	Verwirft H6	Weicht von den quantitativen Daten teilweise ab. Organisationale Unterstützung wird qualitativ als hilfreich und förderlich beschrieben.
H 7	$\beta = .56, p < .001$	Stützt H7	Stützt die quantitativen Daten. KI-Angst zeigt sich als emotionaler Aufwand, ist jedoch Teil umfassenderer Bedenken.
H 8	$\beta = -.06, p = .653$	Verwirft H8	Stützt die quantitativen Daten. Menschenähnliche Eigenschaften von KI werden von den Befragten kaum wahrgenommen.

Auf Grundlage der dargestellten Ergebnisse folgt im nächsten Kapitel die Diskussion, in der die zentralen Befunde interpretiert, mit bestehenden Forschungsergebnissen in Beziehung gesetzt und Implikationen für die Praxis abgeleitet werden.

5 Diskussion

Die zentrale Forschungsfrage dieser Arbeit lautete: ***Welche Faktoren beeinflussen die Akzeptanz und Nutzung digitaler Werkzeuge mit integrierter künstlicher Intelligenz?***

Die Untersuchung zeigt, dass insbesondere die *erwartete Nützlichkeit*, *hedonische Motivation* und *Vertrauenswahrnehmung* entscheidende Einflussfaktoren auf die *Nutzungsabsicht* von KI-Systemen darstellen. Dagegen scheinen *erwarteter Aufwand*, *unterstützende Faktoren* und *sozialer Einfluss* vor allem in der frühen Phase der Nutzung eine Rolle zu spielen und verlieren mit zunehmender Nutzungserfahrung an Bedeutung.

Im Folgenden werden die zentralen Ergebnisse entlang der empirischen Unterfragen diskutiert. Abschliessend folgen praktische Implikationen, Limitationen sowie ein Ausblick auf zukünftige Forschung.

Die Ergebnisse zur ersten Unterfrage: ***Welche Faktoren beeinflussen die Nutzungsabsicht KI-gestützter Werkzeuge?*** zeigen, dass insbesondere die *erwartete Nützlichkeit* einen signifikant positiven Einfluss auf die *Nutzungsabsichten* hat. Nutzende, die Vorteile wie Zeitersparnis, Arbeitserleichterung oder kreative Unterstützung wahrnehmen, zeigen eine höhere Bereitschaft zur Nutzung von KI-Anwendungen. Diese Befunde bestätigen zentrale Annahmen des TAM, wie Yousafzai et al. (2007a) in seiner Metaanalyse aufzeigt. Auch Untersuchungen des AIDUA-Modells zeigten den stärksten Effekt zwischen dem erwarteten Nutzen und der emotionalen Bewertung einer KI-Technologie.

Der *erwartete Aufwand* hingegen zeigt keinen signifikanten Einfluss, obwohl viele der interviewten Personen ihn als relevant wahrnahmen. Dies steht im Widerspruch zur Annahme des AIDUA-Modells, deckt sich jedoch mit den Befunden von Thomas et al. (2013) und Yousafzai et al. (2007a), die nahelegen, dass die Relevanz des Aufwandes mit wachsender Nutzungserfahrung abnimmt. Die Ergebnisse deuten auch darauf hin, dass Nutzende vor allem dann bereit sind, KI zu verwenden, wenn sie einen Sinn in deren Einsatz erkennen, unabhängig vom Aufwand.

Auch die Hypothese, dass *unterstützende Faktoren* wie technische Hilfen oder Schulung einen positiven Einfluss haben, konnte nicht bestätigt werden. Dies steht im Gegensatz zur Studie der SRIW-Skala von Lu et al. (2019). Allerdings wurde in der SRIW-Studie der Einsatz von autonomen Servicerobotern untersucht, während in dieser Arbeit KI-Plattformen als Unterstützung zum Menschen im Fokus standen. Die UTAUT-Studie von Venkatesh et al. (2003) zeigt zudem auf, dass die Wirkung *unterstützender Faktoren* stark vom Alter und der Erfahrung abhängt. Dieser Effekt wird in den qualitativen Daten dieser Studie angedeutet. Unterstützende Massnahmen sind demnach vor allem zu Beginn wichtig und verlieren mit wachsender Vertrautheit an Einfluss.

Welche Faktoren sich auf die erwartete Nützlichkeit auswirken, wurde anhand der zweiten Unterfrage: ***Welche Faktoren beeinflussen die erwartete Nützlichkeit KI-gestützter Werkzeuge? untersucht.***

Besonders deutlich wurde der positive Einfluss der *hedonischen Motivation* auf die *erwartete Nützlichkeit*. Neugier, Unterhaltung und Freude an der Anwendung wurden sowohl quantitativ als auch qualitativ als zentrale Treiber identifiziert. Dieser Zusammenhang wurde bereits in Studien des AIDUA-Modell von Gursoy et al. (2019) betont. Dieser Effekt zeigte sich auch in der Studie von Sohn & Kwon (2020), welche anhand des TAM- und UTAUT-Modell die Akzeptanz verschiedener KI-Anwendungen untersuchten. Dabei wurde bei allen Anwendungen das Vergnügen als einer der stärksten positiven Faktoren auf die *erwartete Nützlichkeit* identifiziert.

Ein weiterer signifikanter Einflussfaktor war die *Vertrauenswahrnehmung*. Obwohl in den Interviews Zweifeln an der Datenqualität KI-generierter Ergebnisse geäußert wurde, zeigte sich insgesamt ein starker Zusammenhang zwischen Vertrauen in die Ergebnisse und der *erwarteten Nützlichkeit*. Diese Einschätzung deckt sich mit der Metaanalyse von Yousafzai et al. (2007a). Die Vermutung liegt nahe, dass die Zweifel an der Datenqualität insbesondere ein Phänomen in der Anwendung von KI-Chatbots sind, welche im Kontext der Befragung, die häufigste genutzte KI-Form darstellte.

Die Hypothese, dass *sozialer Einfluss* einen Effekt auf die *erwartete Nützlichkeit* hat, wurde quantitativ nicht bestätigt. Qualitativ ergaben sich jedoch Hinweise darauf, dass insbesondere in der frühen Nutzungsphase ein Einfluss durch das soziale Umfeld spürbar ist. Eine Tendenz, die durch die UTAUT-Studie von Venkatesh et al. (2003) ebenfalls belegt wurde. Sie zeigt allerdings auch, dass der *soziale Einfluss* höher ist, je älter und unerfahrener die Nutzenden sind. Eine mögliche Erklärung für die fehlende qualitative Signifikanz, kann in der bereits vorhandenen Erfahrung der Stichprobe sowie in deren geringen Grössen liegen.

Es zeigt sich, dass die *erwartete Nützlichkeit* von *hedonischer Motivation* und *Vertrauenswahrnehmung* positiv beeinflusst wird, während angenommen wird, dass *sozialer Einfluss* vor allem in der Anfangsphase der Nutzung einen positiven Effekt hat. Welche Faktoren auf den *erwarteten Aufwand* einwirken, wurde anhand der dritten Unterfrage: ***Welche Faktoren beeinflussen den erwarteten Aufwand KI-gestützter Werkzeuge?*** untersucht.

KI-Angst beeinflusst signifikant den *erwarteten Aufwand*. Unsicherheit und Unbehagen bei der Nutzung spiegeln sich in einem erhöhten subjektiven Aufwand wider. Ein Zusammenhang, der bereits in den TAM- und UTAUT Studien entdeckt wurde, Beispiel in der Metaanalyse von Yousafzai et al. (2007a). Zudem zeigt sich, dass diese Angst häufig in breitere gesellschaftliche Bedenken eingebettet ist, etwa in Bezug auf Datenschutz, Machtmissbrauch oder den Verlust zwischenmenschlicher Beziehungen. Interessanterweise führen diese Bedenken nicht zwingend zur Ablehnung, sondern eher zu einer reflektierten Auseinandersetzung mit dem Thema.

Anthropomorphismus zeigte weder quantitativ noch qualitativ einen relevanten Einfluss. Dies steht im Gegensatz zu früheren Studien des AIDUA-Modells und der SRIW-Skale, wie bei Gursoy et al. (2019) oder Lu et al. (2019), in denen menschenähnliche Eigenschaften von Robotern eine grosse Rolle spielten. Ein möglicher Erklärungsansatz liegt in der Art der untersuchten KI-Anwendung. Bei textbasierten Anwendungen scheint die Zuschreibung menschlicher Eigenschaften weniger bedeutsam als bei physisch-interaktiven Robotern.

Ein weiteres Ziel dieser Arbeit war es, ein tieferes Verständnis für das subjektive Empfinden der Mitarbeitenden in Bezug auf die KI-Nutzung sowie auf die Entwicklung ihres Berufes als Lehrperson zu erhalten. Bei der Unterfrage: **Welche subjektiven Bedenken oder Hoffnungen äussern HFGS-Mitarbeitenden in Bezug auf künstliche Intelligenzen?** äusserten die Befragten vor allem Bedenken hinsichtlich gesellschaftlicher Auswirkungen von KI. Datenschutz, Energieverbrauch, ethische Fragen und eine mögliche Schwächung menschlicher Kompetenzen wurden häufig genannt und decken sich stark mit Aspekten der *KI-Angst*. Gleichzeitig wurden aber auch Chancen betont, etwa die Förderung neuer Fähigkeiten oder die Reduktion menschlicher Fehlern insbesondere im medizinischen Bereich. Diese ambivalente Haltung entspricht den Ergebnissen des Eurobarometers der Europäischen Kommission (2024), das ebenfalls eine differenzierte öffentliche Meinung konstatiert. Dies zeigt, dass die Einführung einer neuen Technologie mit viel Unsicherheit einhergeht. Während die einen den Wandel und die Möglichkeiten begrüßen, sehen andere viele Gefahren und wünschen sich eine kontrollierte Auseinandersetzung mit dem Thema. Die erwarteten Auswirkungen auf die Arbeitstätigkeit wurden mit der Unterfrage: **Welche Erwartungen haben HFGS-Mitarbeitende hinsichtlich Auswirkungen künstlicher Intelligenz auf ihren Beruf als Lehrpersonen?** separat erfasst.

Die Initiative der Praxispartnerin, sich mit dem Thema KI auseinanderzusetzen und den Mitarbeitenden eine KI-gestützte Plattform zur Verfügung zu stellen, wurde von allen Interviewten positiv bewertet. Eine Mehrheit der Befragten erwartet einen Wandel ihres Berufsbildes. Weg von der traditionell vermittelnden Lehrerrolle hin zu einer unterstützenden Funktion im Lernprozess. Die Möglichkeit, durch KI individualisierte Lernumgebungen zu schaffen, wurde als besonders wertvoll hervorgehoben. Diese Erwartungen decken sich mit den Ergebnissen der Studie von Zhai (2024), die einen vergleichbaren Rollenwandel prognostiziert.

Insgesamt lässt die Untersuchung darauf schliessen, dass kognitive Faktoren wie die *Nützlichkeit*, affektive Faktoren wie die *hedonische Motivation* und kontextuelle Faktoren wie das *Vertrauen* oder die *Unterstützung* eng miteinander verwoben sind und die Akzeptanz von KI-gestützten Systemen komplex

beeinflussen. Ebenfalls lässt sich schlussfolgern, dass der durch KI bedingte Wandel trotz bestehender Bedenken grundsätzlich begrüsst wird und die Mitarbeitenden einer beruflichen Veränderung überwiegend positiv gegenüberstehen. Wie sich die Praxispartnerin diese Erkenntnisse zunutze machen kann, wird in den praktischen Implikationen besprochen.

5.1 Praktische Implikationen

Die Ergebnisse dieser Arbeit liefern der Praxispartnerin konkrete Ansatzpunkte zur gezielten Förderung der Akzeptanz und Nutzung der KI-Plattform.

Die *erwartete Nützlichkeit* erwies sich als stärkster Prädiktor für die *Nutzungsabsicht*. Um dies erlebbar zu machen, sollten praxisnahe Schulungen sowie konkrete Anwendungsszenarien angeboten werden. Regelmässige Trainings verbessern nicht nur den technischen Umgang mit der Technologie, sondern wirken sich nachweislich positiv auf die Qualität der generierten Ergebnisse aus (Venkatesh, 2000). Dabei ist es hilfreich, wenn die Teilnehmenden die Trainings aktiv mitgestalten und regelmässig Rückmeldung zu ihrem Lernfortschritt erhalten. Zudem ist es hilfreich, wenn die Vorteile der Technologie, wie Zeitersparnis, immer wieder aufgezeigt und von den Teilnehmenden an praktischen Beispielen erlebt werden. Dies fördert nachweislich die Akzeptanz (Alavi, Abd. Wahab, Muhamad & Arbab Shirani, 2014). Die aktive Einbindung kann beispielsweise durch eigene Fallbeispiele, offene Diskussionen, kooperative Inhaltsentwicklung oder den Austausch bewährter Praktiken aus dem Kollegium erfolgen.

Auch die *hedonische Motivation*, verstanden als das subjektive Erleben von Freude, Neugier und Interesse bei der Nutzung digitaler Werkzeuge, spielt eine zentrale Rolle in der Akzeptanz und nachhaltigen Nutzung von KI-Anwendungen. Ein zentraler Ansatzpunkt zur Förderung hedonischer Motivation liegt im spielerischen Ausprobieren. Trainings und Fortbildung zur Nutzung von KI sollten daher nicht ausschliesslich instruktiv, sondern auch explorativ angelegt sein. Besonders wirksam kann der Einsatz von Gamification-Elementen sein, also die Übertragung spieltypischer Elemente in einem nicht spielerischen Kontext. Studien zeigen, dass spielerische Komponenten wie Herausforderungen, Punktesystem, Fortschrittsfeedback oder kooperative Aufgaben die Motivation und

Leistungsbereitschaft erhöhen können (Sailer, Hense, Mayr & Mandl, 2017). Zentral ist, dass solche Elemente nicht bloss als technische Spielerei, sondern als didaktisch durchdachte Motivationsstrategien implementiert werden, die auf die emotionale Dimension des Lernens und Arbeitens mit neuen Technologie abzielen.

Unterstützende Faktoren wirken sich insbesondere in der frühen Nutzungsphase aus. Daher ist es essentiell, dass Nutzende klare Ansprechpersonen haben und sich auf ein unterstützendes Umfeld verlassen können. Austauschplattformen, transparente Kommunikation sowie digitale oder physische Anlaufstellen können das Gefühl von organisationaler Rückendeckung stärken (Shamir-Bladerman, 2021). Dabei sollte offen über mögliche Einsatzmöglichkeiten, Limitationen und Schwierigkeiten informiert werden. Informationen zu den strategischen Zielen der Technologieeinführung hilft, die Transparenz zu erhöhen. Diese Informationen stärken das Vertrauen in die Technologie und die Organisation, was zu einer erhöhten Nutzung führen kann (Venkatesh & Bala, 2008).

Da *KI-Angst* ist oft ein Ausdruck gesellschaftlicher Unsicherheit und sollte von der Organisation ernst genommen werden. Die Mitarbeitenden sollten ermutigt werden, ihre Bedenken einzubringen. Darüber hinaus sollte ein transparenter Austausch über diese Aspekte, zum Beispiel hinsichtlich Datenschutz, Datensicherheit, gesellschaftlicher Probleme oder ethischer Fragestellungen, stattfinden. Bereits Argyris & Schön (1996) zeigten in ihrer Untersuchung zur lernenden Organisation, dass Transparenz, Austausch und das offene Einbringen von Bedenken durch die Mitarbeitenden nicht nur dazu beitragen, Unsicherheiten abzubauen, sondern auch das Vertrauen in die Organisation erhöhen.

Der *soziale Einfluss* wirkt sich wie *unterstützende Faktoren* früh in der Nutzungsphase aus. Das Potential durch KI-affine Personen sollte genutzt werden. Sei es durch den Einsatz dieser Personen als Werbeträger oder durch ihre Integration in Trainings. Beispielsweise als Mentoren, Trainer oder durch Präsentation eigener Lösungen im Kollegium. Der Einfluss von Vorbilder auf produktbezogenes Verhalten oder Akzeptanz von Technologie ist nicht nur in der Sozial-und Wirtschaftspsychologie ein breit untersuchtes Gebiet sondern wurde auch von Eckhardt, Laumer & Weitzel (2009) bei der Einführung von neuen

Technologien untersucht. Vorbilder können nicht nur einen positiven Einfluss auf die Akzeptanz haben, ihr Erfahrungswissen kann insbesondere auch skeptischen und unerfahrenen Kolleginnen und Kollegen den Einstieg in die Technologie erleichtern und Vorbehalte abbauen. Dies kann langfristig auch wichtig sein, da eine positive Einstellung von Lehrpersonen gegenüber einer Anwendung sich positiv auf die Akzeptanz der Studierenden auswirken kann (Lin & Yu, 2023). Die Ergebnisse der vorliegenden Arbeit liefern wichtige Erkenntnisse, aus denen sich praktische Implikationen ableiten lassen, zugleich unterliegt die Arbeit jedoch Limitationen, die im folgenden Unterkapitel erläutert werden.

5.2 Limitationen

Wie jede wissenschaftliche Untersuchung unterliegt auch diese Arbeit Limitationen. Diese betreffen insbesondere den Kontext, das methodische Design sowie die theoretische Modellierung.

Eine zentrale Einschränkung ergibt sich aus der Kontextgebundenheit der Studie. Die Untersuchung wurde in enger Zusammenarbeit mit der Praxispartnerin durchgeführt und ausschliesslich im Rahmen einer Bildungseinrichtung im Gesundheitswesen realisiert. Die organisationalen, kulturellen und beruflichen Rahmenbedingungen sind dabei stark kontextspezifisch. Eine Generalisierung auf andere Branchen, Bildungseinrichtungen, Ausbildungslehrgänge oder Länder ist nur eingeschränkt möglich. Dies betrifft sowohl die Akzeptanzfaktoren als auch die Art der KI-Nutzung.

Ebenfalls wurden sowohl die quantitative wie auch die qualitative Stichprobe durch die Praxispartnerin vorgegeben, was mehrere Limitationen mit sich bringt.

Erstens basiert die quantitative Erhebung auf einer Stichprobe von 41 Personen, was die statistische Aussagekraft limitiert. Zwar erlaubt der zentrale Grenzwertsatz bei dieser Grösse in vielen Fällen eine Normalverteilungsannahme, jedoch zeigen vier der erhobenen Dimensionen keine Normalverteilung. Was die Aussagekraft der parametrischen Verfahren teilweise einschränkt oder verzerrt.

Zweitens unterliegt die qualitative Stichprobe ebenfalls einer möglichen Verzerrung. Durch die organisatorische Einbindung der Teilnehmenden besteht ein gewisses Risiko der sozialen Erwünschtheit, insbesondere in Bezug auf kritische

Einschätzungen zur KI-Nutzung oder zur organisatorischen Umsetzung. Die qualitative Auswertung wurde zudem ausschliesslich vom Verfasser dieser Arbeit durchgeführt und basiert daher ausschliesslich auf dessen subjektiver Einschätzung.

Im Rahmen der Arbeit wurde ein eigenes KI-Akzeptanzmodell entwickelt, das klassische Modelle wie TAM und UTAUT mit KI-spezifischen Erweiterungen des AIDUA-Modells oder der SRIW-Skala kombiniert. Dabei zeigte sich jedoch, dass die zugrundeliegenden KI-spezifischen Modelle primär auf autonome Anwendungen im Bereich Servicerobotik ausgerichtet sind. Der Fokus der Arbeit lag hingegen auf textbasierten KI-Systemen, wie Chatbots. Die Übertragbarkeit von Konstrukten wie *Anthropomorphismus* ist nur bedingt gegeben. Dieses scheint beispielsweise bei textbasierten Anwendungen nur eine untergeordnete Rolle zu spielen, obwohl es in robotischen Kontexten eine zentrale Rolle einnimmt.

Eine weitere Limitation betrifft die Auswahl und Operationalisierung einzelner Konstrukte. So waren Konstrukte wie *Vertrauenswahrnehmung* und *KI-Angst* sehr breit gefasst und wurden nicht weiter differenziert. Darüber hinaus zeigten sich qualitative Überschneidungen zwischen den Konstrukten *sozialer Einfluss* und *unterstützende Faktoren*, was auf eine mangelnde Trennschärfe hinweist, trotz ihrer theoretischen Verankerung in unterschiedlichen Modellen. Diese Unschärfen können auf kontextspezifische Wahrnehmung innerhalb der Organisation hindeuten.

Eine weitere Limitation betrifft den Zeitpunkt und die prognostische Aussagekraft der Erhebung. Diese fand etwa ein Jahr nach der Einführung der KI-Plattform statt, also in einer frühen Phase der Nutzung. Wie sich Akzeptanz und Nutzungsverhalten im weiteren Zeitverlauf entwickeln, kann auf Basis dieser Studie nicht beurteilt werden.

Aus den identifizierten Limitationen lassen sich relevante Forschungslücken ableiten, die einen Ausgangspunkt für zukünftige Untersuchungen darstellen, wie im folgenden Kapitel aufgezeigt wird.

5.3 Ausblick für zukünftige Forschung

Die Ergebnisse dieser Arbeit eröffnen mehrere Perspektiven für zukünftige Forschung. Um die Generalisierbarkeit der Ergebnisse zu stärken, sollten die entwickelten Hypothesen und das KI-Akzeptanzmodell in anderen institutionellen

Kontexten sowie mit grösseren, diverseren Stichproben überprüft werden. Diese würde es auch ermöglichen, branchenspezifische Aspekte zu identifizieren. Ergänzend wären Längsschnittstudien sinnvoll, um Veränderungen im Nutzungsverhalten über die Zeit hinweg zu analysieren.

Zukünftige Studien könnten zudem gezielt unabhängige Variablen, etwa durch nutzerzentrierte Implementierungsstrategien, experimentell manipulieren. Damit könnte der Einfluss von Faktoren wie *Nützlichkeit*, *Motivation* oder *Vertrauen* systematisch untersucht werden.

Gleichzeitig zeigt sich der Bedarf, bestehende Akzeptanzmodelle stärker auf KI-Anwendungen abzustimmen. Insbesondere textbasierte Systeme wie Chatbots erfordern eine differenzierte Betrachtung kontextabhängiger Konstrukte wie *Vertrauenswahrnehmung*, *KI-Angst* oder *Anthropomorphismus*. Eine präzisere Operationalisierung dieser Konzepte sowie die Integration KI-spezifischer Einflussfaktoren können zukünftige Modelle theoretisch und empirisch weiterentwickeln.

Schliesslich erscheint auch ein direkter Vergleich unterschiedlicher KI-Systeme wie Chatbots, bildverarbeitende Systeme oder Serviceroboter als vielversprechender Ansatz, um domänenspezifische Akzeptanzfaktoren differenziert zu erfassen.

6 Literaturverzeichnis

- Adam, M., Wessel, M. & Benlian, A. (2021). AI-based chatbots in customer service and their effects on user compliance. *Electronic Markets*, 31(2), 427–445. <https://doi.org/10.1007/s12525-020-00414-7>
- Alavi, S., Abd. Wahab, D., Muhamad, N. & Arbab Shirani, B. (2014). Organic structure and organisational learning as the main antecedents of workforce agility. *International Journal of Production Research*, 52(21), 6273–6295. <https://doi.org/10.1080/00207543.2014.919420>
- Alismaiel, O. A., Cifuentes-Faura, J. & Al-Rahmi, W. M. (2022). Social Media Technologies Used for Education: An Empirical Study on TAM Model During the COVID-19 Pandemic. *Frontiers in Education*, 7, 882831. <https://doi.org/10.3389/feduc.2022.882831>
- Aljarboa, S. & Miah, S. J. (2020). Assessing the Acceptance of Clinical Decision Support Tools using an Integrated Technology Acceptance Model. In *2020 IEEE Asia-Pacific Conference on Computer Science and Data Engineering (CSDE)* (S.1–6). Gold Coast, Australia. <https://doi.org/10.1109/CSDE50874.2020.9411594>
- Argyris, C. & Schön, D. (1996). *Die lernende Organisation* (2. Aufl.). Stuttgart: Klett-Cotta.
- Brown, S.A. & Venkatesh, V. (2005). Model of Adoption of Technology in Households: A Baseline Model Test and Extension Incorporating Household Life Cycle. *MIS Quarterly*, 29(3), 399–426. <https://doi.org/10.2307/25148690>
- Bühner, M. (2021). *Einführung in die Test- und Fragebogenkonstruktion* (4. Aufl.). München: Pearson Studium.
- Bühner, M. & Ziegler, M. (2009). *Statistik für Psychologen und Sozialwissenschaftler* (2. Aufl.). München: Pearson Studium.
- Compeau, D., Higgins, C. A. & Huff, S. (1999). Social Cognitive Theory and Individual Reactions to Computing Technology: A Longitudinal Study. *MIS Quarterly*, 23(2), 145–158. <https://doi.org/10.2307/249749>

- Cooper, R. & Foster, M. (1971). Sociotechnical systems. *American psychologist*, 26(5), 467–474. <https://doi.org/10.1037/h0031539>
- Crawford, K. (2021). *The Atlas of AI: Power, Politics, and the Planetary Costs of Artificial Intelligence*. Yale University Press. <https://doi.org/10.2307/j.ctv1ghv45t>
- Davis, F. D. (1989). Perceived Usefulness, Perceived Ease of Use, and User Acceptance of Information Technology. *MIS Quarterly*, 13(3), 319–340. <https://doi.org/10.2307/249008>
- Davis, F. D. & Venkatesh, V. (2004). Toward Preprototype User Acceptance Testing of New Information Systems: Implications for Software Project Management. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 51(1), 31–46. <https://doi.org/10.1109/TEM.2003.822468>
- Döring, N. & Bortz, J. (2016). *Forschungsmethoden und Evaluation in den Sozial- und Humanwissenschaften* (5. Aufl.). Berlin, Heidelberg: Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-642-41089-5>
- Eckhardt, A., Laumer, S. & Weitzel, T. (2009). Who Influences Whom? Analyzing Workplace Referents' Social Influence on it Adoption and Non-Adoption. *Journal of Information Technology*, 24(1), 11–24. <https://doi.org/10.1057/jit.2008.31>
- European Commission: Directorate General for Employment, Social Affairs and Inclusion. (2025). *Artificial intelligence and the future of work: Eurobarometer report*. Publications Office of the European Union. Verfügbar unter: <https://data.europa.eu/doi/10.2767/8591026>
- Gursoy, D., Chi, O. H., Lu, L. & Nunkoo, R. (2019). Consumers acceptance of artificially intelligent (AI) device use in service delivery. *International Journal of Information Management*, 49, 157–169. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2019.03.008>
- Helfferrich, C. (2011). *Die Qualität qualitativer Daten: Manual für die Durchführung qualitativer Interviews* (4. Aufl.). Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften. <https://doi.org/10.1007/978-3-531-92076-4>
- HFGS. (2025). *Strategie HFGS 2025-2029* [Unveröffentlichtes internes Dokument].

- Kelly, S., Kaye, S.-A. & Oviedo-Trespalacios, O. (2023). What factors contribute to the acceptance of artificial intelligence? A systematic review. *Telematics and Informatics*, 77, 101925. <https://doi.org/10.1016/j.tele.2022.101925>
- Kim, H.-Y. & McGill, A. L. (2018). Minions for the Rich? Financial Status Changes How Consumers See Products with Anthropomorphic Features. *Journal of Consumer Research*, 45(2), 429–450. <https://doi.org/10.1093/jcr/ucy006>
- King, W. R. & He, J. (2006). A meta-analysis of the technology acceptance model. *Information & Management*, 43(6), 740–755. <https://doi.org/10.1016/j.im.2006.05.003>
- Kuckartz, U. & Rädiker, S. (2020). *Fokussierte Interviewanalyse mit MAXQDA: Schritt für Schritt*. Wiesbaden: Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-658-31468-2>
- Lin, Y. & Yu, Z. (2023). Extending Technology Acceptance Model to higher-education students' use of digital academic reading tools on computers. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 20(1), 34. <https://doi.org/10.1186/s41239-023-00403-8>
- Lu, L., Cai, R. & Gursoy, D. (2019). Developing and validating a service robot integration willingness scale. *International Journal of Hospitality Management*, 80, 36–51. <https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2019.01.005>
- McCadden, M. D., Joshi, S., Anderson, J. A. & London, A. J. (2023). A normative framework for artificial intelligence as a sociotechnical system in healthcare. *Patterns*, 4(11), 100864. <https://doi.org/10.1016/j.patter.2023.100864>
- Ng, D. T. K., Leung, J. K. L., Su, J., Ng, R. C. W. & Chu, S. K. W. (2023). Teachers' AI digital competencies and twenty-first century skills in the post-pandemic world. *Educational technology research and development*, 71(1), 137–161. <https://doi.org/10.1007/s11423-023-10203-6>
- Niemi, H., Pea, R. D. & Lu, Y. (Hrsg.). (2023). *AI in Learning: Designing the Future*. Cham: Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-031-09687-7>
- Roy, P., Ramaprasad, B. S., Chakraborty, M., Prabhu, N. & Rao, S. (2020). Customer Acceptance of Use of Artificial Intelligence in Hospitality Services:

- An Indian Hospitality Sector Perspective. *Global Business Review*, 25(3), 832–852. <https://doi.org/10.1177/0972150920939753>
- Sailer, M., Hense, J. U., Mayr, S. K. & Mandl, H. (2017). How gamification motivates: An experimental study of the effects of specific game design elements on psychological need satisfaction. *Computers in Human Behavior*, 69, 371–380. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2016.12.033>
- Schreier, J. (2018, 17. November). *Vergleich: KI-Strategien weltweit*. Industry of Things. Verfügbar unter <https://www.industry-of-things.de/vergleich-ki-strategien-weltweit-a-776744>
- Shamir-Bladerman, O. (2021). Factors Affecting Organisational Learning: The Case of a Medical Centre. *Journal of Health Management*, 23(3), 425–440. <https://doi.org/10.1177/09720634211035247>
- Shin, D. (2021). The effects of explainability and causability on perception, trust, and acceptance: Implications for explainable AI. *International Journal of Human-Computer Studies*, 146, 102551. <https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2020.102551>
- Simonson, M. R., Maurer, M., Montag-Toradi, M. & Whitaker, M. (1987). Development of a Standardized Test of Computer Literacy and a Computer Anxiety Index. *Journal of Educational Computing Research*, 3(2), 231–247. <https://doi.org/10.2190/7CHY-5CM0-4D00-6JCG>
- Sohn, K. & Kwon, O. (2020). Technology acceptance theories and factors influencing artificial Intelligence-based intelligent products. *Telematics and Informatics*, 47, 101324. <https://doi.org/10.1016/j.tele.2019.101324>
- Terry, D. J., Gallois, C. & McCamish, M. (1993). *The Theory of Reasoned Action: Its application to AIDS-Preventive Behaviour* (1. Aufl.). London: Garland Science. <https://doi.org/10.4324/9780203769621>
- Thomas, T. D., Singh, L. & Gaffar, K. (2013). The utility of the UTAUT model in explaining mobile learning adoption in higher education in Guyana. *International Journal of Education and Development using Information and Communication Technology*, 9(3), 71–85. Verfügbar unter <https://files.eric.ed.gov/fulltext/EJ1071379.pdf>

- Venkatesh, V., Thong, J.Y.L., & Xu, X. (2012). Consumer Acceptance and Use of Information Technology: Extending the Unified Theory of Acceptance and Use of Technology. *MIS Quarterly*, *36*(1), 157–178.
<https://doi.org/10.2307/41410412>
- Venkatesh, V. (2000). Determinants of Perceived Ease of Use: Integrating Control, Intrinsic Motivation, and Emotion into the Technology Acceptance Model. *Information Systems Research*, *11*(4), 342–364. Verfügbar unter <https://www.jstor.org/stable/23011042>
- Venkatesh, V. & Bala, H. (2008). Technology Acceptance Model 3 and a Research Agenda on Interventions. *Decision Sciences*, *39*(2), 273–315.
<https://doi.org/10.1111/j.1540-5915.2008.00192.x>
- Venkatesh, V., Morris, M. G., Davis, G. B. & Davis, F. D. (2003). User Acceptance of Information Technology: Toward a Unified View. *MIS Quarterly*, *27*(3), 425–478. <https://doi.org/10.2307/30036540>
- Wirtz, J., Patterson, P. G., Kunz, W. H., Gruber, T., Lu, V. N., Paluch, S. et al. (2018). Brave new world: service robots in the frontline. *Journal of Service Management*, *29*(5), 907–931. <https://doi.org/10.1108/JOSM-04-2018-0119>
- Yousafzai, S. Y., Foxall, G. R. & Pallister, J. G. (2007a). Technology acceptance: a meta-analysis of the TAM: Part 1. *Journal of Modelling in Management*, *2*(3), 251–280. <https://doi.org/10.1108/17465660710834453>
- Yousafzai, S. Y., Foxall, G. R. & Pallister, J. G. (2007b). Technology acceptance: a meta-analysis of the TAM: Part 2. *Journal of Modelling in Management*, *2*(3), 281–304. <https://doi.org/10.1108/17465660710834462>
- Yunus, N. A., Olde Hartman, T., Lucassen, P., Barton, C., Russell, G., Altun, A. et al. (2022). Reporting of the Translation Process in Qualitative Health Research: A Neglected Importance. *International Journal of Qualitative Methods*, *21*.
<https://doi.org/10.1177/16094069221145282>
- Zhai, X. (2024). Transforming Teachers' Roles and Agencies in the Era of Generative AI: Perceptions, Acceptance, Knowledge, and Practices. *Journal of Science Education and Technology*.
<https://doi.org/10.1007/s10956-024-10174-0>

7 Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Darstellung der Dimensionen des entwickelten KI-Akzeptanzmodell und deren Definitionen.	21
Tabelle 2: Dimensionen des entwickelten KI-Akzeptanzmodell inkl. Beispielitem.	25
Tabelle 3: Maximierung Strategie	27
Tabelle 4: Qualitatives Sampling.....	28
Tabelle 5: Qualitative Stichprobe	30
Tabelle 6: Kategoriensystem inkl. Definitionen	31
Tabelle 7: Cronbach Alpha der einzelnen Dimensionen.	34
Tabelle 8: Korrelation zwischen den Dimensionen	37
Tabelle 9: Regressionsanalyse erwartete Nützlichkeit.....	39
Tabelle 10: Regressionsanalyse erwarteter Aufwand.....	42
Tabelle 11: Regressionsanalyse Nutzungsabsicht	44
Tabelle 12: Zusammenfassung der empirischen Überprüfung der Hypothesen.....	51

8 Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1. Technology Acceptance Model 3 angelehnt an Venkatesh & Bala (2008), eigene Darstellung.....	12
Abbildung 2. Unified Theory of Acceptance and Use of Technology Modell angelehnt an Venkatesh et al. (2012), eigene Darstellung.....	15
Abbildung 3. Artificially Intelligent Device Use Acceptance Modell angelehnt an Gursoy et al. (2019), eigene Darstellung.	17
Abbildung 4. Service Robot Integration Willingness Skala angelehnt an Lu et al. (2019), eigene Darstellung.....	18
Abbildung 5. Entwickeltes KI-Akzeptanzmodell.	23
Abbildung 6. Darstellung Kategoriensystem inklusive Textstellenzuweisung aus MAXQDA Analytics Pro.	33
Abbildung 7. KI-Akzeptanzmodell mit den gerechneten Regressionskoeffizienten bei *p<.05, **p<.01, ***p<001.	38

9 Hilfsmittelverzeichnis mit Verwendungszweck

KI- Assistenzsysteme	Teile / Stelle(n) in der Arbeit	Einsatz
ChatGPT	Kapitel 3.4.2 / 5.1	Hilfe bei der Kürzung der entsprechenden Kapitel.
ChatGPT	Kapitel 2,3,4,5	Rechtschreibüberprüfung
ChatGPT	Kapitel 2,3,4,5	Überprüfung von Satzstellungen und Hilfe bei der Vereinfachung von langen, komplizierten Sätzen.
ChatGPT	Ganze Arbeit	Hilfe bei der Findung von Synonymen.
DeepL	Fragebogenentwicklung	Hilfe bei der Übersetzung von englischen Items ins Deutsche.
Lucidchart	Abbildungen	Hilfe bei der Erstellung der eigenen Abbildungen.
MAXQDA (AI-Funktion)	Transkribieren der Interviews	Erstes transkribieren durch die MAXQDA integrierte KI-Funktion.
Claude	Kapitel 3,4	Hilfe bei der Auswahl und Interpretation der statistischen Verfahren.