Masterarbeit

zur Erlangung des akademischen Grades

M. Sc. Psychologie

Künstliche Intelligenz im Arbeitskontext

FernUniversität in Hagen

Fakultät für Psychologie

Lehrgebiet Wirtschaftspsychologie

Autorin: Najat Brüne

Matrikel-Nr.: 3067840

Adresse: Schillerstr. 44, 48268 Greven

Telefon: 0171-6748535

E-Mail: najat.bruene@gmail.com

Erstprüferin: Prof. Dr. Jenny Wesche

Zweitprüfer: Prof. Dr. Jan Dettmers

Abgabe der Masterarbeit: 25.03.2025

Inhaltsverzeichnis

Zusammenfassung 6

Abstract 7

Einleitung 8

Theorie 10

Generative Künstliche Intelligenz 10

Definition 10

Chancen 11

Herausforderungen 12

Einstellung gegenüber KI 14

Definition 14

Messinstrumente 14

ATTARI-12 15

Demografische Faktoren 16

Vertrauen 17

Definition 17

Vertrauen in KI 18

Vertrauen in Bezug auf das Aufgabenfeld 21

Akzeptanz 22

Definition 22

UTAUT-Modell 23

Fragestellung und Ableitung der Hypothesen 26

Fragestellungen 26

Hypothesen 26

Methode 29

Stichprobe 29

Design 31

Vorgehen und Material 31

Vorstudie 31

Hauptstudie 32

Umgang mit fehlenden Daten 35

Analysen 35

Ergebnisse 36

Akzeptanzmessung 36

Hypothesen-Test 36

Hypothese H1 38

Hypothese H2 38

Hypothese H3 39

Hypothese H4 39

Hypothese H5 39

Validitäts- und Reliabilitätsanalysen 39

Objektivität und Subjektivität der Anwendungsfelder 39

Interne Konsistenz der Anwendungsfeld-Items 40

ATTARI-12 40

Explorative Analysen 40

Gruppenunterschied subjektiv vs. objektiv 40

Akzeptanzanalyse bzgl. der demografische Daten 40

Akzeptanzanalyse bzgl. Erfahrung mit GenKI 40

Einstellung gegenüber KI 41

Diskussion 42

Zusammenfassung und Interpretation 42

Interpretation der präregistrierten Analysen 42

Interpretation der explorativen Analysen 44

Limitationen 46

Theoretische Implikationen und zukünftige Forschung 48

Praktische Implikationen 49

Fazit 50

Literaturverzeichnis 52

Anhang 66

Items des ATTARI-12 66

Anwendungsfelder der Vorstudie 67

Abbildungsverzeichnis

[Abbildung 1 Wirkungsmodell nach UTAUT (Venkatesh et al., 2003) 25](#_Toc191314539)

[Abbildung 2 Erläuterung der GenKI für die Studienteilnehmenden. 33](#_Toc191314540)

[Abbildung 3 Fiktiver Brief der Geschäftsleitung 34](#_Toc191314541)

[Abbildung 4 QQ-Plot der Residuen des ANCOVA-Modells 37](#_Toc191314542)

Tabellenverzeichnis

[Tabelle 1Höchste Bildungsabschlüsse der Teilnehmer 30](#_Toc191314543)

[Tabelle 2 Beruflicher Status der Teilnehmer 30](#_Toc191314544)

[Tabelle 3 Berufserfahrung der Teilnehmer 30](#_Toc191314545)

[Tabelle 4Subjektive und objektive Anwendungsfelder 32](#_Toc191314546)

[Tabelle 5Akzeptanzmittelwerte der Versuchsgruppen 36](#_Toc191314547)

[Tabelle 6Zusammenfassung der Ergebnisse der ANCOVA 37](#_Toc191314548)

[Tabelle 7 Akzeptanzwerte nach Erfahrung mit GenKI 41](#_Toc191314549)

[Tabelle 8 Einstellung zur KI nach Erfahrung mit GenKI 41](#_Toc191314550)

Abkürzungsverzeichnis

GPT: Generative Pretrained Transformer 8

ChatGPT Generative Pretrained Transformer

DL Deep Learning

GenKI Generative künstliche Intelligenz

KI Künstliche Intelligenz

LLMs Large Language Models

LM Language Modeling

ML Machine Learning

NLP Natural Language Processing

TAM Technology Acceptance Model

UTAUT Unified Theory of Acceptance and Use of Technology

# Zusammenfassung

Für eine erfolgreiche Implementierung von Generativer Künstlicher Intelligenz (GenKI) im Arbeitskontext ist Akzeptanz ein entscheidender Faktor. Trotz der wachsenden Anzahl von Forschungsarbeiten zur KI-Akzeptanz ist nur wenig über die Akzeptanz von GenKI bekannt. In der vorliegenden Arbeit untersuchten wir den Einfluss von vertrauensbildender Maßnahme auf die Akzeptanz von GenKI in Abhängigkeit vom Anwendungsfeld und der Einstellung zu KI. An der Hauptstudie nahmen Versuchspersonen (175w, 198m, 2 d) zwischen 18 und 78 Jahre teil. In einer Studie mit 2x2-faktoriellen Between-Subject-Design wurde untersucht, wie sich vertrauensbildende Maßnahmen auf die Akzeptanz von GenKI in objektiven bzw. subjektiven Anwendungsfeldern auswirken. Hierbei wurde die Einstellung gegenüber KI als Kovariate berücksichtigt. Die Entwicklung der vertrauensbildenden Maßnahme erfolgte auf der Basis des Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT)-Modells von Venkatesh et al. (2003). Die Einstellung gegenüber KI erfasste der *Attitudes towards Artificial Intelligence Scale* (ATTARI-12) von Stein et al. (2024). Die Akzeptanz von GenKI wurde mit einer selbst entwickelten 5-stufigen Likert-Skala gemessen. Die Ergebnisse bestätigen wider Erwarten keine Erhöhung der Akzeptanz von GenKI durch die vertrauensbildende Maßnahme. Allerdings ist die Akzeptanz von GenKI in objektiven Anwendungsfeldern signifikant höher als in subjektiven Anwendungsfeldern. Dies steht im Einklang mit theoretischen Annahmen zu Algorithmus-Aversion von Castelo et al. (2019) steht. Zudem zeigt sich Einstellung zu KI sich als zentraler Prädiktor für die GenKI-Akzeptanz. Die Ergebnisse werden in Bezug auf theoretische und praktische Implikationen diskutiert.

Schlagwörter: Generative KI, Arbeitskontext, Vertrauen, Einstellung, Technologieakzeptanz

# Abstract

Keywords: generative AI

# Einleitung

Kann ein Unternehmen es sich erlauben, Generative Künstliche Intelligenz (GenKI) einzuführen, ohne die Akzeptanz seiner Beschäftigten dafür zu verstehen und gezielt zu fördern? Inzwischen gilt GenKI im Arbeitskontext als disruptiver Faktor in der digitalen Landschaft der Industrie 4.0 (Cardon et al., 2023; Dwivedi et al., 2023). Seit der Markteinführung von ChatGPT (Generative Pretrained Transformer) durch OpenAI im November 2022 hat das Interesse an Künstlicher Intelligenz (KI) schlagartig zugenommen (García-Peñalvo & Vázquez-Ingelmo, 2023; Zheng et al., 2024). GenKI hat das Potenzial, die Strukturen in der Arbeitswelt zu revolutionieren (Gansser & Reich, 2021; Glikson & Woolley, 2020), da sie neue Chancen in Bereichen ermöglicht, die bisher kaum oder gar nicht automatisiert waren (Banh & Strobel, 2023). Mit benutzerfreundlichen Anwendungen wie z. B. ChatGPT, Microsoft Copilot, Google Gemini, Dall-E oder Midjourney entwickelt sich GenKI zu einem multidisziplinären Werkzeug, das nicht länger nur Fachleuten vorbehalten ist (Banh & Strobel, 2023; Ooi et al., 2023; Teubner et al., 2023). Die Nutzung von GenKI ermöglicht Leistungs­steigerungen und kann damit die Wettbewerbsfähigkeit von Unternehmen sichern (Banh & Strobel, 2023; Makridakis, 2017; Venkatesh, 2022).

Trotz wachsendem Optimismus (Fast & Horvitz, 2017) gibt es auch organisatorische Herausforderungen und Risiken, wenn GenKI seitens der Beschäftigten auf Widerstand stößt (Banh & Strobel, 2023; Brynjolfsson et al., 2023; Ivanov et al., 2020; Kelly et al., 2023; Ooi et al., 2023; Zheng et al., 2024). Wie bei anderen neuen Technologien, kann es auch bei der Einführung von KI-Systemen Probleme mit der Akzeptanz geben (Venkatesh, 2022). Akzeptanz von KI kann wesentlich durch individuelle positive und negative Einstellungen beeinflusst sein (Gnambs et al., 2025; Schepman & Rodway, 2020; Stein et al., 2024). Negative Einstellungen gegenüber einer Technologie können dazu führen, dass Menschen eine Interaktion meiden oder weniger aktiv sind (Nomura et al., 2006). Beschäftigte könnten z. B. befürchten, mit einer KI konkurrieren zu müssen und bei schlechterer Performanz ihren Arbeitsplatz zu verlieren (Cardon et al., 2023; Frey & Osborne, 2017; Nam, 2019).

Die Implementierung der KI sollte daher auf Vertrauen stoßen, um akzeptiert und optimal genutzt werden zu können (Gkinko & Elbanna, 2023; Glikson & Woolley, 2020; Mayer et al., 1995; Riedl, 2022; Shamim et al., 2023; Toreini et al., 2020). Die Unterstützung von Beschäftigten kann helfen, die Chancen der neuen Technologie zu erkennen und sich den Herausforderungen besser stellen zu können (Nam, 2019).

Auch wenn GenKI immer präsenter im Arbeitskontext wird, ist noch immer wenig über die Nutzung von KI bekannt (Dabbous et al., 2022). Erkenntnisse darüber, wie Menschen KI wahrnehmen und beurteilen, können helfen, ihre Akzeptanz vorher­zusagen und potenzielle Hindernisse zukünftig anzugehen (Gnambs et al., 2025). Ein tiefes Verständnis über die individuellen Einstellungen zu KI kann helfen, Faktoren zu identifizieren, die für mehr Akzeptanz und Vertrauen gegenüber KI am Arbeitsplatz sorgen (Sindermann et al., 2022). Daher gewinnt das Interesse an der Einstellung von Personen zu KI in der Forschung immer mehr an Bedeutung (Kaya et al., 2024; Kelly et al., 2023; Zheng et al., 2024).

# Theorie

Zunächst folgt ein Überblick über GenKI, wobei sowohl Chancen als auch Herausforderungen genannt werden. Den theoretischen Rahmen für die Entwicklung von vertrauensbildenden Maßnahmen liefert insbesondere das Unified Theory of Acceptance and Use of Technology-Model (UTAUT) (Venkatesh et al., 2003). Für die Betrachtung der kontextspezifischen Rahmenbedingungen bieten die Erkenntnisse von Castelo et al. (2019) in Bezug auf die Objektivität und Subjektivität eines Aufgaben­feldes eine wichtige Grundlage. Über die technischen und kontextuellen Faktoren hinaus, soll auch die individuelle Einstellung gegenüber KI theoretisch beleuchtet werden. Diesbezüglich wird der neu entwickelte Fragebogens *Attitudes towards Artificial Intelligence Scale* (ATTARI-12) von Stein et al. (2024) näher betrachtet. Insgesamt verfolgt das Forschungsvorhaben einen interdisziplinären Ansatz, indem es Erkenntnisse aus der Technik-, Vertrauens- und Akzeptanzforschung integriert.

## GenKI im Arbeitskontext

Für Unternehmen ist es essenziell die Chancen und Risiken von GenKI zu kennen, um sie in Bezug auf Akzeptanz erfolgreich im Arbeitskontext implementieren zu können (Jutel et al., 2023; Ooi et al., 2023).

### Definition

Für KI gibt es bisher keine allgemein gültige Definition (Kelly et al., 2023), was auch für die spezifischere Form der GenKI zutrifft (García-Peñalvo & Vázquez-Ingelmo, 2023). In wissenschaftlichen Studien kommt es vor, dass KI nicht eindeutig definiert wird und auch den Befragten keine Definition angeboten wird (Kelly et al., 2023). Als Oberbegriff bezieht sich KI häufig auf verschiedene Computeralgorithmen, die Aufgaben lösen, welche menschliche Intelligenz erfordern, wie z. B. das Treffen von Entscheidungen oder das Lernen aus Erfahrungen (Banh & Strobel, 2023; Stein et al., 2024).

Als generativ wird ein KI-System dann beschrieben, wenn es in der Lage ist, selbstständig und ohne explizite menschliche Programmierung neue Inhalte zu generieren (Feuerriegel et al., 2024). Anders als klassische KI-Vorgängermodelle analysiert GenKI nicht nur bestehende Daten und trifft Vorhersagen, sondern erzeugt neue menschenähnliche und hochwertige Inhalte, wie Texte, Bilder, Video und Musik (Feuerriegel et al., 2024; García-Peñalvo & Vázquez-Ingelmo, 2023; Haase & Hanel, 2023; Ooi et al., 2023). Ziel kann es dabei nicht nur sein, menschliche Kreativität nachzuahmen, sondern diese sogar zu übertreffen (Al Naqbi et al., 2024).

Ein wichtiger Bereich von GenKI ist die *Sprachmodellierung*, auch bekannt als *Language Modeling* (LM). Verwendung findet LM in der natürlichen Sprach­verarbeitung bzw. im *Natural Language Processing* (NLP), um in einer Textsequenz das nächste Zeichen oder Wort vorherzusagen (Hadi et al., 2023). Dabei erfasst LM die Wahrscheinlichkeit von Wortverteilungen, vervollständigt Sätze und generiert eigenständig neue Texte (Hadi et al., 2023).

Große Sprachmodelle oder auch Large Language Models (LLMs) sind spezialisierte *Deep Learning (DL)-Systeme*, die in den letzten Jahren sehr große Fortschritte gemacht haben (Kasneci et al., 2023). LLMs verarbeiten und generieren Daten sequenziell mithilfe von neuronalen Netzwerkarchitekturen (Ooi et al., 2023). Sie lernen durch die Verarbeitung von großen Datenmengen, menschenähnliche Sprache zu verstehen und zu erzeugen (Hadi et al., 2023). Durch den Einsatz von menschen­ähnlichen Rückmeldungen sind LLMs in der Lage, Entscheidungen zu treffen, die menschliche Werte berücksichtigen (Brynjolfsson et al., 2023). Ähnlich wie das menschliche Gehirn analysieren LLMs Probleme, schließen daraus Schlussfolgerungen und können aus ihren eigenen Antworten lernen (Ooi et al., 2023). Ein bekanntes Beispiel für ein generatives Sprachmodell ist ChatGPT (OpenAI), welches zur Generative Pre-trained Transformer (GPT) Klasse gehört (Fui-Hoon Nah et al., 2023). ChatGPT nutzt NLP-Technologien, ermöglicht damit menschenähnliche Interaktion und findet häufig in Chatbots Anwendungen (Hadi et al., 2023).

### Chancen

GenKI wird in diversen Branchen und Arbeitsbereichen genutzt (Hadi et al., 2023), z. B. in der Softwareentwicklung (Sun et al., 2022), in den Medien (Pavlik, 2023), im Marketing (Mayahi & Vidrih, 2022), Einzelhandel (Recio-Román et al., 2024), Dienstleistungssektor (R. Gupta & Rathore, 2024), Gesundheitsbereich (Moulaei et al., 2024), in der Produktentwicklung (Cooper, 2024) und in der Bildung (Hashmi & Bal, 2024). Zu den Anwendungsfeldern gehören z. B. Chatbots im Kundenservice, virtuelle Assistenten (Fui-Hoon Nah et al., 2023) sowie Aufgabenbereiche, die bisher nur von Menschen bewältigt werden konnten, etwa Skriptprogrammierung, Musik­komposition (Ooi et al., 2023) oder Codegenerierung (Feuerriegel et al., 2024). Komplexe Fähigkeiten, die einst nur durch langjähriges Lernen erworben werden konnten, stehen nun durch GenKI leichter dem Arbeitsmarkt zur Verfügung (Ooi et al., 2023). Im datensensiblen Gesundheitssektor erstellt GenKI Antworten für Patienten und analysiert Trends in medizinischen Akten (Ooi et al., 2023).

GenKI kann durch leicht bedienbare Anwendungen breiten Nutzergruppen zugänglich gemacht werden (García-Peñalvo & Vázquez-Ingelmo, 2023) und die Leistungsfähigkeit der Beschäftigten erhöhen (Marimon et al., 2024). Automatisierungen können Geschäftsprozesse vereinfachen, Entscheidungsfindung erleichtern, die Effizienz und Produktivität steigern und Kosten reduzieren (Cardon et al., 2023; Feuerriegel et al., 2024). GenKI unterstützt bei kreativen Aufgaben und entwickelt neue Designs (García-Peñalvo & Vázquez-Ingelmo, 2023), die kaum von menschlich hervorgebrachten Werken unterschieden werden können (Banh & Strobel, 2023). Komplexe Kundenwünsche können in Echtzweit berücksichtigt und umgesetzt werden, darunter personalisierte Seviceleistungen und das frühzeitige Beheben von Fehlern (Ooi et al., 2023). GenKI kann wahrgenommene Arbeitsbelastung reduzieren (Hessari et al., 2024), wovon sowohl weniger qualifizierte als auch erfahrenen Beschäftigte profitieren (Brynjolfsson et al., 2023). Durch Zeit- und Aufwandersparnis werden Ressourcen frei, die genutzt werden können, um zwischenmenschliche Interaktion im Arbeitskontext zu verbessern (Ooi et al., 2023). Die Kundenzufriedenheit kann verbessert und die Mitarbeiterbindung gesteigert werden (Brynjolfsson et al., 2023).

### Herausforderungen

Die Einführung von GenKI im Arbeitskontext bringt Herausforderungen und Risiken mit sich (Ooi et al., 2023; Wach et al., 2023), die weitreichender sein können als bei anderen Technologien (Venkatesh, 2022). Es kann zu erheblichen Veränderungen in der Organisation von Arbeitsprozessen kommen (Feuerriegel et al., 2024), welche die Arbeit von Einzelpersonen und Teams beeinflussen (Feuerriegel et al., 2024; Ooi et al., 2023). Eine der größten Herausforderungen besteht darin, GenKI möglichst gewinnbringend einzusetzen, so dass die Anwendung nicht nur von technikaffinen Beschäftigten optimal genutzt wird (Ooi et al., 2023). Wenn Beschäftigte auf den Nutzen von vorteilhaften Technologien verzichten, kann dies große Kosten verursachen (Buçinca et al., 2021; Ma et al., 2023).

Aufgrund von fehlenden oder unzureichenden Daten im Trainingssatz können falsche oder unsinnige Antworten generiert werden (Hassani & Silva, 2023; Jutel et al., 2023). GenKI liefert durch sogenannte *Halluzinationen* zwar plausible, aber fehlerhafte und schwer überprüfbare Ergebnisse (Feuerriegel et al., 2024; Ji et al., 2023), was vor allem in sensiblen Bereichen mit sehr großen Risiken verbunden sein kann (Sallam, 2023). Algorithmische Intransparenz und mangelnde Vorhersagbarkeit (Kasneci et al., 2023; Ooi et al., 2023) verleiht der GenKI einen Blackbox-Charakter (Dwivedi et al., 2023; Feuerriegel et al., 2024; Lipton, 2018; Rai, 2020; Venkatesh, 2022). Für ausreichende Transparenz müsste ein Modell als Ganzes erfassbar sein, was aber bei fortgeschrittenen DL-Technologien aufgrund ihrer Komplexität nicht gegeben ist (Lipton, 2018).

KI-Systeme benötigen Zeit zum Lernen*,* um sich nach und nach verbessern zu können, was dazu führt, das Fehler insbesondere zu Beginn in den Bereichen gezeigt werden, wo die Fehleranfälligkeit am höchsten ist (Venkatesh, 2022). Auch eine KI kann einem Modelbias unterworfen sein, der anfangs unsichtbar sein kann und sich erst mit der Zeit zeigen kann (Ooi et al., 2023; Venkatesh, 2022). Der Modelbias kann menschenähnliche Vorurteile und Diskriminierungen enthalten (Dwivedi et al., 2023; Feuerriegel et al., 2024; Ooi et al., 2023), was die *Fairness* der GenKI beeinträchtigt (Feuerriegel et al., 2024). Bereits bestehende Voreingenommenheit der Gesellschaft gegenüber bestimmten Gruppen könnte verstärkt oder neue Arten hinzukommen (Ntoutsi et al., 2020).

Vorausgegangene Forschung von Montemayor et al. (2022) hat Hinweise darauf gegeben, dass GenKI an ihre Grenzen stößt, wenn sie in komplexen zwischen­menschlichen Situationen dem Kontext angemessen Empathie nachbilden soll, was z. B. in der Patientenversorgung erforderlich ist (Montemayor et al., 2022). Ein anderer sensibler Bereich ist der Datenschutz, der gefährdet sein kann, wenn private und sensible Daten verwendet und weitergegeben werden (Ooi et al., 2023). Urheberrechte können verletzt werden, wenn GenKI Ergebnisse erzeugt, die ohne Erlaubnis Werke kopiert oder ähnliche Ergebnisse liefert (Feuerriegel et al., 2024). Inhalte können unangemessen und schädlich sein, was sich in gewalttätigen, diskriminierenden und beleidigenden Inhalten zeigen kann (Fui-Hoon Nah et al., 2023). Um das Vertrauen aufrechtzuerhalten und Folgeschäden zu vermeiden, ist es unerlässlich, verantwortungsvoll mit GenKI umzugehen (Jutel et al., 2023). Das kann durch die Einführung von ethische Richtlinien und Standards geschehen und durch die Weiterbildung von Beschäftigten (Wach et al., 2023).

## Einstellung gegenüber KI

Es ist wichtig, die individuelle Einstellung gegenüber KI zu messen, weil sie eine entscheidende Rolle dabei spielen, wie neue Technologien (Gnambs & Appel, 2019) und somit auch KI-Technologien akzeptiert werden (Schepman & Rodway, 2020, 2023).

### Definition

Eagly und Chaiken (2007) definieren Einstellung als “a psychological tendency that is expressed by evaluating a particular entity with some degree of favor or disfavor” (S. 582). Einstellungen beschreiben die individuelle Bewertung von Individuen in Bezug auf Personen, Orte, Dinge, Handlungen oder Ereignisse (Dong et al., 2024). Diese Bewertungen können sowohl aus direkten als auch indirekte Erfahrungen mit dem Einstellungsobjekt resultieren (Gnambs et al., 2025).

Einstellungen haben nach dem tripartiten Modell der Einstellungen kognitive, affektive und behaviorale Komponenten (Eagly & Chaiken, 2007; Gnambs et al., 2025; Ostrom, 1969; Stein et al., 2024). Die kognitive Komponente umfasst das, was Menschen über ein Einstellungsobjekt glauben, denken oder wissen (Gnambs et al., 2025). Die affektive Komponente bezieht sich auf die Gefühle, die Menschen in Bezug auf ein Einstellungsobjekt haben, wobei diese sowohl positiv als auch negativ sein können (Gnambs et al., 2025). Die behaviorale Komponente umfasst, wie eine Person sich einem Einstellungsobjekt gegenüber verhält, tendenziell verhalten könnte oder beabsichtigt sich zu verhalten (Gnambs et al., 2025).

### Messinstrumente

Forschende entwickeln zunehmend standardisierte Messinstrumente, die nicht nur allgemein die Einstellungen gegenüber Informationstechnologien messen, sondern speziell die Einstellung in Bezug auf KI-Systemen erfassen (Gnambs et al., 2025). Da sich KI-Technologien sehr schnell ändern und auch nicht abzusehen ist, welche sich etablieren werden, erscheint es praktikabler, die Einstellung unabhängig von spezifischen Technologien zu erfassen (Gnambs et al., 2025).

Stein et al. (2024) nennen aus jüngster Zeit die *General Attitudes Towards Artificial Intelligence Scale* (GAAIS) (Schepman & Rodway, 2020), die *Attitudes Towards Artificial Intelligence Scale* (ATAI14) (Sindermann et al., 2021), die *AI Anxiety Scale* (AIAS) (Wang & Wang, 2022), die *Threats of Artificial Intelligence Scale* (TAI16) (Kieslich et al., 2021) und den *Concerns About Autonomous Technology Questionnaire* (Stein et al., 2019). An bisherigen Versuchen kritisieren Stein et al. (2019) u. a. die mangelnde Erfassung von positiven Einstellungen, die Komplexität der Skalen durch den Einsatz von Subskalen und eine Vernachlässigung von kognitiven, affektiven *und* behavioralen Facetten. GAAIS erfasst zwar sowohl positive als auch negative Aspekte, misst aber über alle Items hinweg die Einstellung zu KI nicht als einheitliches Konstrukt (Gnambs et al., 2025).

### ATTARI-12

In der vorliegenden Studie werden die Einstellungen gegenüber KI mit dem neu entwickelten Fragebogen *Attitudes towards Artificial Intelligence Scale* (ATTARI-12) von Stein et al. (2024) gemessen, welcher die methodischen Schwächen früherer Skalen auszugleichen versucht (Gnambs et al., 2025; Stein et al., 2024).

ATTARI-12 erfasst mit 12 Items die Einstellung gegenüber KI als eindimensionales Konstrukt, unabhängig von einem spezifischen Kontext oder einer konkreten Anwendung (Stein et al., 2024). Der psychologisch fundierte Fragebogen berücksichtigt mit je vier Items die drei klassischen Einstellungskomponenten kognitiv, affektiv und behavioral (Stein et al., 2024). Jede der genannten Komponenten wird durch je zwei positiv und zwei negativ formulierte Items gemessen, um Einstellungen auf einem Spektrum zwischen Ablehnung und Zustimmung zu erfassen und Zustimmungstendenzen zu vermeiden (Gnambs et al., 2025; Stein et al., 2024). Der Fragebogen enthält zu Beginn eine Anweisung, die KI definiert (Stein et al., 2024).

In zwei Studien zeigte das Messinstrument gute Reliabilität und Validität (Stein et al., 2024). Obwohl eine gewisse Multidimensionalität feststellbar war, wiesen laut Stein et al. alle Items hohe Faktorladungen im Bereich von 0.48 und 0.88 auf den allgemeinen Faktor auf. ATTARI-12 zeigte eine sehr hohe interne Konsistenz des Gesamtscores (Cronbach’s α = .93) und somit eine hohe interne Homogenität der Skala (Stein et al., 2024). Die Eindimensionalität wurde mit einer Faktorenanalyse bestätigt und es lag eine starke Test-Retest-Reliabilität (rtt = .80) vor (Stein et al., 2024). ATTARI-12 korrelierte bei persönlichen Sprachassistenen positiv in Bezug auf Einstellungen, was die konvergente Validität untermauerte (Stein et al., 2024). Die Skala zeigte Stein et al. zufolge keine signifikanten Verzerrungen durch soziale Erwünschtheitstendenzen (). Die Werteverteilung entsprach weitgehend einer Normalverteilung, wobei anzumerken ist, dass viele Befragte eher eine positive Einstellung gegenüber KI angegeben haben, worauf die leichte Linksschiefe der Verteilung hindeutete (Stein et al., 2024).

### Demografische Faktoren

Es gibt Hinweise darauf, dass bei individuellen Einstellungen von Personen gegenüber KI demografische Merkmale eine wichtige Rolle spielen können (Stein et al., 2024). Verschiedene Untersuchungen zeigen, dass *Alter, Geschlecht* (Liang & Lee, 2017; Sindermann et al., 2022; Stein et al., 2019), *Bildungsniveau* (Liang & Lee, 2017; McClure, 2018; Stein et al., 2024) und Erfahrung mit Computern (Kaya et al., 2024) einen Einfluss auf die Akzeptanz von KI haben können (Stein et al., 2024), wobei die gemessenen Effekte auch gering ausfallen (Liang & Lee, 2017) und die Ergebnisse nicht immer konsistent ausfallen.

Frauen, ältere Menschen und Personen mit niedrigerem Bildungsstand (Liang & Lee, 2017; Stein et al., 2024) zeigen häufig größere Bedenken und Ängste in Bezug auf KI (Liang & Lee, 2017). Studien geben Hinweise darauf, dass Menschen mit einem höheren Bildungsniveau eine signifikant geringere Angst vor Automatisierungen wie KI haben als Menschen mit einem niedrigeren Bildungsniveau (Liang & Lee, 2017; McClure, 2018; Stein et al., 2024). Das bessere Verständnis für höher entwickelte Technologien könnte ein Grund dafür sein, dass Menschen sich durch KI weniger bedroht fühlen (Liang & Lee, 2017). Menschen mit einem niedrigeren Bildungsniveau hingegen scheinen häufiger skeptisch und besorgt gegenüber KI-Technologien zu sein (Stein et al., 2024) und eher Angst zu haben, ihren Arbeitsplatz durch Automatisierungen zu verlieren (McClure, 2018).

Gnambs und Appel (2019) kommen in Bezug auf Geschlecht und Bildungsstand im Hinblick auf Robotern zu ähnlichen Ergebnissen, wobei ältere Menschen die Unterstützung von Robotern eher annehmen als jüngere Menschen. Laut Nomura et al. (2006) hingegen zeigen Männer in der Tendenz eine stärkere negative Einstellung gegenüber Robotern als Frauen. Sindermann et al. (2022) zeigen mit deutschen und chinesischen Stichproben einen kulturübergreifend signifikanten Zusammenhang zwischen Geschlecht und der allgemeinen Akzeptanz von KI. Regressionsanalysen zeigen laut Sindermann et al. (2022) in der chinesischen Stichprobe positive Assoziationen der Akzeptanz von KI mit Alter. In der deutschen Stichprobe ist die Akzeptanz der männlichen Teilnehmenden signifikant höher als die der weiblichen, ein Unterschied, der in der chinesischen Stichprobe nicht zu beobachten ist (Sindermann et al., 2022). Bartneck et al. (2024) zeigt in einer neuseeländischen Studie, dass ältere Menschen und Frauen eine striktere Regulierung von KI befürworten. Das Bildungsniveau hingegen zeigt keinen signifikanten Zusammenhang bei der Unterstützung einer strengeren KI-Regulierung (Bartneck et al., 2024).

Das Geschlecht hingegen hat laut Du und Lv (2024) bei Lernenden an Grundschulen keinen moderierenden Effekt beim Nutzungsverhalten von GenKI und der Verhaltensabsicht, diese zu nutzen. Kaya et al. (2024) zeigen für den türkischen Raum, dass das Alter und das Bildungsniveau keinen signifikanten Einfluss auf die Einstellung von KI hat. Auch wenn das männliche Geschlecht mit positiven Einstellungen gegenüber KI korreliert, stellt es dennoch keinen signifikanter Prädiktor für die Einstellung zu KI dar (Kaya et al., 2024).

Computernutzung, Erfahrung und das selbst eingeschätzte Wissen über KI sagen eine positive Einstellung zu KI vorher (Kaya et al., 2024). Mehr Erfahrung mit GenKI scheint eine bessere Einstellung in Bezug auf Nutzung am Arbeitsplatz zu bewirken (Cardon et al., 2023). Auch Nomura et al. (2006) stellen fest, dass Menschen mit mehr Erfahrung im Umgang mit Robotern in der Tendenz geringere Vorbehalte zeigen als Menschen mit weniger Erfahrung. Der Effekt der Algorithm Appreciation bzw. Algorithmus-Wertschätzung nimmt laut Logg et al. (2019) ab, wenn Menschen zwischen ihrer eigenen Schätzung und der eines Algorithmus wählen können, insbesondere wenn die Teilnehmenden selbst fachkundige Personen sind (Logg et al., 2019).

## Vertrauen

Die Forschung über menschliches Vertrauen in KI-Technologien war bisher wenig systematisch (Gkinko & Elbanna, 2023; Mehrotra et al., 2023; Riedl, 2022) und das Verständnis, wie Menschen Vertrauen in eine KI entwickeln, ist noch gering (Gkinko & Elbanna, 2023). Insbesondere die Erforschung des Vertrauens in GenKI steht noch am Anfang (Gkinko & Elbanna, 2023), auch wenn das Interesse zunimmt (Følstad & Brandtzaeg, 2020).

### Definition

Bisher gibt es keine einheitliche Definition von Vertrauen in Bezug auf Automatisierungen und KI-Systeme gibt (Hoff & Bashir, 2015; Mehrotra et al., 2023). Wie bei zwischenmenschlichen Vertrauen scheint aber auch in Bezug auf KI die Vulnerabilität bzw. Verwundbarkeit eine wesentliche Rolle zu spielen (Glikson & Woolley, 2020; Jacovi et al., 2021), da Menschen bereit sind, ein Risiko einzugehen (Mayer et al., 1995). Eine häufig zitierte Definition, die Vertrauen als willentliche Bereitschaft, sich in eine verletzliche Situation zu begeben, beschreibt, stammt von Mayer et al. (1995):

The definition of trust […] is the willingness of a party to be vulnerable to the actions of another party based on the expectation that the other will perform a particular action important to the trustor, irrespective of the ability to monitor or control that other party. (S. 712)

J. D. Lee und See (2004) greifen ebenfalls den Begriff der Vulnerabilität auf und definieren Vertrauen als „the attitude that an agent will help achieve an individual’s goals in a situation characterized by uncertainty and vulnerability“ (S. 51).

McAllister (1995) unterscheidet zwei Formen zwischenmenschlichen Vertrauens, *kognitives Vertrauen* und *affektives Vertrauen*. Diese Unterscheidung wird häufig auch in Bezug auf KI betrachtet (Glikson & Woolley, 2020, Hoff & Bashir, 2015; Kohn et al., 2021). Kognitives Vertrauen basiert auf kognitivem Denken und impliziert rationale Überlegungen (Erdem & Ozen, 2003; Gkinko & Elbanna, 2023; McAllister, 1995). Menschen schätzen rational die *Leistung* und *Zuverlässigkeit* ein, wobei bisheriges Verhalten berücksichtigt wird (McAllister, 1995). Kognitives Vertrauen scheint eine große Rolle bei komplexeren Technologien wie KI zu spielen, wenn Leistung, Zuverlässigkeit und Transparenz bewertet werden (Glikson & Woolley, 2020; Shamim et al., 2023). Außerdem scheint kognitives Vertrauen in Bezug auf Sicherheit und Privatrechte relevant zu sein (Gefen et al., 2003; Shamim et al., 2023). Affektives Vertrauen hingegen ist gefühlsbasiert (Erdem & Ozen, 2003; Gkinko & Elbanna, 2023; McAllister, 1995) und zeigt sich insbesondere in Situationen, wenn kognitive Ressourcen eingeschränkt sind (Hoff & Bashir, 2015). Es ist möglich, dass durch Erfahrungen Beziehungen nicht mehr kognitiv, sondern affektiv-basiert bewertet werden (Erdem & Ozen, 2003; McAllister, 1995).

### Vertrauen in KI

Vertrauen scheint nicht nur in zwischenmenschlichen Beziehungen eine wichtige Rolle zu spielen, sondern auch, wenn Menschen mit automatisierten Technologien zusammenarbeiten (Hoff & Bashir, 2015; J. D. Lee & See, 2004). Vertrauen erscheint ein noch wichtiger Prädiktor zu sein, wenn Mensch und KI in einem hybriden Team zusammenarbeiten, als wenn nur eine reine Automatisierung im Spiel wäre (Glikson & Woolley, 2020). Auch wenn Personen einer KI in gewissen Bereichen mehr zutrauen als Menschen (Logg et al., 2019), kann es dennoch zu Ängsten kommen (Wang & Wang, 2022).

Insbesondere unter unsicheren Bedingungen scheint Vertrauen ein wichtiger Mediator in der Mensch-Mensch und Mensch-Technologie-Beziehung zu sein (Hoff & Bashir, 2015; Kizilcec, 2016; J. D. Lee & See, 2004; Nomura et al., 2006), wenn z. B. Risiken eingegangen werden sollen (Ma et al., 2023; McAllister, 1995). KI-Systeme beeinflussen, wie Menschen Entscheidungen treffen, was sie verwundbar macht, wenn falsche Entscheidungen getroffen werden (Riedl, 2022). Denn trotz herausragender Fähigkeiten sind selbst fortschrittliche KI-Systeme nicht frei von Fehlern (Teubner et al., 2023). Beschäftigte in kreativen Bereichen können Vorbehalte haben und demotiviert werden, wenn eine GenKI ihre Arbeit kontrolliert oder sogar ersetzt (Ooi et al., 2023).

Beschäftigten fällt es schwer, Verantwortung für die Nutzung von KI zu übernehmen, wenn sie nicht nachvollziehen können, wie und warum eine komplexe GenKI zu ihren Ergebnissen kommt (Ooi et al., 2023; Pinaya et al., 2023; Venkatesh, 2022). Wenn Algorithmen Entscheidungen treffen, ist es essenziell, dass diese als gerecht und legitim wahrgenommen werden (Nagtegaal, 2021). Auch wenn Menschen prinzipiell Vertrauen in die trainierten Fähigkeiten einer KI haben können, können dennoch Bedenken hinsichtlich ethischer Grundsätze oder im Hinblick auf rechtliche Vorgaben bestehen (Lipton, 2018; Montemayor et al., 2022; Ooi et al., 2023).

Auch wenn es Ähnlichkeiten zu zwischenmenschlichem Vertrauen gibt (Hoff & Bashir, 2015), muss das Vertrauen in Bezug auf Technologie breiter betrachtet werden (Chi et al., 2021). Beschäftigte reagieren im Arbeitskontext tendenziell mit mehr Vertrauen auf menschlich basierte Entscheidungen als auf Entscheidungen, die von Algorithmen getroffen werden (Langer & Landers, 2021; Venkatesh, 2022; Wesche et al., 2022). Castelo et al. (2019) weisen darauf hin, dass Menschen Algorithmen mehr vertrauen, wenn sie affektiver und menschenähnlicher wahrgenommen wird. Während aber das Vertrauen in einen Menschen sehr von der Integrität der Person abhängt, scheint das Vertrauen in ein automatisiertes System wesentlich von dessen Performanz abzuhängen (Chi et al., 2021), insbesondere, wenn zuvor ein Vertrauensvorschuss gegeben wurde (Hoff & Bashir, 2015; J. Lee & Moray, 1992). Bei Anzeichen von Unvollkommenheit neigen Menschen durch eine *Algorithmus-Aversion* (Castelo et al., 2019) dazu, schneller Vertrauen in Algorithmen als in Menschen zu verlieren, auch wenn Algorithmen im Durchschnitt weniger Fehler machen (Dietvorst et al., 2015) und statistische Modelle oft bessere Ergebnisse liefern (Castelo et al., 2019). Dies scheint insbesondere dann der Fall zu sein, wenn es sich um Experten handelt (Logg et al., 2019) oder Menschen befürchten, dass individuelle Bedürfnisse vernachlässigt werden, wie es z. B. im Gesundheitswesen der Fall ist (Longoni et al., 2019).

Vertrauen in GenKI kann das Engagement im Arbeitskontext fördern (Marimon et al., 2024). Die hohe Leistungsfähigkeit von GenKI kann aber auch dazu führen, dass Menschen der Technik übermäßig vertrauen und KI-Ergebnisse ungeprüft übernehmen (Fui-Hoon Nah et al., 2023). Wie bei anderen Automatisierungstechniken besteht die Gefahr der falschen oder missbräuchlichen Anwendung bei zu großem Vertrauen durch mangelnde KI-Kompetenz oder zu geringem Vertrauen (Buçinca et al., 2021; Fui-Hoon Nah et al., 2023; J. D. Lee & See, 2004; Mehrotra et al., 2023; Parasuraman & Riley, 1997).

Zum einen scheint Fairness in Bezug auf Automatisierung eine wichtige Rolle zu spielen, da sie hilft, Diskriminierungen zu vermeiden (Toreini et al., 2020). Darüber hinaus kann Wissen über KI eine positive Einstellung gegenüber KI voraussagen (Kaya et al., 2024). Transparenz kann sowohl das kognitive als auch das affektive Vertrauen erhöhen (Suen & Hung, 2023). KI-Systeme erscheinen transparenter, wenn Menschen eine Erklärung erhalten (Bansal et al., 2021; Klingbeil et al., 2024; Toreini et al., 2020; Wesche et al., 2022), und insbesondere dann, wenn diese in einem ausreichenden Maße erfolgen (Kunkel et al., 2019; Wesche et al., 2022). Dabei scheinen sich Erklärungen unabhängig davon, ob sie korrekt sind, positiv auf die Akzeptanz von KI-Empfehlungen auswirken können (Bansal et al., 2021). In einem hypothetischen Szenario scheinen Erklärungen das Vertrauen noch mehr zu beeinflussen als in einer realen Situation (Wesche et al., 2022).

Überprüfbarkeit scheint relevant zu sein, um das KI-System überwachen und bewerten zu können (Toreini et al., 2020). Sicherheit kann helfen, das Risiko gering zu halten und Schäden zu vermeiden (Toreini et al., 2020), wie z. B. in Bezug auf Datenschutz (Erdem & Ozen, 2003; Shamim et al., 2023). Unternehmen sollten für ein vertrauensvollen Arbeitsplatz Unsicherheiten im Rahmen von risikobehafteten Bereichen anerkennen und Unterstützungsmaßnahmen anbieten, um Vertrauen zu stärken (Mayer et al., 1995).

## Akzeptanz

Akzeptanz von Technologie gilt als Schlüsselfaktor, um Technologie erfolgreich einsetzen zu können (Venkatesh et al., 2003). Aber noch immer ist die Akzeptanz von KI am Arbeitsplatz noch nicht vollständig gegeben (Stein et al., 2024; Watanabe et al., 2023). Erforschung der Akzeptanz von KI-Systemen kann einen tieferen Einblick darin geben, die Zusammenhänge zwischen Akzeptanzfaktoren von GenKI zu verstehen (V. Gupta, 2024), was zu effektiveren Strategien für mehr Akzeptanz von KI-Implementierungen führen kann (Venkatesh, 2022). Daher hat die Forschung insbesondere in den letzten Jahren vermehrt versucht, die Akzeptanz von KI-Systemen zu untersuchen (Kelly et al., 2023). Mittlerweile werden auch Akzeptanzmodell für GenKI entwickelt (V. Gupta, 2024). (V. Gupta, 2024), was zu effektiveren Strategien für mehr Akzeptanz von KI-Implementierungen führen kann (Venkatesh, 2022). Daher hat die Forschung insbesondere in den letzten Jahren vermehrt versucht, die Akzeptanz von KI-Systemen zu untersuchen (Kelly et al., 2023). Mittlerweile werden auch Akzeptanzmodell für GenKI entwickelt (V. Gupta, 2024).

### Definition

Kelly et al. (2023) betonen in Bezug auf Akzeptanz die Verhaltensabsicht oder Bereitschaft einer Person, indem sie die Akzeptanz von Verbrauchenden als „the behavioural intention or willingness to use, buy, or try a good or service (S. 2)“ definieren. Akzeptanz von KI im Arbeitskontext kann ferner als die Bereitschaft von Beschäftigten definiert werden, KI-Technologien anzunehmen, auszuprobieren und am Arbeitsplatz zu nutzen (Venkatesh et al., 2003). Dabei wird Akzeptanz insbesondere durch wahrgenommene Nützlichkeit und Benutzerfreundlichkeit beeinflusst (Davis, 1989). Auch Vertrauen (Gefen et al., 2003), emotionale (R. P. Bagozzi, 1992) und soziale Faktoren können bei Akzeptanz eine zentrale Rolle spielen (Venkatesh et al., 2003). Da viele KI-Agenten eine nicht offensichtliche KI verwenden, erfolgt die Nutzung und somit Akzeptanz von KI oft auch unbewusst (Kelly et al., 2023). Es ist wichtig, organisatorische, soziale und individuelle Faktoren zu integrieren, wenn es darum geht, die Nutzungsabsicht einer Technologie zu erklären (Dabbous et al., 2022).

### UTAUT-Modell

Das Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT)-Modell von Venkatesh et al. (2003) (siehe Abbildung 1) integriert wesentliche Elemente aus acht Modellen der Technologieakzeptanzforschung, darunter das bekannte Technology Acceptance Model (TAM) von Davis (1989), welches die wahrgenommene Nützlichkeit und Benutzerfreundlichkeit als Hauptfaktoren für die Akzeptanz einer neuen Technologie betrachtet (Venkatesh et al., 2003). Durch seine Einfachheit und Klarheit ist TAM in der Forschung ein häufig genutztes Modell, das die Beziehung zwischen der Nutzungsabsicht einer Technologie und dem tatsächlichen Nutzungsverhalten erklärt (R. Bagozzi, 2007). TAM vernachlässigt aber komplexe und kontextspezifische Einflussfaktoren, wie z. B. soziale Faktoren (R. Bagozzi, 2007) und Moderationseffekte (Mogaji et al., 2024).

Nach Venkatesh et al. (2003) erklärt das UTAUT-Modell die Verhaltensintention (behavioral intention), also die Absicht, eine Technologie zu nutzen, die maßgeblich das Nutzungsverhalten beeinflusst. Die Verhaltensintention wird mithilfe von drei zentralen Einflussfaktoren bestimmt: 1. Leistungserwartung (performance expectancy), 2. Aufwandserwartung (effort expectancy) und 3. sozialer Einfluss(social influence) (Venkatesh et al., 2003).

Leistungserwartung ist das Ausmaß, in dem eine Person wahrnimmt, dass die Nutzung einer Technologie ihre Arbeitsleistung verbessern und das Ziel erreicht werden kann (Venkatesh et al., 2003). Aufwandserwartung bezieht sich auf die subjektiv wahrgenommene Leichtigkeit der Technologienutzung und meint somit die Benutzerfreundlichkeit (Venkatesh et al., 2003). Sozialer Einfluss beschreibt, inwieweit jemand davon ausgeht, dass eine für sie bedeutsame Person erwartet, dass sie die Technologie nutzen soll (Venkatesh et al., 2003).

Anders als viele der Vorgängermodelle integriert UTAUT auch Moderatoren, um die Vorhersagekraft zu verbessern (Dwivedi et al., 2019). Im UTAUT-Modell beeinflussen die vier Moderatoren Geschlecht, Alter, Erfahrung und die Freiwilligkeit der Nutzung die Beziehung zwischen den vier Prädiktoren und der Verhaltensintention sowie dem Nutzungsverhalten (Venkatesh et al., 2003). Geschlecht und Alter moderieren den Einfluss von Leistungserwartung, Aufwandserwartung und sozialem Einfluss auf die Verhaltensintention (Venkatesh et al., 2003). Erfahrung moderiert den Einfluss von Aufwandserwartung und sozialem Einfluss auf die Verhaltensintention (Venkatesh et al., 2003). Die Freiwilligkeit der Nutzung moderiert hingegen nur den Einfluss von sozialem Einfluss auf die Verhaltensintention (Venkatesh et al., 2003).

Der 4. Haupteinflussfaktor, die unterstützenden Rahmenbedingungen (faciliating conditions), beschreibt, inwieweit eine Person wahrnimmt, dass organisatorische und technische Unterstützung vorhanden ist, um die Technologie leichter nutzen zu können (Venkatesh et al., 2003). Unterstützenden Rahmenbedingungen wirken sich direkt auf das Nutzungsverhalten (*use behavior*) aus, welches die tatsächliche Verwendung einer Technologie in der Praxis beschreibt. Dieser Einflusswird durch Alter und Erfahrung moderiert (Venkatesh et al., 2003).

Kulturübergreifend kann das UTAUT-Modell mit den genannten Prädiktoren etwa 60-70% der Varianz in der Verhaltensintention von Personen erklären (Kelly et al., 2023; Venkatesh et al., 2003). Faktoren wie die Einstellung zur Technologienutzung, das Vertrauen in die eigenen Fähigkeiten und die Angst vor Technologien stellen im UTAUT-Modell keine direkten Einflussfaktoren des Nutzungsverhaltens dar Kulturübergreifend kann das UTAUT-Modell mit den genannten Prädiktoren etwa 60-70% der Varianz in der Verhaltensintention von Personen erklären (Kelly et al., 2023; Venkatesh et al., 2003). Faktoren wie die Einstellung zur Technologienutzung, das Vertrauen in die eigenen Fähigkeiten und die Angst vor Technologien stellen im UTAUT-Modell keine direkten Einflussfaktoren des Nutzungsverhaltens dar (Venkatesh et al., 2003).

Ein Bild, das Diagramm, Text, Reihe, parallel enthält.

KI-generierte Inhalte können fehlerhaft sein.

Abbildung 1 Wirkungsmodell nach UTAUT (Venkatesh et al., 2003)

### UTAUT-Faktoren und Maßnahmen

Das UTAUT- Modell von Venkatesh et al. (2003) bietet einen strukturierten und umfassenden Ansatz zur Analyse der Faktoren, die die Akzeptanz und Nutzung von KI vorhersagen können (Venkatesh et al., 2003; Venkatesh, 2022)(Venkatesh et al., 2003; Venkatesh, 2022). Es dient in der vorliegenden Arbeit als Grundlage für die Entwicklung der vertrauensbildenden Maßnahmen, also Interventionen, die helfen sollen, das Vertrauen und somit die Akzeptanz zu erhöhen. Denn Vertrauen ist entscheidend, wenn es darum geht, Akzeptanz für Automatisierungen zu fördern (Hoff & Bashir, 2015), insbesondere, wenn es sich um eine komplexe KI-Technologie handelt (Choung et al., 2023). Es dient in der vorliegenden Arbeit als Grundlage für die Entwicklung der vertrauensbildenden Maßnahmen, also Interventionen, die helfen sollen, das Vertrauen und somit die Akzeptanz zu erhöhen.. Es dient in der vorliegenden Arbeit als Grundlage für die Entwicklung der vertrauensbildenden Maßnahmen, also Interventionen, die helfen sollen, das Vertrauen und somit die Akzeptanz zu erhöhen. Denn Vertrauen ist entscheidend, wenn es darum geht, Akzeptanz für Automatisierungen zu fördern (Hoff & Bashir, 2015), insbesondere, wenn es sich um eine komplexe KI-Technologie handelt (Choung et al., 2023). Es gibt Hinweise darauf, dass vertrauensbildende Maßnahmen selbst in sensiblen Bereichen die Akzeptanz von KI fördern (Longoni et al., 2019) und mehr Sicherheit im Umgang mit der neuen Technik vermitteln können (Toreini et al., 2020)..(Toreini et al., 2020).

Auch bezüglich GenKI wird UTAUT mittlerweile als theoretischer Rahmen herangezogen, um die Nutzungsabsicht und das Nutzungsverhalten im Arbeitskontext zu untersuchen (Du & Lv, 2024; Eftimov & Kitanovikj, 2023; Xia & Chen, 2024). In der Forschung werden nicht immer alle Faktoren des UTAUT-Modells verwendet (Dwivedi et al., 2019; Strzelecki & ElArabawy, 2024; Venkatesh et al., 2012). Es kommt vor, dass Moderatoren ausgelassen oder durch andere ersetzt werden (Dwivedi et al., 2019). In der vorliegenden Arbeit wird die Freiwilligkeit der Nutzung nicht weiter berücksichtigt, da der Moderator Freiwilligkeit nicht immer gegeben ist (Dwivedi et al., 2019; Schepman & Rodway, 2020).

Auch bezüglich GenKI wird UTAUT mittlerweile als theoretischer Rahmen herangezogen, um die Nutzungsabsicht und das Nutzungsverhalten im Arbeitskontext zu untersuchen (Du & Lv, 2024; Eftimov & Kitanovikj, 2023; Xia & Chen, 2024). In der Forschung werden nicht immer alle Faktoren des UTAUT-Modells verwendet (Dwivedi et al., 2019; Strzelecki & ElArabawy, 2024; Venkatesh et al., 2012). Es kommt vor, dass Moderatoren ausgelassen oder durch andere ersetzt werden (Dwivedi et al., 2019). In der vorliegenden Arbeit wird die Freiwilligkeit der Nutzung nicht weiter berücksichtigt, da der Moderator Freiwilligkeit nicht immer gegeben ist (Dwivedi et al., 2019; Schepman & Rodway, 2020).

# Fragestellung und Ableitung der Hypothesen

Im Folgenden werden die zentralen Forschungsfragen der vorliegenden Untersuchung aufgeführt und die Hypothesen auf der Grundlage der dargestellten Theorien abgeleitet.

## Fragestellungen

Es soll in der vorliegenden Untersuchung insbesondere gezeigt werden, dass Personen die Einführung einer GenKI im Arbeitskontext eher akzeptieren, wenn sie zuvor vertrauensbildende Maßnahmen erhalten, als Personen, die zuvor keine vertrauensbildenden Maßnahmen erhalten. Die vertrauensbildenden Maßnahmen sollen aus dem UTAUT-Modell (Venkatesh et al., 2003) hergeleitet werden. Ferner soll untersucht werden, inwieweit die Wirkung dieser vertrauensbildenden Maßnahmen von dem Anwendungsfeld, in dem GenKI im Arbeitskontext angewendet werden soll, und von der allgemeinen Einstellung gegenüber KI abhängt. Es ergeben sich folgende Fragestellungen:

1. Führen vertrauensbildende Maßnahmen zur Erhöhung der Akzeptanz von GenKI am Arbeitsplatz?
2. Inwieweit hängt die Wirkung dieser vertrauensbildenden Maßnahmen ab von
3. dem Anwendungsfeld von GenKI im Arbeitskontext?
4. der allgemeinen Einstellung gegenüber KI?

## Hypothesen

Studien zeigen, dass die Akzeptanz und der Nutzen von KI maßgeblich vom Vertrauen der Anwendenden abhängen (Castelo et al., 2019; Choung et al., 2023; Jacovi et al., 2021; O’Shaughnessy et al., 2023). Vertrauen mediiert nicht nur die Interaktion zwischen Mensch und Technologie im Allgemeinen, sondern kann auch elementar für die Akzeptanz von KI sein (Chi et al., 2021; Knowles & Richards, 2021). Wenn Menschen einer Technik vertrauen, kann diese das individuelle Nutzungsverhalten von Menschen beeinflussen (Gefen et al., 2003; Mayer et al., 1995; Toreini et al., 2020). Beschäftigte wünschen sich Unterstützung im Umgang mit GenKI, was Vertrauen fördern kann (Cardon et al., 2023). Laut Du und Lv (2024) haben z. B. unterstützende Rahmenbedingungen einen sehr großen Einfluss auf die Akzeptanz und Nutzung von GenKI von Grundschulkindern. Daher kann von folgender erster Hypothese ausgegangen werden:

Studien zeigen, dass die Akzeptanz und der Nutzen von KI maßgeblich vom Vertrauen der Anwendenden abhängen (Castelo et al., 2019; Choung et al., 2023; Jacovi et al., 2021; O’Shaughnessy et al., 2023). Vertrauen mediiert nicht nur die Interaktion zwischen Mensch und Technologie im Allgemeinen, sondern kann auch elementar für die Akzeptanz von KI sein (Chi et al., 2021; Knowles & Richards, 2021). Das Vertrauen von Beschäftigten ist essenziell, damit die neue Technik schneller akzeptiert und optimaler genutzt werden kann (Gkinko & Elbanna, 2023; Kaplan & Haenlein, 2019; Mayer et al., 1995; Riedl, 2022). Wenn Menschen einer Technik vertrauen, kann diese das individuelle Nutzungsverhalten von Menschen beeinflussen (Gefen et al., 2003; Mayer et al., 1995; Toreini et al., 2020). Beschäftigte wünschen sich Unterstützung im Umgang mit GenKI, was Vertrauen fördern kann Studien zeigen, dass die Akzeptanz und der Nutzen von KI maßgeblich vom Vertrauen der Anwendenden abhängen (Castelo et al., 2019; Choung et al., 2023; Jacovi et al., 2021; O’Shaughnessy et al., 2023). Vertrauen mediiert nicht nur die Interaktion zwischen Mensch und Technologie im Allgemeinen, sondern kann auch elementar für die Akzeptanz von KI sein (Chi et al., 2021; Knowles & Richards, 2021). Wenn Menschen einer Technik vertrauen, kann diese das individuelle Nutzungsverhalten von Menschen beeinflussen (Gefen et al., 2003; Mayer et al., 1995; Toreini et al., 2020). Beschäftigte wünschen sich Unterstützung im Umgang mit GenKI, was Vertrauen fördern kann (Cardon et al., 2023). Laut Du und Lv (2024) haben z. B. unterstützende Rahmenbedingungen einen sehr großen Einfluss auf die Akzeptanz und Nutzung von GenKI von Grundschulkindern. Daher kann von folgender erster Hypothese ausgegangen werden: . Laut Du und Lv (2024) haben z. B. unterstützende Rahmenbedingungen einen sehr großen Einfluss auf die Akzeptanz und Nutzung von GenKI von Grundschulkindern. Daher kann von folgender erster Hypothese ausgegangen werden:

1. Vertrauensbildende Maßnahmen (im Vergleich zu keinen solchen Maßnahmen) führen bei der Einführung von GenKI im Arbeitskontext zu einer höheren Akzeptanz von GenKI.

Die Art der Aufgabe, also das Anwendungsfeld, spielt bei Vertrauen in Automatisierungen eine zentrale Rolle (Klingbeil et al., 2024; Langer & Landers, 2021; Mayer et al., 1995; Nagtegaal, 2021)(Klingbeil et al., 2024; Langer & Landers, 2021; Mayer et al., 1995; Nagtegaal, 2021). Während KI in einem Aufgabenfeld als nützlich angesehen werden, kann sie bei einem anderen als störend wahrgenommen werden . Während KI in einem Aufgabenfeld als nützlich angesehen werden, kann sie bei einem anderen als störend wahrgenommen werden . Während KI in einem Aufgabenfeld als nützlich angesehen werden, kann sie bei einem anderen als störend wahrgenommen werden (Dabbous et al., 2022).

M. K. Lee (2018) unterscheidet zwischen Aufgaben die menschliche Fähigkeiten und solche, die mechanische Fähigkeiten benötigen. Menschliche Fähigkeiten benötigen nach M. K. Lee subjektives Urteilsvermögen und emotionale Fähigkeiten, wohingegen mechanische Fähigkeiten quantitative Verarbeitung und objektive Messbarkeit beinhalten (M. K. Lee, 2018). Bei mechanischen Aufgaben werden Entscheidungen von Algorithmen und von Menschen als ähnlich vertrauenswürdig und fair wahrgenommen (M. K. Lee, 2018). Bei Aufgaben, die eher menschliche Fähigkeiten erfordern, werden hingegen algorithmische Entscheidungen als weniger fair und vertrauenswürdig wahrgenommen (M. K. Lee, 2018). M. K. Lee (2018) unterscheidet zwischen Aufgaben die menschliche Fähigkeiten und solche, die mechanische Fähigkeiten benötigen. Menschliche Fähigkeiten benötigen nach M. K. Lee subjektives Urteilsvermögen und emotionale Fähigkeiten, wohingegen mechanische Fähigkeiten quantitative Verarbeitung und objektive Messbarkeit beinhalten (M. K. Lee, 2018). Bei mechanischen Aufgaben werden Entscheidungen von Algorithmen und von Menschen als ähnlich vertrauenswürdig und fair wahrgenommen (M. K. Lee, 2018). Bei Aufgaben, die eher menschliche Fähigkeiten erfordern, werden hingegen algorithmische Entscheidungen als weniger fair und vertrauenswürdig wahrgenommen (M. K. Lee, 2018).

Laut Nagtegaal (2021) spielt die Komplexität eines Entscheidungsprozesses eine zentrale Rolle dabei, wie gerecht Beschäftigte eine Entscheidung wahrnehmen. Bei einfachen, objektiven Entscheidungen scheinen Beschäftigte eher die Entscheidungen von Algorithmen als gerechter wahrzunehmen, da sie regelkonformer und fairer erscheinen. Bei hochkomplexen, subjektiveren und schwer messbaren Entscheidungen erscheinen Nagtegaal (2021) zufolge menschliche Entscheidungen hingegen gerechter zu sein. In Bezug auf Personalauswahl scheinen Menschen sowohl in hypothetischen als auch realen Szenarien den Entscheidungen von Algorithmen weniger zu vertrauen und zu akzeptieren als solchen, die von Menschen getroffen werden (Wesche et al., 2022).

Laut Nagtegaal (2021) spielt die Komplexität eines Entscheidungsprozesses eine zentrale Rolle dabei, wie gerecht Beschäftigte eine Entscheidung wahrnehmen. Bei einfachen, objektiven Entscheidungen scheinen Beschäftigte eher die Entscheidungen von Algorithmen als gerechter wahrzunehmen, da sie regelkonformer und fairer erscheinen. Bei hochkomplexen, subjektiveren und schwer messbaren Entscheidungen erscheinen Nagtegaal (2021) zufolge menschliche Entscheidungen hingegen gerechter zu sein. In Bezug auf Personalauswahl scheinen Menschen sowohl in hypothetischen als auch realen Szenarien den Entscheidungen von Algorithmen weniger zu vertrauen und zu akzeptieren als solchen, die von Menschen getroffen werden (Wesche et al., 2022).

Castelo et al. (2019) postulieren, dass das Vertrauen in Algorithmen maßgeblich von der wahrgenommenen Objektivität oder Subjektivität einer Aufgabe abhängt.Art der Aufgabe abhängt. Die Autoren unterscheiden zwischen Aufgaben, die als eher objektiv bzw. sachlich (*objective*) wahrgenommen werden und solchen, die als eher subjektiv bzw. persönlich (*subjective*) wahrgenommen werden. Castelo et al. definieren eine objektive Aufgabe als eine, die faktenbasiert, quantifizierbar und messbar ist. Eine subjektive Aufgabe hingegen lässt laut Castelo et al.Castelo et al. Raum für Interpretation und beruht auf eine persönliche Meinung oder Intuition.

Raum für Interpretation und beruht auf eine persönliche Meinung oder Intuition. Raum für Interpretation und beruht auf eine persönliche Meinung oder Intuition. Die Autoren postulieren, dass Menschen Algorithmen weniger vertrauen und nutzen, wenn es sich um Aufgaben handelt, die subjektiv erscheinen, im Gegensatz zu solchen, die als objektiv wahrgenommen werden. Castelo et al. zeigen ferner, dass die Wahrnehmung der Objektivität einer Aufgabe so verändert werden kann, dass Personen Algorithmen mehr vertrauen können, was zu einem höheren Nutzungsverhalten führen kann. Aus den theoretischen Überlegungen ergibt sich folgende zweite Hypothese: Die vorliegende Untersuchung geht daher davon aus, dass die Akzeptanz der Einführung von KI von der Art des Anwendungsfeldes abhängt. Aus den theoretischen Überlegungen ergibt sich folgende zweite Hypothese:

1. Die Akzeptanz von GenKI ist in objektiven Anwendungsfeldern höher als in subjektiven Anwendungsfeldern.

M. K. Lee (2018) zeigen, dass die Merkmale einer Aufgabe darüber entscheiden können, ob Personen eher einem Menschen oder Algorithmen mehr Vertrauen in die Bearbeitung der Aufgabe entgegenbrachten. Wenn subjektives Urteilsvermögen und menschliche Interaktion erforderlich waren, wurde eher einem Menschen als Algorithmen vertraut. Je objektiver ein Anwendungsfeld ist, desto wahrscheinlicher akzeptieren Personen die Bearbeitung durch Algorithmen (Castelo et al., 2019).

1. Der Effekt vertrauensbildender Maßnahmen ist in subjektiven Anwendungsbereichen stärker als in objektiven Anwendungsfeldern.

Kizilcec (2016) konnte im Rahmen einer Online-Peer-Bewertung zeigen, dass Maßnahmen, um Transparenz in algorithmische Systeme aufzubauen, insbesondere dann wirksam waren, wenn die Erwartungen der Personen zuvor verletzt worden waren. Somit konnte gezeigt werden, dass Transparenz und Erklärungen vor allem dann das Vertrauen erhöhen können, wenn Personen den Algorithmen gegenüber negativ eingestellt waren. In dieser Studie wird daher angenommen, dass der Effekt von vertrauensbildenden Maßnahmen bei Personen mit einer negativen Einstellung gegenüber GenKI stärker ist als bei einer positiven Einstellung. Bei Personen, die eine positive Einstellung gegenüber GenKI haben, könnten vertrauensbildende Maßnahmen weniger einen Unterschied machen, da das Vertrauen bereits vor der Maßnahme höher war.

1. Die Akzeptanz von GenKI korreliert positiv mit der Einstellung gegenüber KI.
2. Der Effekt vertrauensbildender Maßnahmen ist bei einer negativen Einstellung gegenüber KI stärker als bei einer positiven.

# Methode

Die als Online-Befragung durchgeführte Studie entsprach einem 2x2-faktoriellen Between-Subject-Design (Anwendungsfeld x Maßnahme) mit einer Kovariaten (Einstellung gegenüber KI). Die Teilnehmenden wurden zufällig einer der vier Versuchsgruppen zugewiesen. Die Studie wurde am 08.12.2024 auf AsPredicted (Wharton School of the University of Pennsylvania, 2024) präregistriert.

## Stichprobe

Für die Probanden, die zur Studie zugelassen wurden, wurde a priori ein Mindestalter von 18 Jahren vorausgesetzt. Die Rekrutierung erfolgte auf fünf unterschiedlichen Wegen:

* Direkte Ansprache im Bekanntenkreis
* Postings auf den sozialen Netzwerken LinkedIn und Facebook
* Ansprache von Geschäftsführern oder leitenden Angestellten in 21 deutschen Unternehmen, mit der Bitte, die Umfrage an die Mitarbeiter weiterzuleiten
* Veröffentlichung auf dem Sona-Systems der FernUniversität Hagen, mit der Vergütung von 0,25 Versuchspersonenstunden
* Postings in WhatsApp-Gruppen der FernUniversität Hagen

Als zusätzlicher Anreiz wurde für jede abgeschlossene Befragung eine Spende von 0,30 € an Ärzte ohne Grenzen in Aussicht gestellt.

Die Erhebung der Daten erfolgte im Zeitraum vom 15.12.2024 bis zum 22.01.2025.

Eine Vorkalkulation der benötigten Stichprobengröße für eine Varianzanalyse mit Kovariate (ANCOVA) in einem 2×2 Between-Subjects-Design erfolgte mittels G\*Power (Faul, F., Erdfelder, E., Buchner, A., & Lang, 2009). Für eine kleine bis mittlere Effektstärke von (Cohen, 2013) ergab sich eine notwendige Stichprobengröße von (bzw. je Gruppe), für eine Teststärke von 1- .80 bei einem Signifikanzniveau von .05.

An der Studie nahmen 1442 Personen teil, von denen 552 die Befragung vollständig abgeschlossen haben und in die Datenauswertung einbezogen werden konnten. Ein Datensatz wurde ausgeschlossen, da die Person ein Alter unter 18 Jahren angegeben hatte, 11 Datensätze wurden ausgeschlossen, weil der Verarbeitung der Daten nicht zugestimmt wurde, weitere 4, weil die Teilnehmenden angaben, nicht ernsthaft teilgenommen zu haben. Weitere 161 Datensätze mussten ausgeschlossen, werden, da der Aufmerksamkeitstest nicht korrekt beantwortet wurde.

*N* = 375 Datensätze wurden für die Auswertung der Studie verwendet, die Gruppengrößen lagen zwischen 78 und 107, womit die für die ANCOVA benötigte Anzahl überschritten wurde. 175 Teilnehmende (46.70 %) gaben als Geschlecht weiblich an, 198 (52.80 %) männlich und 2 (0.53 %) divers. Das Alter der Befragten lag zwischen 18 und 78 Jahren (*M* = 39.13, *SD* =13.12). Der größte Teil der Befragten (92.53 %) hatte als Bildungsabschluss Abitur oder höher angegeben (siehe Tabelle *1*) und war erwerbstätig (77.60 %, siehe Tabelle *2*). 65.1 % der Teilnehmer gaben an, mehr als 10 Jahre Berufserfahrung zu haben (siehe Tabelle *3*).

Tabelle 1Höchste Bildungsabschlüsse der Teilnehmer

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Mögliche Auswahl** | **Anzahl** | **Anteil** |
| Volks- oder Hauptschulabschluss | 1 | 0.27 % |
| Mittlere Reife (Realschulabschluss) | 27 | 7.20 % |
| Abitur oder Fachabitur | 144 | 38.40 % |
| Hochschulabschluss | 196 | 52.30 % |
| Promotion oder Habilitation | 7 | 1.87 % |

Tabelle 2  
Beruflicher Status der Teilnehmer

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Mögliche Auswahl** | **Anzahl** | **Anteil** |
| nicht erwerbstätig | 12 | 3.20 % |
| erwerbstätig | 291 | 77.60 % |
| im Studium | 63 | 16.80 % |
| in der Ausbildung | 9 | 2.40 % |

Tabelle 3  
Berufserfahrung der Teilnehmer

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Mögliche Auswahl** | **Anzahl** | **Anteil** |
| Keine | 7 | 1.87 % |
| Weniger als 1 Jahr | 6 | 1.60 % |
| 1 bis 5 Jahre | 75 | 20.00 % |
| 5 bis 10 Jahre | 9 | 11.50 % |
| Mehr als 10 Jahre | 244 | 65.10 % |

## Design

Die abhängige Variable Akzeptanz von KI wurde gemessen als Mittelwert von je drei Items auf einer 5-stufigen Likert-Skala (1 = sehr gering, 5 = sehr hoch). Die vier Experimentalgruppen ergaben sich aus den unabhängigen Variablen Anwendungsfeld (objektiv / subjektiv) und vertrauensbildende Maßnahme (ohne / mit). Somit ergaben sich folgende Experimentalgruppen:

* o0: objektives Anwendungsfeld, ohne Maßnahme
* o1: objektives Anwendungsfeld, mit Maßnahme
* s0: subjektives Anwendungsfeld, ohne Maßnahme
* s1: subjektives Anwendungsfeld, mit Maßnahme

Als Kovariate wurde die Einstellung gegenüber KI mit Hilfe des ATTARI-12-Fragebogens in Deutscher Sprache (Stein et al., 2024) ermittelt.

## Vorgehen und Material

Für die Durchführung der Studie wurden objektive und subjektive Anwendungsfelder benötigt, die im Rahmen einer Vorstudie ermittelt wurden.

### Vorstudie

Vor der Hauptstudie wurden mittels einer Online-Befragung drei objektive und drei subjektive Anwendungsfelder im Rahmen einer nicht präregistrierten, aber im Ethikantrag aufgeführten, Vorstudie ermittelt. Die Teilnehmenden () der Befragung wurden im Bekanntenkreis der Autorin direkt angesprochen und hatten ein Mindestalter von 18 Jahren. Für die Befragung wurden 32 verschiedene Aufgabenfelder beschrieben (siehe Anhang *Anwendungsfelder der Vorstudie*). Die Probanden der Vorstudie wurden gebeten, diese auf einer 5-stufigen Likert-Skala (1=subjektiv, 5=objektiv) zu bewerten. Die Beschreibung der Aufgabenfelder enthielt keinen Hinweis auf Anwendung von KI. Die Online-Befragung fand mittels Lime-Survey über die Umfrageverwaltung der FernUniversität Hagen statt (FernUniversität Hagen, 2024). Um Reihenfolgeeffekt zu vermeiden, wurden die Reihenfolge der 32 Aufgabenfelder in der Befragung randomisiert. Zur Auswahl der objektiven und subjektiven Aufgabenfelder wurden aus den 5 kleinsten (objektiv) und 5 größten (subjektiv) Mittelwerten jeweils die drei mit der geringsten Varianz ausgewählt (siehe Tabelle *4*).

Tabelle 4Subjektive und objektive Anwendungsfelder

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Aufgabenfelder** | | *M* | *SD* |
| ***Subjektiv*** |  | | |
|  | Erstellung von Feedback für Beschäftigte auf Basis von Beobachtungen ihres Verhaltens gegenüber anderen Teammitgliedern (z. B. in Online-Meetings). | 2.53 | 0.86 |
|  | Erstellung eines Persönlichkeitsprofils zur Beurteilung der Eignung einer Person, die sich um eine Führungsposition bewirbt. | 2.30 | 0.88 |
|  | Erstellung von Feedback für Beschäftigte auf Basis von Beobachtungen ihres Verhaltens gegenüber anderen Teammitgliedern (z. B. in Online-Meetings). | 2.50 | 1.19 |
| *Objektiv* |  |  |  |
|  | Erstellung der Reisekostenabrechnung anhand der vorliegenden Belege. | 4.80 | 0.41 |
|  | Erstellung von Finanzberichten und -analysen als Entscheidungsgrundlage für die Führungskraft. | 4.27 | 0.64 |
|  | Erstellung und Überwachung von Zeitplänen und Fristen zur Sicherstellung der Einhaltung von Projektterminen. | 4.23 | 0.77 |

M = Mittelwert, SD = Standardabweichung

### Hauptstudie

Für die Hauptstudie wurde eine Online-Befragung mittels Unipark (Tivian, 2024) über den Zugang der FernUniversität Hagen durchgeführt. Alle in der Umfrage gestellten Fragen mussten beantwortet werden, um weiterzukommen und die Befragung abzuschließen. Zunächst wurden die Teilnehmenden über die Studie die Verwendung der Daten informiert. Wenn die Befragten der Teilnahme zustimmten, erfolgte für explorative Zwecke eine Erfassung folgender demografischer Daten (kategoriale Werte wurden von 1 aufsteigend kodiert):

* Alter (Ganzzahl)
* Geschlecht (kategorial: weiblich, männlich, divers)
* Bildungsabschluss (kategorial: Ohne Schulabschluss, Volks- oder Hauptschulabschluss, Mittlere Reife (Realschulabschluss), Abitur oder Fachabitur, Hochschulabschluss, Promotion oder Habilitation)
* Beruflicher Status (kategorial: nicht erwerbstätig, erwerbstätig, im Studium, in der Ausbildung)
* Berufserfahrung (kategorial: keine Berufserfahrung, weniger als 1 Jahr, 1 bis 5 Jahre, 5 bis 10 Jahre, mehr als 10 Jahre)

Anschließend wurden die 12 Items des deutschsprachigen ATTARI-12-Fragebogens (Stein et al., 2024) in drei Blöcken erfasst. Die vollständigen Fragen finden sich im Anhang Items des ATTARI-12. Diese Werte wurden auf einer 5-stufigen Likert-Skala (1 = stimme überhaupt nicht zu, 5 = stimme voll zu) erfasst.

Im nächsten Schritt erfolgte eine Erläuterung des Begriffs GenKI (siehe Abbildung 2) und eine Abfrage, wie die Teilnehmenden ihre Erfahrung mit GenKI einschätzen. Diese erfolgte anhand einer 5-stufigen Likert-Skala (1 = sehr gering, 5 = sehr hoch).

Ein Bild, das Text, Schrift, Screenshot, Algebra enthält.

KI-generierte Inhalte können fehlerhaft sein.

Abbildung 2 Erläuterung der GenKI für die Studienteilnehmenden.

Im Folgenden wurden alle Teilnehmenden gebeten, sich folgendes Szenario vorzustellen: „Sie arbeiten in einer mittelständischen Firma. Die Geschäftsleitung Ihrer Firma hat entschieden, dass demnächst in verschiedenen Bereichen der Firma Generative KI für unterschiedliche Aufgaben eingesetzt werden soll.“

Nur in der Interventionsgruppe mit Maßnahmen wurde zusätzlich ein fiktiver Brief der Geschäftsleitung angezeigt, mit der Bitte, diesen aufmerksam durchzulesen (siehe Abbildung 3). Der Brief stellt die zentrale vertrauensbildende Maßnahme in der vorliegenden Untersuchung dar. Er wurde aus den vier Einflussfaktoren Leistungserwartung, Aufwandserwartung, sozialer Einfluss und unterstützende Rahmenbedingungen abgeleitet des UTAUT-Modells (Venkatesh et al., 2003) abgeleitet.

Leistungserwartung: „Die GenKI wird euch von lästigen Routinearbeiten entlasten und euch helfen, noch kreativer und erfolgreicher zu arbeiten.“

Sozialer Einfluss: „Natürlich haben wir auch den Betriebsrat eingebunden, der die Einführung der GenKI ausdrücklich befürwortet.“

Aufwandserwartung: „Die GenKI ist einfach und intuitiv zu bedienen und fügt sich nahtlos in eure Arbeitsumgebung ein.“

Unterstützende Rahmenbedingungen: „Außerdem unterstützen wir euch mit Schulungen und einem Support-Team, das euch jederzeit zur Seite steht.“

Leistungserwartung: „Wir wünschen euch einen guten Start mit der neuen Technologie, die eine Bereicherung für unser zukunftsorientiertes Unternehmen sein wird.“

Ein Bild, das Text, Screenshot, Schrift, Dokument enthält.

Automatisch generierte Beschreibung

Abbildung 3 Fiktiver Brief der Geschäftsleitung

Anschließend wurden den Teilnehmenden folgende Frage präsentiert: „Wie hoch ist Ihre persönliche Akzeptanz für die Einführung von GenKI in folgenden Aufgabenfeldern?“. Je nach Versuchsgruppe wurden darunter entweder die drei subjektiven oder die drei objektiven Anwendungsfelder angezeigt. Die Reihenfolge der Anwendungsfelder wurde dabei randomisiert, um Reihenfolgeeffekte auszuschließen. Die Abfrage der Akzeptanz in den jeweiligen Anwendungsfeldern erfolgte mittels 5-stufiger Likert-Skala (1 = sehr gering, 5 = sehr hoch).

Im nächsten Schritt wurde ein Aufmerksamkeitstest vorgenommen, mit der Frage „Sie haben gerade für mehrere Aufgabenfelder angegeben, wie hoch Ihre Akzeptanz für den Einsatz von GenKI ist. Wie viele Aufgabenfelder waren das?“. Als Antworten musste eine Zahl zwischen 1 und 5 gewählt werden.

Danach wurden den Befragten noch einmal die drei Aufgabenfelder präsentiert mit der Bitte, einzuschätzen, ob diese als eher subjektiv (lassen Raum für Interpretation, beruhen auf persönlicher Meinung oder benötigen Intuition) oder eher objektiv (faktenbasiert, quantifizierbar und messbar) eingeschätzt werden. Dies wurde als Entscheidungsfrage mit zwei Antwortoptionen abgefragt.

Am Ende wurden die Teilnehmenden gefragt, ob sie ernsthaft an der Studie teilgenommen und alle Fragen zutreffend beantwortet haben und ob sie mit der Verarbeitung der Daten für die genannten Forschungszwecke einverstanden sind. Erst nach Abschluss dieser Fragen wurde der Datensatz in die Ergebnismenge aufgenommen.

## Umgang mit fehlenden Daten

Alle Fragen der Studie waren obligatorisch und konnten nicht ausgelassen werden. Es gibt also keine unvollständigen Datensätze und es wurde keine Daten ergänzt.

## Analysen

Alle Analysen wurden mittels der Software R in der Version 4.4 (R Core Team, 2024) durchgeführt. Die erhobenen Daten wurden durch die betreuende Professorin am 24.01.25 als Export aus dem Unipark-System bereitgestellt. Alle verwendeten R-Skripte, die Analyseergebnise und die erhobenen Daten wurden als komprimiertes Dateiarchiv „GenKI-Studie-2025.zip“ bereitgestellt (siehe Anhang *Struktur der Quelldaten*).

Im ersten Schritt der Analyse wurde der Datensatz auf die für die Auswertung benötigten Spalten reduziert und die kategorialen Daten wurden als Faktoren (factor) in R kodiert. Außerdem erfolgte eine Umkodierung der negativen ATTARI-12-Items, damit diese auf derselben Skala interpretiert und der Gesamtwert als Mittelwert errechnet werden konnte, der als eigene Spalte Einstellung\_KI dem Datensatz hinzugefügt wurde. Aus den erfassten Akzeptanzwerten wurde eine neue Spalte Akzeptanz als Mittelwert der drei objektiven bzw. subjektiven Akzeptanzspalten (abhängig vom Anwendungsfeld) erstellt.

# Ergebnisse

Die Ergebnisse der Analysen werden getrennt nach Messergebnissen, präregistrierten Hypothesen, Validitäts- und Reliabilitätsanalysen und explorativen Untersuchungen aufgeführt.

## Akzeptanzmessung

Die in unserer Stichprobe gemessene Akzeptanz lag bei 3.23 ( 1.08, 95%-KI [3.12, 3.34]). Die durchschnittliche Akzeptanz war in den Gruppen mit objektiven Anwendungsfeldern höher 3.82 ( 0.76, 95%-KI [3.71, 3.93]) als mit subjektiven Anwendungsfeldern 2.61 ( 1.01, 95%-KI [2.46, 2.76]). In den Gruppen mit Maßnahmen waren die Akzeptanzwerte höher als in den Gruppen ohne Maßnahmen (siehe Abbildung 4 und Tabelle *5*).

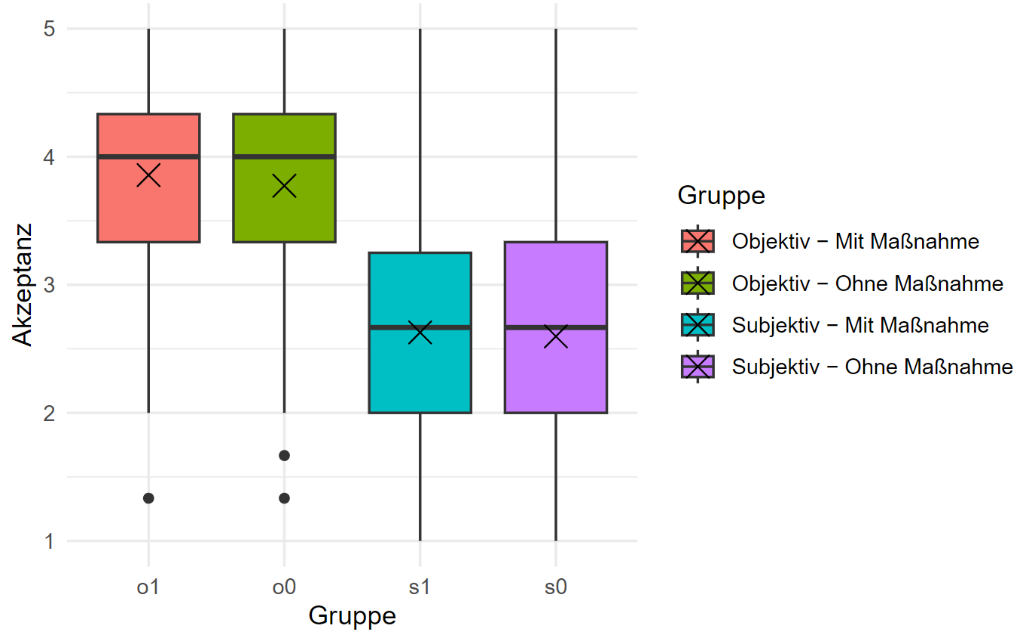


Abbildung 4 Boxplot zur Verteilung der Akzeptanz in den vier Versuchsgruppen

Tabelle 5Akzeptanzmittelwerte der Versuchsgruppen

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Gruppe | *M* | *SD* | 95%-KI |
| Objektiv - Mit Maßnahme | 3.86 | 0.79 | [3.71, 4.01] |
| Objektiv - Ohne Maßnahme | 3.77 | 0.73 | [3.62, 3.93] |
| Subjektiv - Mit Maßnahme | 2.63 | 1.01 | [2.40, 2.86] |
| Subjektiv - Ohne Maßnahme | 2.60 | 1.01 | [2.40, 2.79] |

M = Mittelwert der Akzeptanz, SD = Standardabweichung, KI = Konfidenzintervall

## Hypothesen-Test

Für die Untersuchung der Hypothesen wurde gemäß der Präregistrierung eine Untersuchung der Effekte des Anwendungsfeldes, der Vertrauensmaßnahmen sowie ihrer Interaktion auf die abhängige Variable Akzeptanz eine zweifaktorielle Kovarianzanalyse (ANCOVA) durchgeführt. Die Einstellung gegenüber KI wurde hierbei als Kovariate berücksichtigt. Die Ergebnisse zeigen, dass der Faktor Anwendungsfeld einen signifikanten Einfluss mit großem Effekt auf die Akzeptanz hat, . Ebenso ergab sich ein signifikanter Effekt mittlerer Stärke auf die Akzeptanz für die Einstellung gegenüber KI mit Der Faktor Vertrauensmaßnahmen und der Interaktionseffekt von Anwendungsfeld und Vertrauensmaßnahmen hingegen sind nicht signifikant. Die Ergebnisse der ANCOVA sind in Tabelle *6* zusammengefasst.

Tabelle 6Zusammenfassung der Ergebnisse der ANCOVA

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| **Prädiktor** |  |  |  | **Effekt** |
| Anwendungsfeld | 210.58 | < .001 | .36 | groß |
| Vertrauensmaßnahmen | 0.47 | .47 | < .01 | n.v. |
| Anwendungsfeld x Vertrauensmaßnahmen | 0.03 | .87 | < .01 | n.v. |
| Einstellung gegenüber KI | 84.18 | < .001 | .19 | mittel |

Anmerkungen: = F-Wert, = partielles Eta-Quadrat, n.v. = nicht vorhanden

Vor der Durchführung der ANCOVA wurden die Modellannahmen geprüft. Die Normalverteilung der Residuen kann als gegeben angesehen werden, da der Shapiro-Wilk-Test nicht signifikant ist () und der QQ-Plot (Abbildung 4) dies bestätigt.

Ein Bild, das Text, Screenshot enthält.

KI-generierte Inhalte können fehlerhaft sein.

Abbildung 5 QQ-Plot der Residuen des ANCOVA-Modells

Der Levene-Test zur Prüfung der Heteroskedastizität war signifikant , womit keine Homogenität der Varianzen vorlag. Deshalb wurden die Ergebnisse der ANCOVA mittels Bootstrap-Verfahren mit 1.000 Wiederholungen (R. R. Wilcox, 2022) abgesichert und zusätzlich eine robuste ANCOVA mit heteroskedastizitätsrobusten Standardfehlern durchgeführt (R. Wilcox, 2018).

Die mittels Bootstrapping ermittelten Modellparameter bestätigen den Effekt des Faktors Anwendungsfeld (, 95%-KI ) und des Faktors Einstellung gegenüber KI (, 95%-KI ). Die Konfidenzintervalle des Faktors Vertrauensmaßnahmen (95%-KI und des Faktors Interaktion von Anwendungsfeld und Vertrauensmaßnahmen (95%-KI) enthalten jeweils den Nullpunkt, was erneut gegen die Signifikanz dieser Effekte spricht.

Auch die Ergebnisse der robusten ANCOVA bestätigen, dass der Haupteffekt des Anwendungsfelds signifikant ist, . Ebenso ist der Effekt der Einstellung gegenüber KI signifikant, . Vertrauensmaßnahmen zeigten erneut keinen signifikanten Effekt, . Auch die Interaktion zwischen Anwendungsfeld und Vertrauensmaßnahmen blieb folglich nicht signifikant,  .

### Hypothese H1

Zwar ist der Mittelwert der gemessenen Akzeptanzwerte sowohl in objektiven als auch in subjektiven Anwendungsfeldern in den Gruppen mit vertrauensbildender Maßnahme größer als in den Gruppen ohne Maßnahme (siehe Tabelle *6*). Dieser Mittelwertunterschied ist aber laut der durchgeführten ANCOVA nicht signifikant, . Somit konnte die Hypothese, dass vertrauensbildende Maßnahmen die Akzeptanz von GenKI am Arbeitsplatz erhöhen, durch diese Untersuchung nicht bestätigt werden.

### Hypothese H2

Die Mittelwerte der Akzeptanz sind für objektive Anwendungsfelder ( 3.82, 0.76, 95%-KI [3.71, 3.93]) höher als für subjektive Anwendungsfelder ( 2.61, 1.01, 95%-KI [2.46, 2.76]). Die ANCOVA ergab einen signifikanten Haupteffekt des Anwendungsfeldes, . Die Effektstärke ist mit .36 groß.

Die Hypothese, dass die Akzeptanz in objektiven Anwendungsfeldern höher ist als in subjektiven wird somit durch die Daten bestätigt.

### Hypothese H3

Der Interaktionseffekt von vertrauensbildenden Maßnahmen und Anwendungsfeld ist laut ANCOVA nicht signifikant (). Zudem ist der Mittelwertsunterschied (Δ ) in den Gruppen mit subjektiven Anwendungsfeldern geringer (Δ 0.03) als in den Gruppen mit objektiven Anwendungsfeldern (Δ 0.09). Somit konnte kein Beleg für die Hypothese gefunden werden, dass der Effekt vertrauensbildender Maßnahmen in subjektiven Anwendungsfeldern größer ist als in objektiven Anwendungsfeldern.

### Hypothese H4

Die Hypothese, dass die Akzeptanz von generativer KI positiv mit der Einstellung gegenüber KI korreliert, konnte bestätigt werden. Die ANCOVA zeigt einen signifikanten Effekt () mit mittlerer Effektstärke (). Eine Spearman-Korrelationsanalyse bestätigt den positiven Zusammenhang , 95%-KI [0.25, 0.43]. Wobei dieser in der Gruppe mit objektiven Anwendungsfeldern stärker ist (, 95%-KI [0.41, 0.65]) als in der Gruppe mit subjektiven Anwendungsfeldern , 95%-KI [0.16, 0.45]).

### Hypothese H5

Da kein signifikanter Effekt der vertrauensbildenden Maßnahmen nachgewiesen werden konnte (s.o.) muss auch die Hypothese verworfen werden, dass dieser Effekt bei negativer Einstellung gegenüber KI größer ist als bei positiver Einstellung.

## Validitäts- und Reliabilitätsanalysen

### Reliabilität der Akzeptanzmessung

Eine Anylse der Messreliabilität mittels Cronbachs

### Objektivität und Subjektivität der Anwendungsfelder

Um die Validität der aus der Vorstudie ausgewählten Anwendungsfälle bezüglich der Kategorisierung nach objektiv oder subjektiv zu prüfen, wurden die Probanden am Ende der Studie bezüglich ihrer Einschätzung abgefragt (0). 87.96% der Probanden in der Gruppe mit objektiven Anwendungsfeldern schätzten diese als eher objektiv ein und 84.78% der Probanden mit subjektiven Anwendungsfeldern schätzten diese als eher subjektiv ein. Ein -Test ergab eine signifikante Übereinstimmung zwischen der ursprünglichen Klassifikation der Anwendungsfelder (objektiv vs. subjektiv) und der nachträglichen Einschätzung der Probanden in der Hauptstudie, , 95%-KI für . Dieses Ergebnis bestätigt, dass die in der Vorstudie ausgewählten Anwendungsfelder auch in der Hauptstudie konsistent als objektiv bzw. subjektiv wahrgenommen wurden. Wir können also davon ausgehen, dass die in der Vorstudie getroffene Kategorisierung der Anwendungsfälle in objektiv und subjektiv für die Hauptstudie valide war.

### Interne Konsistenz der Anwendungsfeld-Items

Zusätzlich wurde mittels Cronbachs Alpha geprüft, wie hoch die interne Konsistenz der Messung der Akzeptanz über die je drei Items in objektiven bzw. subjektiven Anwendungsfeldern ist. Die Items zu den objektiven Anwendungsfeldern haben mit 95%-KI eine akzeptable Konsistenz (Forero, 2014), die Items zu den subjektiven Anwendungsfelder haben mit 95%-KI eine gute interne Konsistenz.

### ATTARI-12

Die Reliabilitätsanalyse für den durchgeführten ATTARI-12 ergab in Übereinstimmung mit Stein et al. (2024) einen hohen internen Konsistenzkoeffizienten Cronbachs α = .90, 95%-KI [.89, .92].

## Explorative Analysen

### Gruppenunterschied subjektiv vs. objektiv

Betrachtet man den Effekt des Mittelwertsunterschieds der Versuchsgruppen mit objektiven und subjektiven Anwendungsfeldern modellunabhängig mittels bootstrapped Cohen’s d, so zeigt sich ein noch deutlicher Effekt , 95%-KI , der oberhalb einer Standardabweichung liegt.

### Akzeptanzanalyse bzgl. der demografische Daten

Die Analyse der Daten nach statistischen Auffälligkeiten bezüglich des Einflusses der erfassten demographischen Daten (Alter, Geschlecht, Bildungsabschluss, Berufserfahrung, Berufsstatus) auf die Akzeptanz blieb ohne signifikantes Ergebnis.

### Akzeptanzanalyse bzgl. Erfahrung mit GenKI

Separat wurde die Erfahrung mit GenKI betrachtet als Faktor für die Akzeptanz des Einsatzes von GenKI. Hier zeigt sich zwar ein leichter Anstieg der Akzeptanz mit der Erfahrung mit GenKI (Tabelle *7*), aber der ist nicht signifikant

Tabelle 7  
Akzeptanzwerte nach Erfahrung mit GenKI

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| GenKI-Erfahrung |  | Anteil % | *M* | *SD* | 95%-KI |
| sehr gering |  |  | 3.12 | 1.07 | [2.81, 3.42] |
| Gering |  |  | 3.21 | 1.03 | [3.00, 3.42] |
| Mittel |  |  | 3.24 | 1.10 | [3.06, 3.42] |
| Hoch |  |  | 3.29 | 1.01 | [3.01, 3.54] |
| sehr hoch |  |  | 3.29 | 1.40 | [2.57, 4.01] |

N = Anzahl, M = Mittelwert der Akzeptanz, SD = Standardabweichung, KI = Konfidenzintervall

### Einstellung gegenüber KI

Bei der Untersuchung von Faktoren, die einen Zusammenhang mit der Einstellung gegenüber KI haben, zeigte sich, dass es in unserer Stichprobe für Faktoren Erfahrung mit GenKI und Geschlecht einen signifikanten Zusammenhang zur Einstellung gibt. Die Einstellung gegenüber KI ist höher je mehr Erfahrung mit GenKI der Proband angegeben hat und steigt von (, 95%-KI ) bei sehr geringer Erfahrung streng monoton bis auf (, 95%-KI ) bei sehr hoher Erfahrung, s.a. Tabelle *8*. Eine zweifaktorielle robuste ANOVA bezüglich der Faktoren Erfahrung mit KI und Geschlecht ergab, das sich gut 14% der Varianz aus der Erfahrung mit GenKI erklären lassen, . Das Geschlecht hat einen sehr kleinen Effekt mit .

Tabelle 8  
Einstellung zur KI nach Erfahrung mit GenKI

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| GenKI-Erfahrung | N | Anteil % | M | SD | 95%-KI |
| Sehr gering | 49 | 13.07 | 3.25 | 0.74 | [3.03, 3.46] |
| Gering | 95 | 25.33 | 3.54 | 0.61 | [3.42, 3.67] |
| Mittel | 145 | 38.67 | 3.68 | 0.53 | [3.60, 3.77] |
| Hoch | 69 | 18.40 | 3.86 | 0.55 | [3.73, 4.00] |
| Sehr hoch | 17 | 4.53 | 4.28 | 0.52 | [4.02, 4.55] |

N = Anzahl, M = Mittelwert der Einstellung gegenüber KI (ATTARI-12)

# Diskussion

Es wurde eine Untersuchung durchgeführt, um den Einfluss von vertrauens­bildenden Maßnahmen auf die Akzeptanz von GenKI im Arbeitskontext zu untersuchen. Dabei wurde analysiert, inwieweit die individuelle Einstellung gegenüber KI von vertrauensbildenden Maßnahmen und der Art des Anwendungsfeldes (objektiv vs. subjektiv) beeinflusst.

## Zusammenfassung und Interpretation

Die Analysen zeigen sowohl erwartete als auch unerwartete Ergebnisse. Im Folgenden werden zunächst die präregistrierten und anschließend die explorativen Ergebnisse zusammengefasst, interpretiert und in den bestehenden Forschungskontext eingeordnet. Es werden die Stärken und Grenzen der Studie aufgezeigt und sowohl die theoretischen als auch praktischen Implikationen dargelegt.

### Interpretation der präregistrierten Analysen

Die zentrale **Hypothese H1**, die besagt, dass vertrauensbildende Maßnahmen bei der Einführung von GenKI im Arbeitskontext zu einer höheren Akzeptanz von GenKI führen, verglichen mit solchen ohne Maßnahme, konnte entgegen der Erwartung nicht bestätigt werden. Zwar waren die Mittelwerte der Akzeptanz in den Gruppen mit der vertrauensbildenden Maßnahme etwas höher als in den Gruppen ohne Maßnahme, doch statistisch kann kein signifikanter Unterschied festgestellt werden.

Eine mögliche Erklärung für den fehlenden signifikanten Effekt könnte im Design der vertrauensbildenden Maßnahme selbst liegen. Die gewählte Intervention bestand ausschließlich aus einem kurzen schriftlich formulierten fiktiven Brief der Geschäftsleitung an die Beschäftigten, der den Teilnehmenden einmal kurz präsentiert wurde. Es ist möglich, dass der Brief dadurch nicht die erhoffte Präsenz hatte und nicht gründlich genug gelesen wurde. Zudem könnte es auch sein, dass die Einflussfaktoren Leistungserwartung, Aufwandserwartung, sozialer Einfluss und unterstützende Rahmenbedingungen aus dem UTAUT-Modell (Venkatesh et al., 2003) nicht überzeugend genug formuliert wurden, um das Vertrauen der Teilnehmenden ausreichend erhöhen zu können. Denkbar wäre, dass die Teilnehmenden schon vor der Intervention eine sehr hohe oder nur eine sehr geringe Akzeptanz von GenKI hatten, sodass die Maßnahme nur begrenzt Einfluss nehmen konnte. Möglicherweise spielten andere Moderatoren eine größere Rolle bei der Akzeptanz von GenKI statt der vertrauensbildenden Maßnahme, auch solche, die im UTAUT-Modell keine Berücksichtigung finden, sondern von anderen Theorien gestützt werden, wie z. B. Transparenz (Suen & Hung, 2023), Überprüfbarkeit und Fairness (Toreini et al., 2020) .

**Hypothese H2**, wonach die Akzeptanz von GenKI in objektiven Anwendungsfeldern höher ist als in subjektiven Anwendungsfeldern, konnte bestätigt werden. Der signifikante Haupteffekt des Anwendungsfeldes mit einer großen Effektstärke entspricht den Erwartungen, wonach Beschäftigte bei objektiven Aufgabenbereichen, die faktenbasiert und quantifizierbar sind, eher bereit sind, KI-Systeme zu akzeptieren als bei subjektiven Anwendungsfeldern, die eher menschliches Urteilsvermögen voraussetzen. Die Ergebnisse bestätigen die Befunde von Castelo et al. (2019), die zeigen, dass Menschen mehr Algorithmen vertrauen, wenn die zu erledigenden Aufgaben eher faktenbasiert und messbar sind. Eine mögliche Erklärung für die höhere Akzeptanz bei objektiven Anwendungsfeldern kann die Untersuchung von Nagtegaal (2021) bieten. Es konnte gezeigt werden, dass algorithmische Entscheidungsfindung im Vergleich zu menschlichen Entscheidungen als objektiver und gerechter wahrgenommen werden, wenn es sich um strukturiertere und regelbasierte Aufgaben handelte (Nagtegaal, 2021). Dies kann daran liegen, dass Menschen davon ausgehen, dass Algorithmen eher in der Lage sind, Regeln konsistent zu befolgen, ohne dass sie von Vorurteilen, Emotionen und situativen Faktoren beeinflusst werden (Nagtegaal, 2021). Unterstützt werden die Befunde auch durch die vorausgegangenen Befunde, die Hinweise darauf gaben, dass Menschen vor allem dann algorithmischen Entscheidungen vertrauen, wenn die Aufgaben nur wenig Raum für Interpretation lassen (M. K. Lee, 2018).

**Hypothese H3**, die annahm, dass der Effekt vertrauensbildenden Maßnahmen in subjektiven Anwendungsfeldern stärker ist als in objektiven Anwendungsfeldern, konnte nicht bestätigt werden. Es konnte kein signifikanter Interaktionseffekt zwischen der vertrauensbildenden Maßnahme und dem Anwendungsfeld gemessen werden. Folglich unterschied sich die die Wirkung bei beiden Anwendungsfeldern nicht. Zudem war der Mittelwertsunterschied in den Gruppen mit subjektiven Anwendungsfeldern geringer als in den Gruppen mit objektiven Anwendungsfeldern. Kaya et al. (2024) weisen darauf hin, dass Vertrauen in KI-Systeme nicht nur kognitiv basiert ist, sondern auch in Bezug auf Emotionen zu betrachten ist. Bei subjektiven Anwendungsfeldern könnte das Vertrauen in die Urteilsfähigkeit eines Menschen daher so stark sein, dass diese selbst mit vertrauensbildenden Maßnahmen als geeigneter erscheint als die Urteilsfähigkeit einer GenKI. Die Ergebnisse decken sich mit Nagtegaal (2021) und die M. K. Lee (2018), die zeigen, dass Menschen eher davon ausgehen, dass Algorithmen schlechter mit Aufgaben zurechtkommen, die menschliche Fähigkeiten, wie z. B. Kreativität und Mitgefühl, erfordern.

**Hypothese H4**, die annahm, dass die Akzeptanz von GenKI positiv mit der Einstellung gegenüber KI korreliert, konnte mit einem signifikanten Haupteffekt und einer mittleren Effektstärke bestätigt werden. Die Ergebnisse legen nahe, dass individuelle Einstellungen gegenüber KI unabhängig vom Anwendungsfeld und einer vertrauensbildenden Maßnahme eine zentrale Rolle bei der Akzeptanz von GenKI spielen. Dieser Befund steht im Einklang mit den Forschungsergebnissen von Gnambs et al. (2025), die zeigen, dass im Arbeitskontext die Einstellungen gegenüber KI maßgeblich mit der Bereitschaft, KI-Systeme zu nutzen, korrelieren.

Dabei zeigte sich ein noch größerer Zusammenhang in der Gruppe mit objektiven Anwendungsfeldern als in der Gruppe mit subjektiven Anwendungsfeldern. M. K. Lee (2018) zufolge hängt es von der Art der Aufgabe ab, wie fair und vertrauensvoll eine KI wahrgenommen wird. Bei mechanischen Aufgaben, die sich objektiv messen lassen, werden KI und menschliches Urteilsvermögen gleichermaßen als fair wahrgenommen, wohingegen bei subjektiven Aufgaben, die eher emotionale und soziale Urteilsfähigkeit erfordern, Menschen eher anderen Menschen als Algorithmen vertrauen. Ein Grund für die höhere Akzeptanz von GenKI bei objektiven Aufgabenfeldern könnte eine höhere wahrgenommene Nützlichkeit der Technologie sein, was sich mit dem UTAUT-Modell erklären lassen könnte.

**Hypothese H5**, die postulierte, dass der Effekt vertrauensbildender Maßnahmen bei einer negativen Einstellung gegenüber KI stärker ist als bei einer positiven, konnte nicht bestätigt werden. Vertrauensbildende Maßnahmen hatten keinen stärkeren Effekt auf Personen, die eine negative Einstellung gegenüber KI hatten. Da es keinen Haupteffekt der vertrauensbildenden Maßnahme gab, konnte auch kein signifikanter Interaktionseffekt zwischen Einstellung und der gewählten Maßnahme aufgezeigt werden.

### Interpretation der explorativen Analysen

Eine explorative Analyse mittels bootstrapped Cohen’s d bestätigt die große Relevanz einer Unterscheidung zwischen objektiven und subjektiven Aufgabenfeldern bei der Untersuchung von Akzeptanz von GenKI. Der deutliche Effekt steht im Einklang mit den Befunden von Castelo et al. (2019) und Nagtegaal (2021).

Im Gegensatz zu einigen früheren Studien wurde in der Exploration für die demografischen Faktoren Alter, Geschlecht, Bildungsabschluss, Berufserfahrung und Berufsstatus kein signifikanter Effekt in Bezug auf Akzeptanz gefunden. Das Ausbleiben eines signifikanten Effekts könnte ein Hinweis darauf sein, dass demografische Faktoren bei der Akzeptanz von GenKI weniger eine Rolle spielen. V. Gupta (2024) kommt ebenfalls zu dem Ergebnis, dass demografische Faktoren wie Alter, Geschlecht und Bildung bei den untersuchten Unternehmen keinen signifikanten Effekt auf die Akzeptanz von GenKI haben. Der Befund der vorliegenden Untersuchung und die Feststellung von V. Gupta (2024) könnte die sehr unterschiedliche und z. T. widersprüchliche Forschungslage zu Alter (Bartneck et al., 2024; Liang & Lee, 2017; Sindermann et al., 2022), Geschlecht (Liang & Lee, 2017; Stein et al., 2024), und Bildungsniveau (Bartneck et al., 2024; Kaya et al., 2024; McClure, 2018; Stein et al., 2024) erklären. Im Gegensatz zu einigen früheren Studien wurde in der Exploration für die demografischen Faktoren Alter, Geschlecht, Bildungsabschluss, Berufserfahrung und Berufsstatus kein signifikanter Effekt in Bezug auf Akzeptanz gefunden. Das Ausbleiben eines signifikanten Effekts könnte ein Hinweis darauf sein, dass demografische Faktoren bei der Akzeptanz von GenKI weniger eine Rolle spielen. V. Gupta (2024) kommt ebenfalls zu dem Ergebnis, dass demografische Faktoren wie Alter, Geschlecht und Bildung bei den untersuchten Unternehmen keinen signifikanten Effekt auf die Akzeptanz von GenKI haben. Der Befund der vorliegenden Untersuchung und die Feststellung von V. Gupta (2024) könnte die sehr unterschiedliche und z. T. widersprüchliche Forschungslage zu Alter (Bartneck et al., 2024; Liang & Lee, 2017; Sindermann et al., 2022), Geschlecht (Liang & Lee, 2017; Stein et al., 2024), und Bildungsniveau (Bartneck et al., 2024; Kaya et al., 2024; McClure, 2018; Stein et al., 2024) erklären.

In der explorativen Analyse wurde außerdem untersucht, ob die Erfahrung mit GenKI sich auf die Akzeptanz von GenKI auswirkt. Dabei zeigte sich zwar ein leichter, aber kein signifikanter Anstieg der Akzeptanzwerte von GenKI mit zunehmender Erfahrung, was gegen einen entscheidenden Einfluss spricht. Das Ergebnis deutet darauf hin, dass die Nutzungserfahrung mit GenKI nicht per se zu einer höheren Akzeptanz führt. Dieses Ergebnis steht nicht vollständig im Einklang mit den Annahmen des UTAUT-Modells von Venkatesh et al. (2003), in welchem Erfahrung mit Technologie den Einfluss von zentralen Prädiktoren moderiert. Allerdings postulieren auch Venkatesh et al. (2003), dass neben Erfahrung noch weitere Moderatoren die Wirkung der Einflussfaktoren auf die Verhaltensintention und das Nutzungsverhalten beeinflussen.

Eine höhere Nutzungserfahrung könnte auch dazu geführt haben, dass Personen negative Erfahrungen gemacht haben, was das Misstrauen gegenüber KI-Systemen gesteigert haben kann. Denkbar wäre, dass z. B. die wahrgenommene Performanz nicht ausreichte (Chi et al., 2021), oder sich durch festgestellte Fehler eine *Algorithmus-Aversion* entstanden ist (Dietvorst et al., 2015). Dies kann auch dann für KI-Experten der Fall sein, die besonders kritisch die Performanz beurteilen können (Logg et al., 2019).

Ferner zeigte Exploration, dass Erfahrung mit GenKI einen signifikanten Zusammenhang mit der Einstellung gegenüber KI hat. Je mehr Erfahrung die Teilnehmenden mit GenKI hatten, desto höher war der gemessene Wert für die Einstellung gegenüber KI. Dieser Befund stützt die Beobachtung von Kaya et al. (2024), die aufzeigen konnten, dass der Grad der Computernutzung und das eingeschätzte Wissen über KI signifikante Prädiktoren für eine positive Einstellung zu KI sind. Ferner zeigte Exploration, dass Erfahrung mit GenKI einen signifikanten Zusammenhang mit der Einstellung gegenüber KI hat. Je mehr Erfahrung die Teilnehmenden mit GenKI hatten, desto höher war der gemessene Wert für die Einstellung gegenüber KI. Dieser Befund stützt die Beobachtung von Kaya et al. (2024), die aufzeigen konnten, dass der Grad der Computernutzung und das eingeschätzte Wissen über KI signifikante Prädiktoren für eine positive Einstellung zu KI sind.

Obgleich bei Akzeptanz von KI keine geschlechtsspezifischen Unterschiede festgestellt wurden, zeigte die Exploration der Daten in Bezug auf Einstellung gegenüber KI einen geringen, aber signifikanten Unterschied zwischen den Geschlechtern. In der Tendenz hatten Männer eine positivere Einstellung gegenüber KI als Frauen, was auch vorausgegangenen Untersuchungen zeigten (Liang & Lee, 2017; Stein et al., 2024). Dennoch war kein signifikanter Unterschied in der Akzeptanz von GenKI zu beobachten. Eine Parallele könnte zu Nomura et al. (2006) gezogen werden, die bei der Untersuchung von negativen Einstellungen gegenüber Robotern feststellten, dass eine negative Einstellung gegenüber einer Technologie nicht das tatsächliche Nutzungsverhalten beeinflussen muss. Einstellungen von Personen scheinen daher nicht automatisch mit Akzeptanz korrelieren zu müssen.

## Limitationen

Die vorliegende Untersuchung zeigt methodische, strichprobenbezogene und inhaltliche Limitationen.

Zu den *methodischen Schwächen* gehört das Design der vertrauensbildenden Maßnahme. Die Intervention bestand lediglich aus einem kurzen fiktiven Brief der Geschäftsleitung an die Beschäftigten, dessen Formulierungen auf den Einflussfaktoren des UTAUT-Modells von Venkatesh et al. (2003). In der Untersuchung fehlt eine Kontrolle darüber, ob die Maßnahme überhaupt oder vollständig gelesen wurde, was eine nachträgliche Überprüfung nicht ermöglicht. Außerdem wurde die vertrauensbildende Maßnahme nicht in einer Vorstudie validiert, wie es bei den Anwendungsfeldern der Fall war. Daher bleibt unklar, ob der Brief ausreichend die Einflussfaktoren des UTAUT-Modells (Venkatesh et al., 2003) repräsentiert. Diese wurden aber in der vorliegenden Arbeit nicht erhoben, weshalb ein möglicher Einfluss nicht untersucht werden konnte. Zudem wurden die Faktoren zwar einzeln für den Brief abgeleitet. Es kann aber im Nachhinein nicht gezeigt werden, welcher Faktor auf welche Weise gewirkt hat, da das Design darauf nicht ausgelegt war. Zudem können allgemeine Persönlichkeitsmerkmale die Einflussfaktoren des UTAUT-Modells beeinflusst haben, was laut Venkatesh (2022) insbesondere für Leistungserwartung, Erfolgserwartung und unterstützende Rahmenbedingungen zutreffen kann. Diese wurden aber in der vorliegenden Arbeit nicht erhoben, weshalb ein möglicher Einfluss nicht untersucht werden konnte. Zudem wurden die Faktoren zwar einzeln für den Brief abgeleitet. Es kann aber im Nachhinein nicht gezeigt werden, welcher Faktor auf welche Weise gewirkt hat, da das Design darauf nicht ausgelegt war.

Zudem wurde die Akzeptanz von GenKI mit einem neu entwickelten Messinstrument, einer 5-stufigen Likert Skala, gemessen. Es stellt sich die Frage, ob das Messinstrument valide und reliabel genug war, um auch feine Abstufungen in der Akzeptanz messen zu können. Insgesamt hätten Maßnahmen durchgeführt werden können, um die Gültigkeit und Robustheit der Ergebnisse zu erhöhen. Beispielsweise erfolgte keine konvergente Validierung der Skala mit etablierten Messinstrumenten der Technologieakzeptanz, wie z. B. mit dem TAM-Modell von Davis (1989) oder dem UTAUT-Modell von Venkatesh et al. (2003). Ferner fehlte eine Reliabilitätsprüfung und eine diskriminante Validierung, welche die Skala klar von anderen Konstrukten hätte abgrenzen können.

ATTARI-12 (Stein et al., 2024) misst ausschließlich die allgemeine Einstellung zu KI, aber nicht speziell die Akzeptanz von KI im Arbeitskontext. Das neu entwickelte Messinstrument ATTARI-WHE (Gnambs et al., 2025) erfasst domänenspezifisch mit je drei Items die Einstellung von KI im Arbeitskontext, im Gesundheitswesen und im Bildungsbereich. Gnambs et al. (2025) kommen zu dem Ergebnis, dass sich die Einstellung zu KI je nach Anwendungsbereich unterscheiden können, was in der vorliegenden Untersuchung keine Beachtung fand. Zudem hätte ein ökonomischeres Messinstrument unter Umständen die Abbruchrate der durchgeführten Studien minimieren können, denn die Autoren weisen selbst darauf hin, dass die Rate von fehlenden Antworten bei der Verwendung der kurzen Skala gering war (Gnambs et al., 2025).

Darüber hinaus zeigen sich statistische Einschränkungen. Der signifikante Levene-Text weist auf ungleiche Varianzen zwischen den Gruppen hin. Auch wenn der Versuch unternommen wurde, mögliche Verzerrungen durch Bootstrap und einer robusten ANCOVA zu reduzieren, kann eine mögliche Fehlerquelle durch Heteroskedastizität nicht ausgeschlossen werden.

Mit ATTARI-12 von Stein et al. (2024) wurde lediglich ein Messinstrument verwendet, um die individuelle Einstellung zu KI zu messen. Forschungsergebnisse geben aber wichtige Hinweise darauf, dass individuelle Persönlichkeitsmerkmale die Einstellung zu KI moderieren können (Stein et al., 2024). Stein et al. (2024) konnten beispielsweise zeigen, dass Verträglichkeit und ein jüngeres Alter eher mit einer positiven Einstellung zu KI eingeherging, während Menschen, die anfälliger für Verschwörungen waren eher negative Einstellungen zeigten. Da individuelle Einstellungen einen großen Einfluss auf die Einstellung zu KI haben zu scheinen, sollten vertrauensbildende Maßnahmen noch umfangreicher und langfristiger erfolgen, als es in der vorliegenden Untersuchung der Fall war, um einen wesentlichen Effekt auf die Akzeptanz von GenKI haben zu können. Zudem scheint es sinnvoll zu sein, gezielter affektives Vertrauen zu fördern, was in der vorliegenden Maßnahme nicht konkret umgesetzt wurde, um bei den subjektiven Anwendungsfeldern einen größeren Effekt zu bewirken, wie z. B. durch soziale Kontaktaufnahme (Suen & Hung, 2023).

Die Generalisierbarkeit und Repräsentativität der Stichprobe ist eingeschränkt und nicht allgemein übertragbar. Sie zeichnet sich durch ein überdurchschnittlich hohes Bildungsniveau aus, was laut früheren Untersuchungen generell Einfluss auf die Akzeptanz von GenKI haben könnte (Liang & Lee, 2017; McClure, 2018; Stein et al., 2024), auch wenn in der vorliegenden Untersuchung keine Effekte festzustellen waren. Zudem war der größte Teil erwerbstätig und hatte mehr als zehn Jahre Berufserfahrung. Unberücksichtigt bleiben auch kulturübergreifenden Unterschiede, die in vergangenen Studien zu unterschiedlichen Ergebnissen gekommen sind (Sindermann et al., 2022).

## Theoretische Implikationen und zukünftige Forschung

Die Ergebnisse der vorliegenden Untersuchung liefern wichtige Erkenntnisse zur Akzeptanz von GenKI im Arbeitskontext. Die Ergebnisse sprechen dafür, dass die Einstellung zu KI ein zentraler Prädiktor für die Akzeptanz von GenKI ist, was auch in vorausgegangenen Studien beobachtet werden konnte (Gnambs et al., 2025; Stein et al., 2024). Ferner konnte gezeigt werden, dass auch Anwendungsfeld eine wesentliche Rolle bei der Akzeptanz von GenKI darstellt, was früheren Untersuchungen stützen (Castelo et al., 2019; Nagtegaal, 2021; Wesche et al., 2022).

Offen bleibt hingegen, inwieweit aus dem UTAUT-Modell vertrauensbildende Maßnahmen für eine komplexe GenI abgeleitet werden kann. Zukünftige Forschung könnte das UTAUT-Modell noch differenzierter im Hinblick auf GenKI analysieren und prüfen, ob seine klassischen Einflussfaktoren auch das Nutzungsverhalten und die Verhaltensintention in Bezug auch eine GenKI-Technologie gelten oder ob zusätzliche Faktoren, wie z. B. Transparenz (Suen & Hung, 2023), z. B. in Form von Erklärungen (Bansal et al., 2021; Klingbeil et al., 2024; Kunkel et al., 2019; Toreini et al., 2020; Wesche et al., 2022), Überprüfbarkeit (Toreini et al., 2020) oder wahrgenommene Fairness (Feuerriegel et al., 2024) berücksichtigt werden müssen. Außerdem kann gezielt untersucht werden, welche Einflussfaktoren wie in vertrauensbildenden Maßnahmen wirken. Es gibt Hinweise darauf, dass die Effekte in Bezug auf Verhaltensabsicht und Nutzungsverhalten unterschiedlich groß ausfallen können (Du & Lv, 2024). . Offen bleibt hingegen, inwieweit aus dem UTAUT-Modell vertrauensbildende Maßnahmen für eine komplexe GenI abgeleitet werden kann. Zukünftige Forschung könnte das UTAUT-Modell noch differenzierter im Hinblick auf GenKI analysieren und prüfen, ob seine klassischen Einflussfaktoren auch das Nutzungsverhalten und die Verhaltensintention in Bezug auch eine GenKI-Technologie gelten oder ob zusätzliche Faktoren, wie z. B. Transparenz (Suen & Hung, 2023), z. B. in Form von Erklärungen (Bansal et al., 2021; Klingbeil et al., 2024; Kunkel et al., 2019; Toreini et al., 2020; Wesche et al., 2022), Überprüfbarkeit (Toreini et al., 2020) oder wahrgenommene Fairness (Feuerriegel et al., 2024) berücksichtigt werden müssen. Außerdem kann gezielt untersucht werden, welche Einflussfaktoren wie in vertrauensbildenden Maßnahmen wirken. Es gibt Hinweise darauf, dass die Effekte in Bezug auf Verhaltensabsicht und Nutzungsverhalten unterschiedlich groß ausfallen können (Du & Lv, 2024).

Die Einflussfaktoren möglicherweise einen größeren Effekt haben, wenn die schriftliche Maßnahme im konkreten Arbeitskontext mit realen Maßnahmen, wie positive Nutzererfahrung, Schulung der Beschäftigten oder persönliche Gespräche mit den Führungskräften effektiver, kombiniert werden. Kelly et al. (2023) weisen darauf hin, dass wahrgenommene Nützlichkeit oder Benutzerfreundlichkeit nicht immer das Bedürfnis nach menschlicher Interaktion ersetzen kann.

Es Studien weisen darauf hin, dass Vertrauen durch praktische Erfahrung, Transparenz und langfristige Interaktion aufgebaut werden kann (Suen & Hung, 2023). Zukünftige Forschung kann durch intensivere und langfristigere Interventionen versuchen, effektivere vertrauensbildenden Maßnahmen zu entwickeln, die dazu beitragen können, die Akzeptanz von GenKI zu erhöhen. Zudem kann ein noch größerer Fokus auf die Untersuchung von individuellen und kulturellen Faktoren gelegt werden. Die hohe Akzeptanz von GenKI bei objektiven im Vergleich zu subjektiven Anwendungsfeldern kann ein Grund sein, die Gründe noch mehr zu untersuchen, indem z. B. die emotionalen und kognitiven Faktoren untersucht werden, die Einfluss auf die Arbeit mit GenKi haben (Ooi et al., 2023).

Negative Erfahrungen nach Vetrauensvorschuss wie zurückzugewinnen

Weitere Forschung kann helfen diejenigen Faktoren zu identifizieren, die Vertrauen in GenKI aufbauen (Banh & Strobel, 2023) und bei der Akzeptanz von KI unterstützen (Kelly et al., 2023).

Daher spielt in der Mensch-KI-Interaktion im Arbeitskontext Vertrauen eine signifikante Rolle für den erfolgreichen Einsatz (Gkinko & Elbanna, 2023).

## Praktische Implikationen

Die Ergebnisse der vorliegenden Untersuchung können helfen, Antworten darauf zu finden, wie Arbeitsplätze in der Praxis so gestaltet werden können, dass das Potenzial von KI optimal genutzt (Brynjolfsson et al., 2023) und das Wohlergehen am Arbeitsplatz erhöht werden kann (Ooi et al., 2023; Pfeffer, 2020). Zum einen konnte gezeigt werden, dass versucht werden kann, Vertrauen mit tiefergehenden Maßnahmen über einer längeren Zeit aufzubauen, da sehr einfache und kurzfristig bereitgestellte Informationen nicht auszureichen scheinen.

Da Erfahrung ein signifikanter Prädiktor für die Einstellung gegenüber GenKI zu sein scheint, könnten die Beschäftigten Vertrauen durch die praktische Erfahrungen mit GenKI aufbauen, um die Einstellung zu GenKI zu verbessern. Unternehmen könnten z. B. zunächst Beschäftigten im Rahmen von Schulungen ermöglichen, in einem fehlerfreundlichen Rahmen erste Erfahrungen zu sammeln, um Unsicherheiten zu reduzieren und Überforderung zu vermeiden. Anschließend könnte den Beschäftigten ausreichend Zeit gegeben werden, sich mit der GenKI im realen Arbeitsalltag vertraut zu machen. Auf diese Weise können sich die Beschäftigten selbst von der Benutzerfreundlichkeit und Nützlichkeit der GenKI ein Bild machen, welche im TAM-Modell von Davis (1989) als Hauptfaktoren für die Technologieakzeptanz gelten. Erfahrung mit der neuen Technologie, der Anstieg von Wissen sowie der Abbau von Angst können einen Einfluss auf das Selbstvertrauen haben, welche die Wahrscheinlichkeit erhöhen kann, dass die neue Technologie auch tatsächlich genutzt wird (Kaya et al., 2024). Dazu kann es auch sinnvoll sein, die Transparenz der GenKI zu erhöhen (Kizilcec, 2016).

Unternehmen können sich die Erkenntnis zunutze machen, dass die Akzeptanz von GenKI den Beschäftigten bei objektiven Aufgabenfeldern leichter fällt als bei subjektiven Aufgabenfeldern. Personen haben höheres Vertrauen in Algorithmen, wenn diese eher objektive Aufgaben bearbeiten, die zu quantifizierbaren und eher messbaren Ergebnissen führen. Eher subjektiv wahrgenommene Aufgaben, die eher eine persönliche Meinung oder Intuition benötigen, werden weniger Vertrauen entgegengebracht, wenn sie durch Algorithmen gelöst werden (Castelo et al., 2019). Nach einer Kategorisierung der anstehenden Aufgaben in eher objektiv oder subjektiv, können gezielte Maßnahmen getroffen werden, um die Akzeptanz zu erleichtern. Folglich könnten Unternehmen bei eher subjektiven Aufgabenfeldern versuchen, diese objektiver erscheinen zu lassen, um das Vertrauen und somit die Akzeptanz erhöhen zu können (Castelo et al., 2019). Castelo et al. (2019) zeigen, dass die Wahrnehmung der Objektivität einer Aufgabe so verändert werden kann, dass Personen Algorithmen mehr vertrauen können, was zu einem höheren Nutzungsverhalten führen kann. Ferner gibt es Hinweise darauf, dass Menschen Algorithmen, die einen affektiveren und menschenähnlicheren Eindruck machen, eher Vertrauen fassen (Castelo et al., 2019). Menschenähnliche Avatare, die emotionaler und empathischer wirken, könnten Einsatz finden.

Die Betrachtung von individuellen Unterschiede in der Einstellung gegenüber GenKI kann bei der Entwicklung von KI-Systemen helfen (Sindermann et al., 2022). Vertrauensbildende Maßnahmen sollten stärker individualisiert werden.

Erfahrung mit GenKI kann als Moderator für die Akzeptanz von GenKI kann weiter untersucht werden.

## Fazit

Für Unternehmen wird es immer wichtiger werden, die Akzeptanz gegenüber GenKI zu verstehen, wenn sie erfolgreich GenKI im Arbeitskontext implementieren wollen. Auch wenn es in der vorliegenden Untersuchung nicht gelungen ist, eine vertrauensbildende Maßnahme zu entwickeln, die die Akzeptanz von GenKI wesentlich erhöhen konnte, gibt es dennoch theoretische Hinweise darauf, dass unsere Forschungshypothese mit weiteren Forschungsbemühungen bestätigt werden kann. Weitere Studien können durchgeführt werden, um gezielt Technologieakzeptanzmodelle für GenKI zu entwickeln. Ein solides, explizit auch GenKI entwickeltes Modell, kann es erleichtern, wirksamere vertrauensbildende Maßnahmen für den Arbeitskontext abzuleiten.

Literaturverzeichnis

Al Naqbi, H., Bahroun, Z. & Ahmed, V. (2024). Enhancing Work Productivity through Generative Artificial Intelligence: A Comprehensive Literature Review. *Sustainability*, *16*(3), 1166. https://doi.org/10.3390/su16031166

Bagozzi, R. (2007). The Legacy of the Technology Acceptance Model and a Proposal for a Paradigm Shift. *Journal of the Association for Information Systems*, *8*(4), 244–254. https://doi.org/10.17705/1jais.00122

Bagozzi, R. P. (1992). The Self-Regulation of Attitudes, Intentions, and Behavior. *Social Psychology Quarterly*, *55*(2), 178. https://doi.org/10.2307/2786945

Banh, L. & Strobel, G. (2023). Generative artificial intelligence. *Electronic Markets*, *33*(1). https://doi.org/10.1007/s12525-023-00680-1

Bansal, G., Wu, T., Zhou, J., Fok, R., Nushi, B., Kamar, E., Ribeiro, M. T. & Weld, D. (2021). Does the Whole Exceed its Parts? The Effect of AI Explanations on Complementary Team Performance. In Y. Kitamura, A. Quigley, K. Isbister, T. Igarashi, P. Bjørn & S. Drucker (Hrsg.), *Proceedings of the 2021 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems* (S. 1–16). ACM. https://doi.org/10.1145/3411764.3445717

Bartneck, C., Yogeeswaran, K. & Sibley, C. G. (2024). Personality and demographic correlates of support for regulating artificial intelligence. *AI and Ethics*, *4*(2), 419–426. https://doi.org/10.1007/s43681-023-00279-4

Brynjolfsson, E., Li, D. & Raymond, L. (2023). *Generative AI at Work.* https://doi.org/10.3386/w31161

Buçinca, Z., Malaya, M. B. & Gajos, K. Z. (2021). To Trust or to Think. *Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction*, *5*(CSCW1), 1–21. https://doi.org/10.1145/3449287

Cardon, P. W., Getchell, K., Carradini, S., Fleischmann, C. & Stapp, J. (2023). *Generative AI in the Workplace: Employee Perspectives of ChatGPT Benefits and Organizational Policies.* https://doi.org/10.31235/osf.io/b3ezy

Castelo, N., Bos, M. W. & Lehmann, D. R. (2019). Task-Dependent Algorithm Aversion. *Journal of Marketing Research*, *56*(5), 809–825. https://doi.org/10.1177/0022243719851788

Chi, O. H., Jia, S., Li, Y. & Gursoy, D. (2021). Developing a formative scale to measure consumers’ trust toward interaction with artificially intelligent (AI) social robots in service delivery. *Computers in Human Behavior*, *118*, 106700. https://doi.org/10.1016/j.chb.2021.106700

Choung, H., David, P. & Ross, A. (2023). Trust in AI and Its Role in the Acceptance of AI Technologies. *International Journal of Human–Computer Interaction*, *39*(9), 1727–1739. https://doi.org/10.1080/10447318.2022.2050543

Cohen, J. (2013). *Statistical Power Analysis for the Behavioral Sciences* (2nd ed.). Taylor and Francis. https://ebookcentral.proquest.com/lib/kxp/detail.action?docID=1192162

Cooper, R. G. (2024). The Artificial Intelligence Revolution in New-Product Development. *IEEE Engineering Management Review*, *52*(1), 195–211. https://doi.org/10.1109/EMR.2023.3336834

Dabbous, A., Aoun Barakat, K. & Merhej Sayegh, M. (2022). Enabling organizational use of artificial intelligence: an employee perspective. *Journal of Asia Business Studies*, *16*(2), 245–266. https://doi.org/10.1108/JABS-09-2020-0372

Davis, F. D. (1989). Perceived Usefulness, Perceived Ease of Use, and User Acceptance of Information Technology. *MIS Quarterly*, *13*(3), 319. https://doi.org/10.2307/249008

Dietvorst, B. J., Simmons, J. P. & Massey, C. (2015). Algorithm aversion: people erroneously avoid algorithms after seeing them err. *Journal of experimental psychology. General*, *144*(1), 114–126. https://doi.org/10.1037/xge0000033

Dong, E., Liu, H., Li, J.‑Y. & Lee, Y. (2024). Motivating employee voicing behavior in optimizing workplace generative ai adoption: The role of organizational listening. *Public Relations Review*, *50*(5), 102509. https://doi.org/10.1016/j.pubrev.2024.102509

Du, L. & Lv, B. (2024). Factors influencing students’ acceptance and use generative artificial intelligence in elementary education: an expansion of the UTAUT model. *Education and Information Technologies.* Vorab-Onlinepublikation. https://doi.org/10.1007/s10639-024-12835-4

Dwivedi, Y. K., Kshetri, N., Hughes, L., Slade, E. L., Jeyaraj, A., Kar, A. K., Baabdullah, A. M., Koohang, A., Raghavan, V., Ahuja, M., Albanna, H., Albashrawi, M. A., Al-Busaidi, A. S., Balakrishnan, J., Barlette, Y., Basu, S., Bose, I., Brooks, L., Buhalis, D., . . . Wright, R. (2023). Opinion Paper: “So what if ChatGPT wrote it?” Multidisciplinary perspectives on opportunities, challenges and implications of generative conversational AI for research, practice and policy. *International Journal of Information Management*, *71*, 102642. https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2023.102642

Dwivedi, Y. K., Rana, N. P., Jeyaraj, A., Clement, M. & Williams, M. D. (2019). Re-examining the Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT): Towards a Revised Theoretical Model. *Information Systems Frontiers*, *21*(3), 719–734. https://doi.org/10.1007/s10796-017-9774-y

Eagly, A. H. & Chaiken, S. (2007). The Advantages of an Inclusive Definition of Attitude. *Social Cognition*, *25*(5), 582–602. https://doi.org/10.1521/soco.2007.25.5.582

Eftimov, L. & Kitanovikj, B. (2023). Unlocking the Path to AI Adoption: Antecedents to Behavioral Intentions in Utilizing AI for Effective Job (Re)Design. *Journal of Human Resource Management - HR Advances and Developments*, *2023*(2), 123–134. https://doi.org/10.46287/ottp6295

Erdem, F. & Ozen, J. (2003). Cognitive and affective dimensions of trust in developing team performance. *Team Performance Management: An International Journal*, *9*(5/6), 131–135. https://doi.org/10.1108/13527590310493846

Fast, E. & Horvitz, E. (2017). Long-Term Trends in the Public Perception of Artificial Intelligence. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, *31*(1). https://doi.org/10.1609/aaai.v31i1.10635

Faul, F., Erdfelder, E., Buchner, A., & Lang (2009). Statistical power analyses using G\*Power 3.1: Tests for correlation and regression analyses. *Behavior Research Methods*(41), 1149–1160.

FernUniversität Hagen. (2024). *Umfrageverwaltung*. https://umfrage.fernuni-hagen.de/

Feuerriegel, S., Hartmann, J., Janiesch, C. & Zschech, P. (2024). Generative AI. *Business & Information Systems Engineering*, *66*(1), 111–126. https://doi.org/10.1007/s12599-023-00834-7

Følstad, A. & Brandtzaeg, P. B. (2020). Users' experiences with chatbots: findings from a questionnaire study. *Quality and User Experience*, *5*(1). https://doi.org/10.1007/s41233-020-00033-2

Forero, C. G. (2014). Cronbach’s Alpha. In A. C. Michalos (Hrsg.), *Encyclopedia of Quality of Life and Well-Being Research* (S. 1357–1359). Springer Netherlands. https://doi.org/10.1007/978-94-007-0753-5\_622

Fui-Hoon Nah, F., Zheng, R., Cai, J., Siau, K. & Chen, L. (2023). Generative AI and ChatGPT: Applications, challenges, and AI-human collaboration. *Journal of Information Technology Case and Application Research*, *25*(3), 277–304. https://doi.org/10.1080/15228053.2023.2233814

Gansser, O. A. & Reich, C. S. (2021). A new acceptance model for artificial intelligence with extensions to UTAUT2: An empirical study in three segments of application. *Technology in Society*, *65*, 101535. https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2021.101535

García-Peñalvo, F. & Vázquez-Ingelmo, A. (2023). What Do We Mean by GenAI? A Systematic Mapping of The Evolution, Trends, and Techniques Involved in Generative AI. *International Journal of Interactive Multimedia and Artificial Intelligence*, *8*(4), 7. https://doi.org/10.9781/ijimai.2023.07.006

Gefen, Karahanna & Straub (2003). Trust and TAM in Online Shopping: An Integrated Model. *MIS Quarterly*, *27*(1), 51. https://doi.org/10.2307/30036519

Gkinko, L. & Elbanna, A. (2023). Designing trust: The formation of employees’ trust in conversational AI in the digital workplace. *Journal of Business Research*, *158*, 113707. https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2023.113707

Glikson, E. & Woolley, A. W. (2020). Human Trust in Artificial Intelligence: Review of Empirical Research. *Academy of Management Annals*, *14*(2), 627–660. https://doi.org/10.5465/annals.2018.0057

Gnambs, T. & Appel, M. (2019). Are robots becoming unpopular? Changes in attitudes towards autonomous robotic systems in Europe. *Computers in Human Behavior*, *93*, 53–61. https://doi.org/10.1016/j.chb.2018.11.045

Gnambs, T., Stein, J.‑P., Appel, M., Griese, F. & Zinn, S. (2025). An economical measure of attitudes towards artificial intelligence in work, healthcare, and education (ATTARI-WHE). *Computers in Human Behavior: Artificial Humans*, *3*, 100106. https://doi.org/10.1016/j.chbah.2024.100106

Gupta, R. & Rathore, B. (2024). Exploring the generative AI adoption in service industry: A mixed-method analysis. *Journal of Retailing and Consumer Services*, *81*, 103997. https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2024.103997

Gupta, V. (2024). An Empirical Evaluation of a Generative Artificial Intelligence Technology Adoption Model from Entrepreneurs’ Perspectives. *Systems*, *12*(3), 103. https://doi.org/10.3390/systems12030103

Haase, J. & Hanel, P. H. (2023). Artificial muses: Generative artificial intelligence chatbots have risen to human-level creativity. *Journal of Creativity*, *33*(3), 100066. https://doi.org/10.1016/j.yjoc.2023.100066

Hadi, M. U., tashi, q. a., Qureshi, R., Shah, A., muneer, a., Irfan, M., Zafar, A., Shaikh, M. B., Akhtar, N., Wu, J. & Mirjalili, S. (2023). *Large Language Models: A Comprehensive Survey of its Applications, Challenges, Limitations, and Future Prospects.* https://doi.org/10.36227/techrxiv.23589741.v4

Hashmi, N. & Bal, A. S. (2024). Generative AI in higher education and beyond. *Business Horizons*, *67*(5), 607–614. https://doi.org/10.1016/j.bushor.2024.05.005

Hassani, H. & Silva, E. S. (2023). The Role of ChatGPT in Data Science: How AI-Assisted Conversational Interfaces Are Revolutionizing the Field. *Big Data and Cognitive Computing*, *7*(2), 62. https://doi.org/10.3390/bdcc7020062

Hessari, H., Bai, A. & Daneshmandi, F. (2024). Generative AI: Boosting Adaptability and Reducing Workplace Overload. *Journal of Computer Information Systems*, 1–14. https://doi.org/10.1080/08874417.2024.2417672

Hoff, K. A. & Bashir, M. (2015). Trust in automation: integrating empirical evidence on factors that influence trust. *Human Factors: The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society*, *57*(3), 407–434. https://doi.org/10.1177/0018720814547570

Ivanov, S., Kuyumdzhiev, M. & Webster, C. (2020). Automation fears: Drivers and solutions. *Technology in Society*, *63*, 101431. https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2020.101431

Jacovi, A., Marasović, A., Miller, T. & Goldberg, Y. (2021). Formalizing Trust in Artificial Intelligence. In *Proceedings of the 2021 ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency* (S. 624–635). ACM. https://doi.org/10.1145/3442188.3445923

Ji, Z., Lee, N., Frieske, R., Yu, T., Su, D., Xu, Y., Ishii, E., Bang, Y. J., Madotto, A. & Fung, P. (2023). Survey of Hallucination in Natural Language Generation. *ACM Computing Surveys*, *55*(12), 1–38. https://doi.org/10.1145/3571730

Jutel, M., Zemelka-Wiacek, M., Ordak, M., Pfaar, O., Eiwegger, T., Rechenmacher, M. & Akdis, C. A. (2023). The artificial intelligence (AI) revolution: How important for scientific work and its reliable sharing. *Allergy*, *78*(8), 2085–2088. https://doi.org/10.1111/all.15778

Kasneci, E., Sessler, K., Küchemann, S., Bannert, M., Dementieva, D., Fischer, F., Gasser, U., Groh, G., Günnemann, S., Hüllermeier, E., Krusche, S., Kutyniok, G., Michaeli, T., Nerdel, C., Pfeffer, J [Jürgen], Poquet, O., Sailer, M., Schmidt, A., Seidel, T., . . . Kasneci, G. (2023). ChatGPT for good? On opportunities and challenges of large language models for education. *Learning and Individual Differences*, *103*, 102274. https://doi.org/10.1016/j.lindif.2023.102274

Kaya, F., Aydin, F., Schepman, A., Rodway, P., Yetişensoy, O. & Demir Kaya, M. (2024). The Roles of Personality Traits, AI Anxiety, and Demographic Factors in Attitudes toward Artificial Intelligence. *International Journal of Human–Computer Interaction*, *40*(2), 497–514. https://doi.org/10.1080/10447318.2022.2151730

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

Kieslich, K., Lünich, M. & Marcinkowski, F. (2021). The Threats of Artificial Intelligence Scale (TAI). *International Journal of Social Robotics*, *13*(7), 1563–1577. https://doi.org/10.1007/s12369-020-00734-w

Kizilcec, R. F. (2016). How Much Information? In J. Kaye (Hrsg.), *ACM Digital Library, Proceedings of the 2016 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems* (S. 2390–2395). ACM. https://doi.org/10.1145/2858036.2858402

Klingbeil, A., Grützner, C. & Schreck, P. (2024). Trust and reliance on AI — An experimental study on the extent and costs of overreliance on AI. *Computers in Human Behavior*, *160*, 108352. https://doi.org/10.1016/j.chb.2024.108352

Knowles, B. & Richards, J. T. (2021, 22. Januar). *The Sanction of Authority: Promoting Public Trust in AI*. http://arxiv.org/pdf/2102.04221

Kunkel, J., Donkers, T., Michael, L., Barbu, C.‑M. & Ziegler, J. (2019). Let Me Explain. In S. Brewster, G. Fitzpatrick, A. Cox & V. Kostakos (Hrsg.), *Proceedings of the 2019 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems* (S. 1–12). ACM. https://doi.org/10.1145/3290605.3300717

Langer, M. & Landers, R. N. (2021). The future of artificial intelligence at work: A review on effects of decision automation and augmentation on workers targeted by algorithms and third-party observers. *Computers in Human Behavior*, *123*, 106878. https://doi.org/10.1016/j.chb.2021.106878

Lee, J. & Moray, N. (1992). Trust, control strategies and allocation of function in human-machine systems. *Ergonomics*, *35*(10), 1243–1270. https://doi.org/10.1080/00140139208967392

Lee, J. D. & See, K. A. (2004). Trust in automation: designing for appropriate reliance. *Human Factors: The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society*, *46*(1), 50–80. https://doi.org/10.1518/hfes.46.1.50\_30392

Lee, M. K. (2018). Understanding perception of algorithmic decisions: Fairness, trust, and emotion in response to algorithmic management. *Big Data & Society*, *5*(1), 205395171875668. https://doi.org/10.1177/2053951718756684

Liang, Y. & Lee, S. A. (2017). Fear of Autonomous Robots and Artificial Intelligence: Evidence from National Representative Data with Probability Sampling. *International Journal of Social Robotics*, *9*(3), 379–384. https://doi.org/10.1007/s12369-017-0401-3

Lipton, Z. C. (2018). The mythos of model interpretability. *Communications of the ACM*, *61*(10), 36–43. https://doi.org/10.1145/3233231

Logg, J. M., Minson, J. A. & Moore, D. A. (2019). Algorithm appreciation: People prefer algorithmic to human judgment. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, *151*, 90–103. https://doi.org/10.1016/j.obhdp.2018.12.005

Longoni, C., Bonezzi, A. & Morewedge, C. K. (2019). Resistance to Medical Artificial Intelligence. *Journal of Consumer Research*, *46*(4), 629–650. https://doi.org/10.1093/jcr/ucz013

Ma, S., Lei, Y., Wang, X., Zheng, C., Shi, C., Yin, M. & Ma, X. (2023). Who Should I Trust: AI or Myself? Leveraging Human and AI Correctness Likelihood to Promote Appropriate Trust in AI-Assisted Decision-Making. In A. Schmidt (Hrsg.), *ACM Digital Library, Proceedings of the 2023 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems* (S. 1–19). Association for Computing Machinery. https://doi.org/10.1145/3544548.3581058

Marimon, F., Mas-Machuca, M. & Akhmedova, A. (2024). Trusting in Generative AI: Catalyst for Employee Performance and Engagement in the Workplace. *International Journal of Human–Computer Interaction*, 1–16. https://doi.org/10.1080/10447318.2024.2388482

Mayahi, S. & Vidrih, M. (2022, 23. November). *The Impact of Generative AI on the Future of Visual Content Marketing*. http://arxiv.org/pdf/2211.12660

Mayer, R. C., Davis, J. H. & Schoorman, F. D. (1995). An Integrative Model of Organizational Trust. *The Academy of Management Review*, *20*(3), 709. https://doi.org/10.2307/258792

McAllister, D. J. (1995). Affect- and Cognition-Based Trust as Foundations for Interpersonal Cooperation in Organizations. *Academy of Management Journal*, *38*(1), 24–59. https://doi.org/10.5465/256727

McClure, P. K. (2018). “You’re Fired,” Says the Robot. *Social Science Computer Review*, *36*(2), 139–156. https://doi.org/10.1177/0894439317698637

Mehrotra, S., Degachi, C., Vereschak, O., Jonker, C. M. & Tielman, M. L. (2023, 8. November). *A Systematic Review on Fostering Appropriate Trust in Human-AI Interaction*. http://arxiv.org/pdf/2311.06305

Mogaji, E., Viglia, G., Srivastava, P. & Dwivedi, Y. K. (2024). Is it the end of the technology acceptance model in the era of generative artificial intelligence? *International Journal of Contemporary Hospitality Management.* Vorab-Onlinepublikation. https://doi.org/10.1108/IJCHM-08-2023-1271

Montemayor, C., Halpern, J. & Fairweather, A. (2022). In principle obstacles for empathic AI: why we can't replace human empathy in healthcare. *AI & SOCIETY*, *37*(4), 1353–1359. https://doi.org/10.1007/s00146-021-01230-z

Moulaei, K., Yadegari, A., Baharestani, M., Farzanbakhsh, S., Sabet, B. & Reza Afrash, M. (2024). Generative artificial intelligence in healthcare: A scoping review on benefits, challenges and applications. *International journal of medical informatics*, *188*, 105474. https://doi.org/10.1016/j.ijmedinf.2024.105474

Nagtegaal, R. (2021). The impact of using algorithms for managerial decisions on public employees' procedural justice. *Government Information Quarterly*, *38*(1), 101536. https://doi.org/10.1016/j.giq.2020.101536

Nam, T. (2019). Technology usage, expected job sustainability, and perceived job insecurity. *Technological Forecasting and Social Change*, *138*, 155–165. https://doi.org/10.1016/j.techfore.2018.08.017

Nomura, T., Kanda, T. & Suzuki, T. (2006). Experimental investigation into influence of negative attitudes toward robots on human–robot interaction. *AI & SOCIETY*, *20*(2), 138–150. https://doi.org/10.1007/s00146-005-0012-7

Ntoutsi, E., Fafalios, P., Gadiraju, U., Iosifidis, V., Nejdl, W., Vidal, M.‑E., Ruggieri, S., Turini, F., Papadopoulos, S., Krasanakis, E., Kompatsiaris, I., Kinder‐Kurlanda, K., Wagner, C., Karimi, F., Fernandez, M., Alani, H., Berendt, B., Kruegel, T., Heinze, C., . . . Staab, S. (2020). Bias in data‐driven artificial intelligence systems—An introductory survey. *WIREs Data Mining and Knowledge Discovery*, *10*(3), Artikel e1356. https://doi.org/10.1002/widm.1356

O’Shaughnessy, M. R., Schiff, D. S., Varshney, L. R., Rozell, C. J. & Davenport, M. A. (2023). What governs attitudes toward artificial intelligence adoption and governance? *Science and Public Policy*, *50*(2), 161–176. https://doi.org/10.1093/scipol/scac056

Ooi, K.‑B., Tan, G. W.‑H., Al-Emran, M., Al-Sharafi, M. A., Capatina, A., Chakraborty, A., Dwivedi, Y. K., Huang, T.‑L., Kar, A. K., Lee, V.‑H., Loh, X.‑M., Micu, A., Mikalef, P., Mogaji, E., Pandey, N., Raman, R., Rana, N. P., Sarker, P., Sharma, A., . . . Wong, L.‑W. (2023). The Potential of Generative Artificial Intelligence Across Disciplines: Perspectives and Future Directions. *Journal of Computer Information Systems*, 1–32. https://doi.org/10.1080/08874417.2023.2261010

Ostrom, T. M. (1969). The relationship between the affective, behavioral, and cognitive components of attitude. *Journal of Experimental Social Psychology*, *5*(1), 12–30. https://doi.org/10.1016/0022-1031(69)90003-1

Parasuraman, R. & Riley, V. (1997). Humans and Automation: Use, Misuse, Disuse, Abuse. *Human Factors: The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society*, *39*(2), 230–253. https://doi.org/10.1518/001872097778543886

Pavlik, J. V. (2023). Collaborating With ChatGPT: Considering the Implications of Generative Artificial Intelligence for Journalism and Media Education. *Journalism & Mass Communication Educator*, *78*(1), 84–93. https://doi.org/10.1177/10776958221149577

Pfeffer, J [Jeffrey]. (2020). The Role of the General Manager in the New Economy: Can We Save People from Technology Dysfunctions? In J. Canals & F. Heukamp (Hrsg.), *The Future of Management in an AI World* (S. 67–92). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-20680-2\_4

Pinaya, W. H. L., Graham, M. S., Kerfoot, E., Tudosiu, P.‑D., Dafflon, J., Fernandez, V., Sanchez, P., Wolleb, J., Da Costa, P. F., Patel, A., Chung, H., Zhao, C., Peng, W., Liu, Z., Mei, X., Lucena, O., Ye, J. C., Tsaftaris, S. A., Dogra, P., . . . Cardoso, M. J. (2023, 27. Juli). *Generative AI for Medical Imaging: extending the MONAI Framework*. http://arxiv.org/pdf/2307.15208

R Core Team. (2024). *R: A language and environment for statistical computing*. https://www.r-project.org/

Rai, A. (2020). Explainable AI: from black box to glass box. *Journal of the Academy of Marketing Science*, *48*(1), 137–141. https://doi.org/10.1007/s11747-019-00710-5

Recio-Román, A., Recio-Menéndez, M. & Román-González, M. V. (2024). The Future of Retail. In E. Li & T. K. Tarnanidis (Hrsg.), *Advances in Marketing, Customer Relationship Management, and E-Services. Reshaping Marketing Science in Wholesaling and Retailing* (S. 309–333). IGI Global. https://doi.org/10.4018/979-8-3693-6145-0.ch013

Riedl, R. (2022). Is trust in artificial intelligence systems related to user personality? Review of empirical evidence and future research directions. *Electronic Markets*, *32*(4), 2021–2051. https://doi.org/10.1007/s12525-022-00594-4

Sallam, M. (2023). ChatGPT Utility in Healthcare Education, Research, and Practice: Systematic Review on the Promising Perspectives and Valid Concerns. *Healthcare (Basel, Switzerland)*, *11*(6). https://doi.org/10.3390/healthcare11060887

Schepman, A. & Rodway, P. (2020). Initial validation of the general attitudes towards Artificial Intelligence Scale. *Computers in human behavior reports*, *1*, 100014. https://doi.org/10.1016/j.chbr.2020.100014

Schepman, A. & Rodway, P. (2023). The General Attitudes towards Artificial Intelligence Scale (GAAIS): Confirmatory Validation and Associations with Personality, Corporate Distrust, and General Trust. *International Journal of Human–Computer Interaction*, *39*(13), 2724–2741. https://doi.org/10.1080/10447318.2022.2085400

Shamim, S., Yang, Y., Ul Zia, N., Khan, Z. & Shariq, S. M. (2023). Mechanisms of cognitive trust development in artificial intelligence among front line employees: An empirical examination from a developing economy. *Journal of Business Research*, *167*, 114168. https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2023.114168

Sindermann, C., Sha, P., Zhou, M., Wernicke, J., Schmitt, H. S., Li, M., Sariyska, R., Stavrou, M., Becker, B. & Montag, C. (2021). Assessing the Attitude Towards Artificial Intelligence: Introduction of a Short Measure in German, Chinese, and English Language. *KI - Künstliche Intelligenz*, *35*(1), 109–118. https://doi.org/10.1007/s13218-020-00689-0

Sindermann, C., Yang, H., Elhai, J. D., Yang, S., Quan, L., Li, M. & Montag, C. (2022). Acceptance and Fear of Artificial Intelligence: associations with personality in a German and a Chinese sample. *Discover Psychology*, *2*(1). https://doi.org/10.1007/s44202-022-00020-y

Stein, J.‑P., Liebold, B. & Ohler, P. (2019). Stay back, clever thing! Linking situational control and human uniqueness concerns to the aversion against autonomous technology. *Computers in Human Behavior*, *95*, 73–82. https://doi.org/10.1016/j.chb.2019.01.021

Stein, J.‑P., Messingschlager, T., Gnambs, T., Hutmacher, F. & Appel, M. (2024). Attitudes towards AI: measurement and associations with personality. *Scientific Reports*, *14*(1), 2909. https://doi.org/10.1038/s41598-024-53335-2

Strzelecki, A. & ElArabawy, S. (2024). Investigation of the moderation effect of gender and study level on the acceptance and use of generative AI by higher education students: Comparative evidence from Poland and Egypt. *British Journal of Educational Technology*, *55*(3), 1209–1230. https://doi.org/10.1111/bjet.13425

Suen, H.‑Y. & Hung, K.‑E. (2023). Building trust in automatic video interviews using various AI interfaces: Tangibility, immediacy, and transparency. *Computers in Human Behavior*, *143*, 107713. https://doi.org/10.1016/j.chb.2023.107713

Sun, J., Liao, Q. V., Muller, M., Agarwal, M., Houde, S., Talamadupula, K. & Weisz, J. D. (2022). Investigating Explainability of Generative AI for Code through Scenario-based Design. In *27th International Conference on Intelligent User Interfaces* (S. 212–228). ACM. https://doi.org/10.1145/3490099.3511119

Teubner, T., Flath, C. M., Weinhardt, C., van der Aalst, W. & Hinz, O. (2023). Welcome to the Era of ChatGPT et al. *Business & Information Systems Engineering*, *65*(2), 95–101. https://doi.org/10.1007/s12599-023-00795-x

Tivian. (2024). *Unipark*. https://ww2.unipark.de/www/main.php

Toreini, E., Aitken, M., Coopamootoo, K., Elliott, K., Zelaya, C. G. & van Moorsel, A. (2020). The relationship between trust in AI and trustworthy machine learning technologies. In M. Hildebrandt, C. Castillo, E. Celis, S. Ruggieri, L. Taylor & G. Zanfir-Fortuna (Hrsg.), *Proceedings of the 2020 Conference on Fairness, Accountability, and Transparency* (S. 272–283). ACM. https://doi.org/10.1145/3351095.3372834

Venkatesh, Morris & Davis (2003). User Acceptance of Information Technology: Toward a Unified View. *MIS Quarterly*, *27*(3), 425. https://doi.org/10.2307/30036540

Venkatesh, Thong & Xu (2012). Consumer Acceptance and Use of Information Technology: Extending the Unified Theory of Acceptance and Use of Technology. *MIS Quarterly*, *36*(1), 157. https://doi.org/10.2307/41410412

Venkatesh, V. (2022). Adoption and use of AI tools: a research agenda grounded in UTAUT. *Annals of Operations Research*, *308*(1-2), 641–652. https://doi.org/10.1007/s10479-020-03918-9

Wach, K., Duong, C. D., Ejdys, J., Kazlauskaitė, R., Korzynski, P., Mazurek, G., Paliszkiewicz, J. & Ziemba, E. (2023). The dark side of generative artificial intelligence: A critical analysis of controversies and risks of ChatGPT. *Entrepreneurial Business and Economics Review*, *11*(2), 7–30. https://doi.org/10.15678/EBER.2023.110201

Wang, Y.‑Y. & Wang, Y.‑S. (2022). Development and validation of an artificial intelligence anxiety scale: an initial application in predicting motivated learning behavior. *Interactive Learning Environments*, *30*(4), 619–634. https://doi.org/10.1080/10494820.2019.1674887

Wesche, J. S., Hennig, F., Kollhed, C. S., Quade, J., Kluge, S. & Sonderegger, A. (2022). People’s reactions to decisions by human vs. algorithmic decision-makers: the role of explanations and type of selection tests. *European Journal of Work and Organizational Psychology*, *33*(2), 146–157. https://doi.org/10.1080/1359432X.2022.2132940

Wharton School of the University of Pennsylvania. (2024, 14. April). *As Predicted*. https://aspredicted.org/

Wilcox, R. (2018). Robust ANCOVA, Curvature, and the Curse of Dimensionality. *Journal of Modern Applied Statistical Methods*, *17*(2), Artikel jmasm.eP2682. https://doi.org/10.22237/jmasm/1551906370

Wilcox, R. R. (2022). *Introduction to robust estimation and hypothesis testing* (Fifth edition). Academic Press an imprint of Elsevier. https://zbmath.org/?q=an%3A1470.62006

Xia, Y. & Chen, Y. (2024). Driving Factors of Generative AI Adoption in New Product Development Teams from a UTAUT Perspective. *International Journal of Human–Computer Interaction*, 1–22. https://doi.org/10.1080/10447318.2024.2375686

Zheng, Y., Wang, Y., Liu, K. S.‑X. & Jiang, M. Y.‑C. (2024). Examining the moderating effect of motivation on technology acceptance of generative AI for English as a foreign language learning. *Education and Information Technologies.* Vorab-Onlinepublikation. https://doi.org/10.1007/s10639-024-12763-3

# Anhang

## Items des ATTARI-12

ATTARI-12 auf Deutsch (Stein et al., 2024)

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Nr. | Formulierung | Facette | Valenz |
| 1 | Künstliche Intelligenz wird die Welt verbessern. | Kognitiv | Positiv |
| 2 | Ich habe starke negative Emotionen gegenüber künstlicher Intelligenz. | Affektiv | Negativ (reverse-coded) |
| 3 | Ich möchte Technologien nutzen, die auf künstlicher Intelligenz basieren. | Behavioral | Positiv |
| 4 | Künstliche Intelligenz hat mehr Nachteile als Vorteile. | Kognitiv | Negativ (reverse-coded) |
| 5 | Ich freue mich auf zukünftige Entwicklungen im Bereich künstliche Intelligenz. | Affektiv | Positiv |
| 6 | Künstliche Intelligenz bietet Lösungen für viele globale Probleme. | Kognitiv | Positiv |
| 7 | Ich bevorzuge Technologien, die keine künstliche Intelligenz beinhalten. | Behavioral | Negativ (reverse-coded) |
| 8 | Ich fürchte mich vor künstlicher Intelligenz. | Affektiv | Negativ |
| 9 | Ich würde mich eher für eine Technologie mit künstlicher Intelligenz entscheiden als für eine ohne. | Behavioral | Positiv |
| 10 | Künstliche Intelligenz verursacht eher Probleme, anstatt sie zu lösen. | Kognitiv | Negativ (reverse-coded) |
| 11 | Wenn ich an künstliche Intelligenz denke, habe ich hauptsächlich positive Gefühle. | Affektiv | Positiv |
| 12 | Ich möchte mit Technologien, die auf künstlicher Intelligenz beruhen, lieber nichts zu tun haben. | Behavioral | Negativ (reverse-coded) |

## Anwendungsfelder der Vorstudie

| Code | Anwendungsfeld | *M* | *SD* |
| --- | --- | --- | --- |
| 45001 | Erstellung eines Verteilungsplans für Bonuszahlungen. | 2.83 | 1.13 |
| 45002 | Erstellung detaillierter Berichte für die Führungskraft aus Daten der Personalabteilung (z.B. Anwesenheiten, Krankheitszeiten, Leistungsdaten etc.). | 3.63 | 1.28 |
| 45003 | Erstellung von Finanzberichten und -analysen als Entscheidungsgrundlage für die Führungskraft. | 4.27 | 0.63 |
| 45004 | Erstellung von Vorschlägen für die Verbesserung des Designs bestehender Produkte oder für das Design neuer Produkte. | 2.17 | 1.24 |
| 45005 | Beantwortung eingehender E-Mails. | 2.77 | 0.88 |
| 45006 | Rückmeldung an die Beschäftigten über die Qualität ihrer Arbeit und konkrete Verbesserungsvorschläge | 2.73 | 0.89 |
| 45007 | Überprüfung der Arbeitsergebnisse auf Fehler und Erstellung eines Fehlerprotokolls mit Angaben zur Art der Fehler, möglichen Ursachen und Strategien zur zukünftigen Vermeidung. | 3.57 | 0.72 |
| 45008 | Generierung von Vorschlägen zur Gehaltsanpassung. | 2.90 | 0.83 |
| 45009 | Erzeugen von Vorschlägen für Gesundheits- und Wellnessprogramme, die auf den Bedürfnissen der Beschäftigten und den Ressourcen des Unternehmens basieren. | 2.97 | 1.11 |
| 45010 | Analyse der bisherigen Zusammenarbeit im Team und Erstellung von Handlungsempfehlungen für die Teammitglieder oder der Abteilung. | 2.73 | 0.96 |
| 45011 | Generierung maßgeschneiderter Interviewfragen für den Bewerbungsprozess basierend auf den spezifischen Anforderungen der Position. | 3.53 | 0.96 |
| 45012 | Entwicklung von Vorschlägen für die berufliche Karriere und von Weiterbildungsprogrammen auf der Grundlage der individuellen Ziele und Fähigkeiten der Beschäftigten. | 2.63 | 1.05 |
| 45013 | Beratung der Kundschaft und die Beantwortung ihrer Fragen. | 2.77 | 0.67 |
| 45014 | Erstellung von Leistungsbeurteilungen der Beschäftigten auf der Grundlage der gesammelten Leistungsdaten und des Feedbacks. | 3.13 | 1.06 |
| 45015 | Erstellung eines Persönlichkeitsprofils zur Beurteilung der Eignung einer Person, die sich um eine Führungsposition bewirbt. | 2.30 | 0.86 |
| 45016 | Erstellung von Gesprächsprotokollen, Zusammenfassungen und Aufgabenübersichten auf der Grundlage von Meetingaufzeichnungen. | 3.60 | 0.84 |
| 45017 | Erstellung eines Redemanuskripts für die Geschäftsführung eines Unternehmens. | 2.93 | 1.12 |
| 45018 | Erstellung der Reisekostenabrechnung anhand der vorliegenden Belege. | 4.80 | 0.40 |
| 45019 | Zuweisung von Personal und Arbeitsmitteln auf der Grundlage des aktuellen Projektbedarfs und der Fähigkeiten der Beschäftigten. | 3.47 | 0.76 |
| 45020 | Generierung von Schichtplänen basierend auf Verfügbarkeit, Präferenzen und Anforderungen. | 3.97 | 1.02 |
| 45021 | Programmierung von Software auf der Basis einer vorliegenden Anforderungsbeschreibung. | 4.00 | 0.82 |
| 45022 | Erstellung regelmäßiger Berichte über den Fortschritt von Projekten und Aufgaben, die den Führungskräften helfen, den Überblick zu behalten und fundierte Entscheidungen zu treffen. | 3.60 | 0.76 |
| 45023 | Optimierung der Teamzusammensetzung unter Berücksichtigung der Stärken und Schwächen der einzelnen Teammitglieder. | 2.53 | 0.85 |
| 45024 | Erstellung von Schulungs- und Einarbeitungsplänen, die auf den Fähigkeiten und Erfahrungen der Beschäftigten basieren. | 3.07 | 0.89 |
| 45025 | Erstellung einer Befragung der Beschäftigten und Analyse des Feedbacks zur Verbesserung des Arbeitsumfelds. | 3.03 | 0.91 |
| 45026 | Erstellung eines Urlaubsplans aus den vorliegenden Urlaubsanträgen, die basierend darauf genehmigt oder abgelehnt werden. | 3.80 | 0.91 |
| 45027 | Erstellung von Feedback für Beschäftigte auf Basis von Beobachtungen ihres Verhaltens gegenüber anderen Teammitgliedern (z. B. in Online-Meetings). | 2.50 | 1.18 |
| 45028 | Erstellung von Vertragsentwürfen für neue Beschäftigte. | 3.83 | 0.93 |
| 45029 | Definition einer Unternehmensvision und Ermittlung von Strategien, um diese Vision zu erreichen. | 2.53 | 1.33 |
| 45030 | Erstellung eines Fachvortrags zu einem vorgegebenen Thema. | 3.50 | 0.89 |
| 45031 | Erstellung und Überwachung von Zeitplänen und Fristen zur Sicherstellung der Einhaltung von Projektterminen. | 4.23 | 0.76 |
| 45032 | Festlegung messbarer Ziele für das Team. | 3.80 | 1.28 |

## Struktur der Quelldaten

Die Verwendeten Quelldaten wurden als komprimiertes Dateiarchiv „GenKI-Studie-2025.zip“ bereitgestellt. Darin enthalten ist folgende Ordnerstruktur:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Verzeichnis | | Inhalt |
| GenKI-Studie2025 | |  |
|  | ⏵Daten | Erhobene und aufbereitete Daten |
|  | ⏵Output | Ergebnis-Output der R-Skripte als MarkDown-Dateien und PDF-Dateien für grafischen Output. |
|  | ⏵R | Verwendete R-Skripte und das R-Studio-Projekt |

### Erstellung der Analysen

Die Analysen werden durch das Hauptskript *Analyze.R* erstellt, das im Unterordner *R* enthalten ist.

ANALYZE.R

source("RunScript.R")

# Methoden-Teil

run\_script("Describe\_Participants")

run\_script("Describe\_Data")

# Ergebnis-Teil

## Hypothesen-Tests

run\_script("ANCOVA")

run\_script("H4-Analysis")

## Validitäts-Analysen

run\_script("Validity")

run\_script("Attari-12")

## Explorative Analysen

run\_script("Anwendungsfeld\_Gruppenvergleich")

run\_script("Exploration")