

Akzeptanz und Vertrauen in Künstliche Intelligenz im Gesundheitswesen: Eine Analyse der Wahrnehmung von Millennials und Gen Z

Bachelorarbeit

eingereicht von: **Maria Lokmanis**
01401494

im Fachhochschul-Bachelorstudiengang Wirtschaftsinformatik (0470)
der Ferdinand Porsche FernFH zur Erlangung des akademischen Grades
eines Bachelor of Arts in Business

Betreuung und Beurteilung: Prof. Dr. Joachim Steinwendner, MSc.
Wiener Neustadt, Mai 2025

Ehrenwörtliche Erklärung

Ich versichere hiermit,

1. dass ich die vorliegende Bachelorarbeit selbständig verfasst und keine anderen als die angegebenen Quellen und Hilfsmittel benutzt habe. Alle Inhalte, die direkt oder indirekt aus fremden Quellen entnommen sind, sind durch entsprechende Quellenangaben gekennzeichnet.
2. dass ich diese Bachelorarbeit bisher weder im Inland noch im Ausland in irgendeiner Form als Prüfungsarbeit zur Beurteilung vorgelegt oder veröffentlicht habe.

Strasshof, 24.05.2025



Unterschrift

Creative Commons Lizenz

Das Urheberrecht der vorliegenden Arbeit liegt bei der Autorin. Sofern nicht anders angegeben, sind die Inhalte unter einer Creative Commons <„Namensnennung - Nicht-kommerziell - Weitergabe unter gleichen Bedingungen 4.0 International Lizenz“ (CC BY-NC-SA 4.0)> lizenziert.

Die Rechte an zitierten Abbildungen liegen bei den in der jeweiligen Quellenangabe genannten Urheber*innen.

Die Kapitel 2 bis 6.2 der vorliegenden Bachelorarbeit wurden im Rahmen der Lehrveranstaltung „Bachelor Seminar 1“ eingereicht und am 04.05.2025 als Bachelorarbeit 1 angenommen.

Kurzzusammenfassung: Akzeptanz und Vertrauen in Künstliche Intelligenz im Gesundheitswesen: Eine Analyse der Wahrnehmung von Millennials und Gen Z

Diese Bachelorarbeit untersucht die Akzeptanz und das Vertrauen von Millennials und der Generation Z gegenüber Künstlicher Intelligenz (KI) im Gesundheitswesen. Ziel war es, herauszufinden, welche Faktoren das Vertrauen und die Akzeptanz dieser technologieaffinen Zielgruppen beeinflussen. Grundlage der Untersuchung war eine quantitative Online-Umfrage mit 87 Teilnehmer:innen, deren Daten mittels deskriptiver Statistiken, t-Tests und Regressionsanalysen ausgewertet wurden. Die Ergebnisse zeigen, dass sowohl die Akzeptanz als auch das Vertrauen in KI-Systeme im Gesundheitswesen signifikant positiv ausgeprägt sind. Einflussfaktoren wie wahrgenommene Nützlichkeit, Benutzerfreundlichkeit und ethische Überlegungen spielten eine entscheidende Rolle. Datenschutzbedenken und erklärbare KI erwiesen sich als kritische Elemente für das Vertrauen. Die Arbeit leistet einen Beitrag zur benutzerzentrierten Entwicklung von KI-Anwendungen und gibt praxisnahe Empfehlungen zur Förderung von Vertrauen und Akzeptanz bei jungen Nutzergruppen.

Schlagwörter:

Künstliche Intelligenz, Gesundheitswesen, Technologieakzeptanz, Vertrauen, Millennials, Generation Z, Datenschutz, erklärbare KI

Abstract: Acceptance and Trust in Artificial Intelligence in Healthcare: A Perception Analysis of Millennials and Generation Z

This bachelor thesis examines how Millennials and Generation Z perceive and evaluate artificial intelligence (AI) in the healthcare sector. It aims to identify key factors influencing their trust and acceptance of AI technologies. The study is based on a quantitative online survey with 87 participants and uses statistical methods such as t-tests and regression analysis. The findings reveal a significantly high level of acceptance and trust in AI systems among both generations. Perceived usefulness, usability, and ethical concerns were found to be the most influential factors. Data privacy and explainability emerged as critical elements in establishing trust. The study contributes to user-centered AI development and provides actionable recommendations to enhance trust and acceptance among younger populations.

Keywords:

Artificial Intelligence, Healthcare, Technology Acceptance, Trust, Millennials, Generation Z, Data Privacy, Explainable AI

Inhaltsverzeichnis

1. EINLEITUNG	6
1.1 Ausgangslage	6
1.2 Ziel der Arbeit	6
1.3 Aktueller Forschungsstand und bisherige Arbeiten	7
1.4 Forschungsfrage	8
1.5 Hypothese	8
1.6 Aufbau der Arbeit	8
1.7 Hinweis	9
2. THEORETISCHE GRUNDLAGEN ZUR KÜNSTLICHEN INTELLIGENZ IM GESUNDHEITSWESEN	10
2.1 Definition und Ursprünge der Künstlichen Intelligenz	10
2.2 Schlüsseltechnologien der modernen Künstlichen Intelligenz	10
2.3 Bedeutung der Daten in KI-Projekten	12
2.4 Anwendungsbereiche der KI im Gesundheitswesen und bisherige Arbeiten zu spezifischen Gesundheitstechnologien	12
3. MILLENNIALS UND GEN Z: SOZIODEMOGRAFISCHES PROFIL UND TECHNOLOGIEWAHRNEHMUNG	15
3.1 Millennials und Gen Z: Generationen im digitalen Zeitalter	15
3.2 Technologische Erwartungen und Werte	15
3.3 Einfluss sozialer Medien auf die Technologiewahrnehmung	16
3.4 Herausforderungen und Chancen der Digitalisierung	17
4. AKZEPTANZMODELLE UND VERTRAUENSTHEORIEN IN DER TECHNOLOGIEAKZEPTANZ	19
4.1 Einführung in Akzeptanzmodelle	19
4.2 Vertrauen als zentraler Faktor der Technologieakzeptanz	19
4.3 Psychologische Ansätze zur Vertrauensbildung	21
4.4 Faktoren der Technologieakzeptanz in der Gesundheitsversorgung	23
4.5 Zukünftige Forschung und offene Fragestellungen	24
4.6 Bedeutung der Datensicherheit im Gesundheitswesen	25

5. UMFRAGEANALYSE	27
5.1 Analyse der Akzeptanz gegenüber KI	28
5.2 Analyse des Vertrauens gegenüber KI	30
5.3 Generationenvergleich: Akzeptanz und Vertrauen	31
5.4 Untersuchung der Beeinflussenden Faktoren von Akzeptanz	38
5.5 Untersuchung der Beeinflussenden Faktoren von Vertrauen	39
6. ZUSAMMENFASSUNG DER ERGEBNISSE	45
6.1 Kritische Würdigung der Arbeit	46
6.2 Fazit und Ausblick auf zukünftige Forschung	46
7. LITERATURVERZEICHNIS	49

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1 zeigt den dreistufigen Prozess der Datenerfassung im Gesundheitswesen (Boikanyo, 2023, S. 2).	11
Abbildung 2 zeigt das Histogramm der Akzeptanzwerte	28
Abbildung 3 Verteilung des Vertrauens in KI-Systeme im Gesundheitswesen.....	30
Abbildung 4 zeigt die Boxplot-Grafik Akzeptanz gegenüber KI-basierten Technologien im Gesundheitswesen nach Generationen (inkl. Boomer)	32
Abbildung 5 Akzeptanz gegenüber KI-basierten Technologien im Gesundheitswesen nach Generationen	33
Abbildung 6 Vertrauen in KI-Systeme im Gesundheitswesen nach Generationen (inkl. Boomer)	36
Abbildung 7 zeigt eine Boxplot-Darstellung, die das Vertrauen in KI-Systeme im Gesundheitswesen nach Generationen vergleicht (Gen X, Millennials, Gen Z).	37
Abbildung 8 Überprüfung der Modellannahmen für das multiple lineare Regressionsmodell zur Akzeptanz von KI-Systemen im Gesundheitswesen	42
Abbildung 9 Überprüfung der Modellannahmen für das multiple lineare Regressionsmodell zum Vertrauen in KI-Systeme im Gesundheitswesen	43

1. Einleitung

1.1 Ausgangslage

Die rapide Entwicklung der künstlichen Intelligenz (KI) hat in den letzten Jahren enorme Fortschritte gezeigt, insbesondere in Bereichen wie der Bildverarbeitung, medizinischen Diagnostik und personalisierten Behandlungen. Dennoch bleibt die Akzeptanz und das Vertrauen der Nutzer:innen gegenüber KI-Technologien, insbesondere im Gesundheitswesen, eine der größten Herausforderungen. Viele Nutzer:innen empfinden Unsicherheiten und Skepsis gegenüber KI, da Entscheidungen oft intransparenter Natur sind.

Die zunehmende Integration von Künstlicher Intelligenz (KI) im Alltag birgt das Potenzial, die Gesundheitsversorgung grundlegend zu revolutionieren. Anwendungen reichen von der Diagnoseunterstützung über die Medikamentenentwicklung bis hin zur personalisierten Patientenbetreuung. Im Gesundheitswesen haben KI-Technologien bereits vielfältige Einsatzgebiete gefunden und werden zunehmend als eine der Kernkompetenzen der zukünftigen medizinischen Versorgung betrachtet. Trotz der zahlreichen Vorteile, die KI-basierte Systeme bieten, bleibt die Frage offen, wie spezifische Nutzergruppen, insbesondere Millennials und die Generation Z (Gen Z), diese Technologien wahrnehmen und ihnen vertrauen. Diese Gruppen werden jedoch in den kommenden Jahrzehnten sowohl als Hauptnutzer:innen medizinischer Dienstleistungen als auch als potenzielle Entscheidungsträger:innen eine entscheidende Rolle spielen. Die Bedeutung ihrer Einstellung zu KI im Gesundheitswesen wird durch die technologische Durchdringung ihres Alltags noch verstärkt (Pfanstiel 2022, S. 1-2).

Bisherige Studien haben gezeigt, dass Vertrauen in KI stark von Faktoren wie Transparenz, Benutzerfreundlichkeit und erklärbarer KI abhängt (Rasche, C., Reinecke, A. A. & Margaria, T. 2022, S. 35). Die Generationen Y (Millennials) und Z sind hierbei besonders sensibel gegenüber Datenschutzfragen und ethischen Herausforderungen im Zusammenhang mit KI. Zugleich zeigt sich, dass diese Altersgruppen hohe Erwartungen an individualisierte und technologiegestützte Dienstleistungen stellen. Datenschutz ist als zentrales Thema, insbesondere in einem so sensiblen Bereich wie der Gesundheitsversorgung nicht zu vernachlässigen. Es ist essenziell, dass Gesundheitsdaten sicher verarbeitet werden und alle betroffenen Personen die Kontrolle darüber behält (Pfanstiel 2022, S. 11-12).

Die Relevanz der Thematik wird nicht nur durch das Potenzial für effizientere medizinische Prozesse unterstrichen, sondern auch durch die ethischen und regulatorischen Herausforderungen, die der Einsatz von KI mit sich bringt (Bünthe 2022, S. 18). Da die Bundesregierung und internationale Akteure:innen erhebliche Investitionen in die KI-Forschung tätigen, ist es umso wichtiger, die Akzeptanz der Nutzenden in den Fokus der Forschung zu rücken (Pfanstiel 2022, S. 14).

1.2 Ziel der Arbeit

Das Ziel dieser Bachelorarbeit ist es, zu untersuchen, inwiefern Millennials und die Generation Z Künstliche Intelligenz (KI) im Gesundheitswesen akzeptieren und ihr Vertrauen in KI-basierte Technologien einschätzen. Dabei wird ein besonderer Fokus darauf gelegt, wie bestimmte

Einflussfaktoren – wie technische Kompetenzen, persönliche Vorerfahrungen mit KI oder ethische Bedenken – diese Akzeptanz beeinflussen. Durch die Analyse verschiedener Variablen, darunter wahrgenommener Nutzen, Benutzerfreundlichkeit, Datensicherheit und ethische Wahrnehmung, soll aufgezeigt werden, welche Aspekte bei der Zielgruppe Vertrauen fördern oder hemmen.

Viele KI-Modelle werden von Personen nicht akzeptiert, weil sie ihre Entscheidungen nicht ausreichend begründen können. Miller argumentiert, dass das Vertrauen der Nutzer:innen signifikant gesteigert werden kann, wenn KI-Systeme nicht nur Entscheidungen treffen, sondern diese auch in einer für die Nutzer:innen verständlichen Weise erklären können.

Ein zentraler Aspekt der Erklärbarkeit ist die Berücksichtigung sozialer und kognitiver Erklärungsmodelle. Laut Miller nutzen Menschen in sozialen Interaktionen bestimmte Muster, um Erklärungen zu generieren und zu bewerten. Diese Modelle können auch auf KI-Systeme übertragen werden, um eine menschenzentrierte Erklärbarkeit sicherzustellen (Miller, 2019, S. 2-38).

Ein weiteres Ziel der Arbeit ist es, differenzierte Handlungsempfehlungen für die Entwicklung von KI-basierten Gesundheitstechnologien zu erarbeiten. Dazu werden sowohl die Ergebnisse der quantitativen Umfrage als auch bestehende Forschungsergebnisse integriert, um innovative Ansätze zur Förderung der Akzeptanz und des Vertrauens zu identifizieren.

Weiters gilt es zu untersuchen, wie Millennials und Gen Z KI-basierte Systeme im Gesundheitswesen akzeptieren und welchen Einfluss unterschiedliche Faktoren auf ihr Vertrauen haben. Die Ergebnisse dieser Untersuchung sollen einen Beitrag dazu leisten, KI-Technologien benutzerzentriert zu entwickeln und deren Integration in die Gesundheitsversorgung erfolgreich zu gestalten.

Letztlich soll diese Arbeit einen Beitrag dazu leisten, potenzielle Barrieren abzubauen und die Einführung von KI im Gesundheitswesen durch besseres Verständnis der Nutzer:innenperspektiven zu fördern.

1.3 Aktueller Forschungsstand und bisherige Arbeiten

In den letzten Jahren ist das Interesse an der Rolle von KI im Gesundheitswesen erheblich gestiegen. Zahlreiche Studien untersuchen die Potenziale von KI-basierten Systemen, darunter diagnostische Anwendungen, KI-gestützte Therapieentscheidungen und prädiktive Analysen zur Krankheitsprävention.

Sabino et al. (2024) betonen, dass tragbare Technologien und KI-Systeme eine Schlüsselrolle bei der personalisierten Patient:innenüberwachung spielen. Studien zeigen, dass Wearables zunehmend für die Analyse von Gesundheitsdaten verwendet werden, um bessere medizinische Entscheidungen zu treffen und präventive Maßnahmen zu fördern.

Patel et al. (2021) heben hervor, dass Millennials und die Generation Z eine positive Einstellung gegenüber vernetzten Technologien und Wearables zeigen, jedoch Bedenken hinsichtlich der Datensicherheit geäußert werden. Insbesondere der Schutz persönlicher Gesundheitsdaten ist ein wesentlicher Faktor für die Akzeptanz.

Alshehri und Muhammad (2021) stellen fest, dass KI-Systeme im Gesundheitswesen dann besonders akzeptiert werden, wenn sie nicht nur präzise arbeiten, sondern auch ethische Standards einhalten und transparent kommunizieren, wie Entscheidungen getroffen werden.

Trotz der umfangreichen Forschung zur technischen Implementierung von KI im Gesundheitswesen gibt es jedoch eine Forschungslücke hinsichtlich der gezielten Untersuchung der Akzeptanz und des Vertrauens von Millennials und Gen Z. Diese Arbeit soll dazu beitragen, diese Lücke zu schließen und praktische Handlungsempfehlungen für Entwickler und Entscheidungsträger im Gesundheitssektor bereitzustellen.

1.4 Forschungsfrage

In dieser Forschungsarbeit gilt es, herauszufinden, welche Faktoren zur Akzeptanz und zum Vertrauen von Millennials und Gen Z in Künstliche Intelligenz im Gesundheitswesen führen und wie diese Technologien aus ihrer Sicht wahrgenommen werden.

Die konkrete Forschungsfrage lautet: Inwiefern akzeptieren Millennials und Gen Z Künstliche Intelligenz im Gesundheitswesen und wie schätzen sie ihr Vertrauen in KI-basierte Technologien im Gesundheitswesen ein?

1.5 Hypothese

Millennials und Angehörige der Generation Z zeigen eine positive Akzeptanz gegenüber KI-basierten Technologien im Gesundheitswesen und bringen diesen zugleich ein grundlegendes Vertrauen entgegen.

1.6 Aufbau der Arbeit

Für die Beantwortung der Forschungsfrage wird eine quantitative Umfrage unter Millennials und der Generation Z durchgeführt. Die Erhebung der Daten erfolgt durch den Einsatz standardisierter Fragebögen, die zentrale Variablen wie Akzeptanz, Vertrauen und die Wahrnehmung von KI im Gesundheitswesen messen. Die Fragebögen basieren auf bestehenden, validierten Skalen aus der Literatur, um die Reliabilität und Validität der Ergebnisse sicherzustellen.

Die Stichprobe umfasst Teilnehmer:innen im Alter von 18 bis 45 Jahren, wobei eine repräsentative Verteilung innerhalb der Zielgruppe angestrebt wird. Die Umfrage wird online durchgeführt, um eine breite und diversifizierte Erreichbarkeit sicherzustellen und die Teilnahmequote zu maximieren. Nach Abschluss der Datenerhebung erfolgt eine umfassende statistische Auswertung. Hierbei werden deskriptive Analysen, Korrelationen und Regressionsmodelle verwendet, um potenzielle Zusammenhänge und Muster zu identifizieren. Zusätzlich wird eine explorative Datenanalyse (EDA) durchgeführt, um nicht erwartete Beziehungen zu entdecken und Hypothesen für zukünftige Arbeiten abzuleiten.

Die Arbeit gliedert sich in die folgenden Kapitel:

Kapitel 2: Theoretische Grundlagen zur Künstlichen Intelligenz im Gesundheitswesen

Kapitel 3: Millennials und Gen Z: Soziodemografisches Profil und Technologiewahrnehmung

Kapitel 4: Akzeptanzmodelle und Vertrauensatheorien

Kapitel 5: Ergebnisse der Umfrage

Kapitel 6: Interpretation der Ergebnisse

1.7 Hinweis

Bei der Erstellung des Theorieteils dieser Arbeit wurde zur sprachlichen Unterstützung bei der Paraphrasierung der aus fremden Quellen übernommenen Textteile Formulierungsvorschläge des generative KI-Tools ChatGPT-4 Version (v2) zur Gänze oder in Teilen übernommen.

2. Theoretische Grundlagen zur Künstlichen Intelligenz im Gesundheitswesen

2.1 Definition und Ursprünge der Künstlichen Intelligenz

Die Künstliche Intelligenz (KI) wird oft als die Fähigkeit eines Computersystems definiert, menschenähnliche Aufgaben auszuführen, die kognitive Prozesse wie Lernen, Problemlösen und Entscheidungsfindung umfassen. Seit den Anfängen der KI in den 1950er-Jahren, insbesondere mit der Einführung des Turing-Tests durch Alan Turing, hat sich die Disziplin erheblich weiterentwickelt. Der Turing-Test stellt ein Konzept dar, mit dem festgestellt werden soll, ob eine Maschine in der Lage ist, intelligentes Verhalten zu zeigen, das von menschlichem Verhalten nicht zu unterscheiden ist (Taulli 2022, S. 2).

Die Entwicklung von KI kann in mehrere Phasen unterteilt werden: das Goldene Zeitalter der KI in den 1950er- und 1960er-Jahren, die sogenannten KI-Winter, in denen die Forschung durch Finanzierungsprobleme und enttäuschte Erwartungen stagnierte, sowie die heutige Phase des Wachstums, die durch Fortschritte im Bereich des maschinellen Lernens und der Datenverarbeitung gekennzeichnet ist (Pfanstiel 2024, S. 1-3).

Die Akzeptanz und Implementierung neuer Technologien im Gesundheitswesen ist ein sich schnell entwickelndes Forschungsfeld, das sich insbesondere auf digitale Lösungen wie Künstliche Intelligenz (KI), tragbare Technologien (Wearables) und datenbasierte Entscheidungsunterstützungssysteme konzentriert. Verschiedene Studien haben sich mit der Integration technologischer Systeme beschäftigt, die dazu beitragen, Gesundheitsdienste effizienter und sicherer zu gestalten (Freisleben et al. 2025).

2.2 Schlüsseltechnologien der modernen Künstlichen Intelligenz

Künstliche Intelligenz (KI) in Kombination mit Wearable-Technologien revolutioniert das Gesundheitswesen, insbesondere im Bereich der personalisierten Medizin und der klinischen Entscheidungsunterstützung.

Moderne Wearables nutzen KI-Algorithmen, um physiologische Daten in Echtzeit zu analysieren. Diese Geräte können Vitalparameter wie Herzfrequenz, Hauttemperatur und elektrodermale Aktivität überwachen und bei Abweichungen sofortige Benachrichtigungen an medizinisches Personal senden. Solche Technologien ermöglichen eine frühzeitige Erkennung von Gesundheitsproblemen und unterstützen die kontinuierliche Überwachung von Patient:innen, insbesondere in der Fernbetreuung (Empatica, o. J.).

Ein weiteres Beispiel ist die Integration von KI in Wearables zur Verbesserung der Patient:innensicherheit und klinischen Entscheidungsfindung. Durch die Analyse von Bewegungsmustern und Vitaldaten können diese Systeme potenzielle Risiken erkennen und proaktive Maßnahmen vorschlagen, um Komplikationen zu vermeiden (Nature Medicine, 2025).

Zur Entwicklung und Implementierung solcher KI-gestützten Lösungen werden spezialisierte KI-Toolboxen eingesetzt. Diese bieten eine Sammlung von Algorithmen und Modellen, die auf medizinische Daten zugeschnitten sind. Beispielsweise ermöglichen sie die Klassifikation von

Krankheitsbildern, die Vorhersage von Krankheitsverläufen und die Personalisierung von Therapieplänen. Durch die Nutzung solcher Toolboxes können Entwickler:innen effizienter und zielgerichteter KI-Anwendungen für das Gesundheitswesen erstellen (Shelf.io, o. J.).

Ein konkretes Beispiel für eine solche Anwendung ist die Entwicklung von KI-Systemen, die Daten aus Wearables analysieren, um individuelle Gesundheitsrisiken zu bewerten und personalisierte Empfehlungen zu geben. Diese Systeme können beispielsweise bei der Früherkennung von Herz-Kreislauf-Erkrankungen oder der Überwachung von chronischen Krankheiten wie Diabetes eingesetzt werden. Neue systematische Übersichtsarbeiten zeigen, dass tragbare Technologien potenziell als objektive Werkzeuge zur Beurteilung ergonomischer Risiken im klinischen Alltag eingesetzt werden können. Durch ihre Fähigkeit zur kontinuierlichen Überwachung lassen sich kritische Belastungsfaktoren wie Körperhaltung und Muskelbeanspruchung effektiv analysieren (Sabino et al. 2024).

Wearables haben das Potenzial, physische Belastungen zu minimieren, indem sie kontinuierlich Daten zur Körperhaltung, Bewegung und Muskelbeanspruchung erfassen. Insbesondere tragbare Assistenzsysteme können genutzt werden, um körperliche Überlastungen zu verhindern und langfristige Gesundheitsschäden zu minimieren. Zusätzlich zu diesen Anwendungen wurde festgestellt, dass Wearables in verschiedenen Einsatzbereichen gleichzeitig genutzt werden können, etwa zur Gesundheitsüberwachung und zur Verbesserung der Arbeitsleistung. Diese Mehrzweckanwendungen werden als entscheidender Faktor für die langfristige Akzeptanz von Wearables angesehen, da sie eine höhere Flexibilität und Nutzenversprechen bieten (Khakurel et al. 2017, S. 289).

RPMS nutzen oft integrierte Sensoren, die Vitalparameter erfassen und drahtlos an medizinische Fachkräfte übermitteln. Neben der Vitalüberwachung ermöglichen einige Systeme sogar die direkte Kommunikation mit Notfalldiensten, wodurch die Zeit bis zur medizinischen Intervention verkürzt wird (Boikanyo et al. 2023, S. 3).

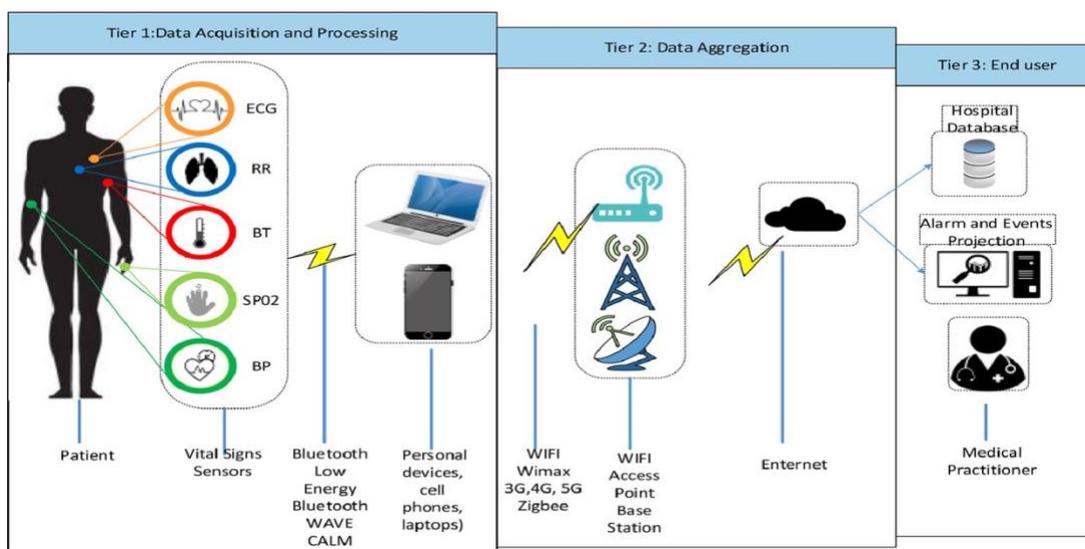


Abbildung 1 zeigt den dreistufigen Prozess der Datenerfassung im Gesundheitswesen (Boikanyo, 2023, S. 2).

Darüber hinaus werden innovative Versorgungslösungen häufig in Kombination mit sektorübergreifenden Maßnahmen entwickelt. Beispiele dafür sind Kooperationen zwischen Krankenhäusern und ambulanten Einrichtungen oder die Nutzung von mobilen

Gesundheitseinheiten, die flexible, ortsunabhängige Diagnosen und Behandlungen ermöglichen. Solche Modelle sollen langfristig dazu beitragen, strukturelle Versorgungslücken zu schließen (Auschra et al. 2018, S. 5).

Die Studien zeigen, dass tragbare Sensoren erhebliche Vorteile gegenüber herkömmlichen Fragebögen und Beobachtungsmethoden bieten, da sie detaillierte Daten über Haltungsänderungen, Muskelaktivität und Bewegungserkennung in Echtzeit liefern können. Insbesondere in der Chirurgie und Pflege wurden Wearables eingesetzt, um potenziell riskante Haltungen und Bewegungen zu identifizieren, die zur Entwicklung arbeitsbedingter muskuloskelettaler Störungen führen könnten (Sabino et al. 2024).

Die moderne KI basiert auf einer Kombination verschiedener Technologien, wobei diese drei Komponenten eine zentrale Rolle spielen:

Maschinelles Lernen ist eine Unterkategorie der KI, bei der Algorithmen auf Basis großer Datensätze trainiert werden, um Muster zu erkennen und Vorhersagen zu treffen (Taulli 2022, S. 45).

Deep Learning nutzt künstliche neuronale Netze, die aus mehreren Schichten bestehen und es der Maschine ermöglichen, komplexe Muster und Abhängigkeiten zu erkennen. Besonders erfolgreich ist diese Technologie in Anwendungen der Bild- und Sprachverarbeitung (Taulli 2022, S. 81; Pfannstiel 2024, S. 113).

Robotic Process Automation (RPA) ermöglicht die Automatisierung wiederholbarer, regelbasierter Prozesse in Unternehmen. Diese Technologie wird häufig in Kombination mit KI eingesetzt, um Entscheidungsprozesse zu optimieren (Thumm, D. & Pfannstiel, M. A. 2024, S. 301).

2.3 Bedeutung der Daten in KI-Projekten

Daten stellen das Herzstück der KI dar. Ohne qualitativ hochwertige Daten könnten selbst die fortschrittlichsten Algorithmen keine präzisen Ergebnisse liefern. Die Herausforderungen bestehen häufig in der Datenaufbereitung, der Vermeidung von Verzerrungen und der Sicherstellung ethischer Datenpraktiken (Taulli 2022, S. 21-25).

Moderne KI-Systeme verarbeiten riesige Datenmengen (Big Data), die in Bezug auf Volumen, Vielfalt und Geschwindigkeit charakterisiert werden. Diese Datenmengen ermöglichen tiefere Einblicke und präzisere Entscheidungen, können jedoch auch erhebliche Herausforderungen im Hinblick auf Datenqualität und Datenschutz darstellen (Duwe et al. 2024, S. 26).

Die Vorverarbeitung von Daten umfasst Schritte wie das Bereinigen, Filtern und Transformieren von Daten, um sie für das Training von KI-Modellen geeignet zu machen (Taulli 2022, S. 36).

2.4 Anwendungsbereiche der KI im Gesundheitswesen und bisherige Arbeiten zu spezifischen Gesundheitstechnologien

Die KI hat sich zu einem wichtigen Bestandteil der Gesundheitsversorgung entwickelt und wird in Bereichen wie der Diagnostik, der personalisierten Medizin und der Medikamentenentwicklung eingesetzt (Pfannstiel 2022, S. 22). Insbesondere der Einsatz von

Deep Learning bei der Analyse medizinischer Bilder hat die Effizienz und Genauigkeit in der Radiologie erheblich verbessert (Wolf, Hennrich & Buck 2024, S. 663).

Darüber hinaus ermöglichen KI-gestützte Wearables und Apps Patient:innen, ihre Gesundheitsdaten zu überwachen und personalisierte Empfehlungen zu erhalten, wodurch präventive Maßnahmen gefördert werden (Rasche, Reinecke & Margaria 2022, S. 35; Thumm & Pfannstiel 2024, S. 301).

Gleichzeitig stellt der Einsatz von Technologien im Gesundheitswesen Gesundheitsdienstleistungen vor Herausforderungen, darunter ethische und regulatorische Fragestellungen sowie die Integration neuer Technologien in bestehende Arbeitsabläufe (Duwe et al. 2024, S. 699).

Klinische Entscheidungsunterstützungssysteme (KEUS) gewinnen in einer zunehmend digitalisierten Gesundheitsversorgung stark an Bedeutung. Sie unterstützen medizinisches Fachpersonal bei der Entscheidungsfindung, indem sie patientenbezogene Daten mit medizinischem Wissen verknüpfen und daraus relevante Informationen zur richtigen Zeit bereitstellen. Dabei dienen sie nicht nur der Effizienzsteigerung, sondern tragen auch maßgeblich zur Erhöhung der Patient:innensicherheit bei – insbesondere durch die Reduktion menschlicher Fehler in komplexen Entscheidungssituationen.

Joachim Steinwendner (2020) unterscheidet drei Entwicklungsstufen von KEUS, die sich an der Quelle des Wissens orientieren:

- Stufe 0 („Wissen bei Expert:innen“) umfasst Systeme, die Daten visuell oder strukturiert präsentieren, ohne aktiv in die Entscheidungsfindung einzugreifen.
- Stufe 1 („Wissen im System“) beschreibt wissensbasierte Systeme, in denen Expert:innenwissen formalisiert wurde – etwa durch Regeln, Frames oder semantische Netze.
- Stufe 2 („Wissen in den Daten“) bezieht sich auf moderne, datengetriebene Systeme, die maschinelle Lernverfahren und Deep-Learning-Algorithmen nutzen. Sie basieren auf großen Datenmengen und verzichten auf eine explizite Wissensmodellierung.

Gerade die Stufe 2 eröffnet neue Potenziale im Bereich der künstlichen Intelligenz. Sie wird häufig im Kontext von Diagnosesystemen in bildgebenden Fächern wie Radiologie oder Dermatologie eingesetzt. So zeigt Steinwendner etwa, wie Deep-Learning-Modelle zur Bestimmung der Brustdichte in der Radiologie bereits klinisch angewendet werden. Ein Problem dieser Systeme bleibt jedoch ihre eingeschränkte Nachvollziehbarkeit („Black Box“), was insbesondere im klinischen Kontext zu Herausforderungen hinsichtlich Vertrauen und rechtlicher Verantwortung führt.

Zur Sicherstellung der Akzeptanz solcher Systeme betont Steinwendner die Bedeutung der sogenannten 5 Rights: Die richtige Information soll der richtigen Person über den richtigen Kanal, im richtigen Format und zum richtigen Zeitpunkt zur Verfügung gestellt werden. Diese Prinzipien bilden ein zentrales Qualitätsmerkmal effektiver KEUS und sind eng mit der Nutzer:innenorientierung und der Förderung von Vertrauen verbunden – zwei Schlüsselgrößen für die erfolgreiche Integration von KI im Gesundheitswesen.

Besondere Aufmerksamkeit verdienen auch die rechtlichen Aspekte von KEUS, insbesondere dann, wenn sie auf KI basieren. Der Beitrag weist darauf hin, dass viele dieser Systeme gemäß

europäischem Medizinprodukterecht klassifiziert und zertifiziert werden müssen – was durch die Blackbox-Problematik und den Mangel an konkreten Regularien für KI-Anwendungen erschwert wird. Für die Zukunft sei daher eine Weiterentwicklung der Auditing- und Zertifizierungsverfahren essenziell.

Insgesamt liefert Steinwendners Beitrag eine fundierte, systematische Betrachtung von klinischen Entscheidungsunterstützungssystemen im digitalen Zeitalter. Er verdeutlicht, wie sich mit Hilfe von KI neue Möglichkeiten zur individualisierten Versorgung eröffnen – gleichzeitig aber neue Anforderungen an Transparenz, Nachvollziehbarkeit und Regulierung entstehen (Steinwendner 2020, S.683-697).

3. Millennials und Gen Z: Soziodemografisches Profil und Technologiewahrnehmung

3.1 Millennials und Gen Z: Generationen im digitalen Zeitalter

Die Millennials (Generation Y), geboren zwischen 1981 und 1996, und die Generation Z, geboren zwischen 1997 und 2012, sind die beiden Generationen, die am stärksten durch den digitalen Wandel geprägt wurden. Die Millennials erlebten den Übergang zur digitalen Gesellschaft aktiv mit, während die Gen Z vollständig in diesem digitalen Umfeld aufgewachsen ist und daher als „Digital Natives“ gilt (Freisleben et al. 2025, S. 329). Diese soziodemografischen Unterschiede spiegeln sich in ihren technologischen Präferenzen, Werten und Erwartungen wider.

Generation Y zeichnet sich durch ihre technologische Anpassungsfähigkeit aus, da sie sowohl analoge als auch digitale Technologien erleben durfte. Sie waren die ersten, die soziale Medien intensiv nutzten und damit eine neue Art der sozialen Interaktion einleiteten (Freisleben et al. 2025, S. 330). Die Gen Z hingegen betrachtet digitale Technologien als selbstverständlichen Teil des täglichen Lebens und erwartet daher eine hohe Benutzerfreundlichkeit und ständige Verfügbarkeit technologischer Lösungen (OECD 2020, S. 40).

3.2 Technologische Erwartungen und Werte

Millennials und die Generation Z zeichnen sich durch eine hohe technologische Affinität aus, die maßgeblich ihr tägliches Leben prägt. Sie sind in der digitalen Ära aufgewachsen und nutzen innovative Technologien nicht nur zur Unterhaltung, sondern auch zur Informationsbeschaffung und Gesundheitsüberwachung. Durch ihre starke Vertrautheit mit digitalen Geräten und Plattformen stellen sie eine wichtige Zielgruppe für die Implementierung neuer Technologien im Gesundheitswesen dar.

Des Weiteren legen sie großen Wert darauf, dass digitale Technologien ihre persönlichen und gesellschaftlichen Werte widerspiegeln. Ein zentraler Punkt ist hierbei die Erwartung an soziale Verantwortung und Nachhaltigkeit. Beide Generationen achten zunehmend darauf, dass Technologieunternehmen ethisch handeln und positive Beiträge zur Gesellschaft leisten (Freisleben et al. 2025, S. 330). Besonders die Gen Z fordert von Unternehmen eine aktive Haltung zu Themen wie Klimaschutz, Diversität und Menschenrechten (Freisleben et al. 2025, S. 331).

Die wirtschaftlichen Entwicklungen und technologischen Innovationen im Bereich der künstlichen Intelligenz (KI) verstärken diese Erwartungen zusätzlich. Da KI als Universaltechnologie betrachtet wird, die die Entscheidungsfindung revolutionieren kann, sehen Millennials und Gen Z in KI-Lösungen sowohl Chancen zur Verbesserung der Lebensqualität als auch Risiken durch mögliche ethische Herausforderungen (OECD 2020, S. 39).

Ein weiterer wichtiger Aspekt ist der Datenschutz. Während Millennials im Umgang mit ihren persönlichen Daten bereits sensibilisiert sind, zeigt die Gen Z ein ambivalentes Verhalten. Sie ist zwar reflektiert und informiert über die Risiken der Datennutzung, ist jedoch oft nicht bereit, ihr Verhalten entsprechend anzupassen (Freisleben et al. 2025, S. 333).

Die Gen Z wird besonders durch KI-basierte personalisierte Inhalte auf sozialen Plattformen beeinflusst. Sie erwarten dabei, dass diese Algorithmen ihre Präferenzen erkennen, ohne jedoch den vollständigen Zugriff auf ihre Daten offenzulegen (OECD 2020, S. 55).

Insbesondere durch die intensive Nutzung sozialer Medien und KI-basierter Plattformen wird die Datenschutzdebatte innerhalb der Gen Z häufig diskutiert, wobei die Generation zwischen Bequemlichkeit und Sicherheitsbewusstsein schwankt (OECD 2020, S. 41).

Diese Diskrepanz stellt eine Herausforderung für Technologieanbieter:innen dar, die sicherstellen müssen, dass ihre Dienste datenschutzkonform und gleichzeitig bedienfreundlich sind.

3.3 Einfluss sozialer Medien auf die Technologiewahrnehmung

Soziale Medien spielen für beide Generationen eine zentrale Rolle, wobei die Gen Z diese Plattformen intensiver nutzt. Rund zwei Drittel der Gen Z nutzen täglich soziale Medien als Hauptquelle für Nachrichten und Informationen, wobei Plattformen wie YouTube, Instagram und TikTok dominieren. Während soziale Medien den Zugang zu Informationen erleichtern, birgt dies auch Risiken wie Desinformation, Filterblasen und eine verzerrte Wahrnehmung der Realität (Freisleben et al. 2025, S. 333-334).

Die Algorithmen hinter diesen Plattformen beeinflussen dabei stark die Wahrnehmung und das Vertrauen in Technologien. Studien zeigen, dass der kontinuierliche Konsum algorithmisch generierter Inhalte die Wahrnehmung von Technologie entweder positiv verstärken oder durch Filterblasen und Desinformation negativ beeinflussen kann (OECD 2020, S. 56).

Diese Plattformen haben nicht nur die Art und Weise verändert, wie die Gen Z mit Informationen umgeht, sondern auch, wie sie Produkte und Dienstleistungen wahrnimmt. KI-gestützte Empfehlungsalgorithmen beeinflussen die Kaufentscheidungen und verstärken sowohl die Informationsflut als auch die Bedeutung der Personalisierung digitaler Angebote (OECD 2020, S. 44).

Die ständige Präsenz digitaler Medien hat ebenfalls Auswirkungen auf das psychische Wohlbefinden beider Generationen. Besonders die Gen Z ist von einem hohen Stresslevel geprägt, das unter anderem durch die übermäßige Nutzung sozialer Medien und die dadurch entstandenen unrealistischen Schönheitsideale verstärkt wird (Freisleben et al. 2025, S. 331).

Die Millennials und die Generation Z schätzen Technologien vor allem wegen ihrer Bequemlichkeit, dem potenziellen Zeitgewinn und der einfachen Zugänglichkeit zu Gesundheitsinformationen. Die Möglichkeit, Gesundheitsparameter wie Herzfrequenz, Blutdruck und Schlafqualität über tragbare Geräte kontinuierlich zu überwachen, trifft auf breite Akzeptanz, was die Bereitschaft zur Nutzung digitaler Gesundheitsdienste erhöht.

Technologien wie das Internet der Dinge (IoT) und das Internet of Medical Things (IoMT) bieten neue Ansätze zur Vernetzung und Überwachung der Gesundheit. Die Einbindung tragbarer medizinischer Sensoren und KI-basierter Anwendungen ermöglicht eine Echtzeitüberwachung und personalisierte Patientenbetreuung, die insbesondere von technikaffinen Generationen positiv wahrgenommen wird (Alshehri & Muhammad 2021, S. 3660-3662).

Wearables und vernetzte Lösungen werden zunehmend genutzt, um die Gesundheit, Produktivität und Sicherheit am Arbeitsplatz zu verbessern. Die Millennials und Gen Z profitieren besonders von tragbaren Geräten, die in Echtzeit physiologische Daten sammeln

und darauf basierend Gesundheits- und Sicherheitswarnungen ausgeben. Dies erhöht die Akzeptanz solcher Technologien bei dieser Zielgruppe, da sie damit die Kontrolle über ihre Gesundheit verbessern können (Patel et al. 2021, S. 3).

Darüber hinaus werden vernetzte Technologien wie intelligente Wearables nicht nur für medizinische Überwachung, sondern auch zur Unterstützung präventiver Gesundheitsmaßnahmen eingesetzt. Beispielsweise können Sensoren Belastungen durch schlechte Körperhaltungen oder Bewegungsmuster erkennen und in Echtzeit Korrekturvorschläge geben, was das Wohlbefinden am Arbeitsplatz steigert (Patel et al. 2021, S. 4).

Ein weiterer Faktor ist die Integration der Geräte in den Alltag. Wenn tragbare Technologien intuitive Bedienbarkeit und nahtlose Interoperabilität aufweisen, wird die Akzeptanz erhöht, da Benutzer:innen keinen zusätzlichen Aufwand betreiben müssen, um die Vorteile der Geräte zu nutzen (Patel et al. 2021, S. 8).

3.4 Herausforderungen und Chancen der Digitalisierung

Für Millennials und Gen Z bietet die Digitalisierung vielfältige Chancen, gleichzeitig birgt sie jedoch Herausforderungen. Die Gen Z sieht KI-Technologien vor allem als Möglichkeit zur Vereinfachung ihres Alltags und zur Optimierung persönlicher Entscheidungen. Anwendungen wie Sprachassistent:innen, personalisierte Empfehlungssysteme und KI-gestützte Gesundheits-Apps gehören zu den bevorzugten KI-Nutzungen dieser Generation (OECD 2020, S. 57).

Durch ihre hohe Akzeptanz neuer Technologien können Millennials und die Generation Z einen entscheidenden Beitrag zur Transformation der Gesundheitsversorgung leisten. Intelligente Gesundheitslösungen, die auf IoT und KI basieren, können die Prävention und Behandlung chronischer Erkrankungen revolutionieren und einen breiten Zugang zur Gesundheitsversorgung gewährleisten (Alshehri & Muhammad 2021, S. 3665).

Besonders KI-Technologien könnten durch sinkende Vorhersagekosten Unsicherheiten in verschiedenen Lebensbereichen reduzieren und bessere Entscheidungsgrundlagen bieten (OECD 2020, S. 41).

Gleichzeitig sind beide Generationen gegenüber neuen Technologien kritisch und erwarten transparente Informationen über deren Nutzen und potenzielle Risiken (OECD 2020, S. 94). Insbesondere im Hinblick auf KI-basierte Anwendungen fordern sie, dass diese nachvollziehbar und fair gestaltet sind, um Vorurteile und Diskriminierung zu vermeiden (OECD 2020, S. 96).

Millennials und Gen Z sind nicht nur technikaffin, sondern auch besonders sensibel gegenüber sozialer Ungleichheit und Diskriminierung. Laut Bartig et al. (2021) ist Diskriminierung im Gesundheitswesen oft subtil und nicht immer offensichtlich, was es für junge Menschen schwierig macht, sie zu erkennen und dagegen vorzugehen. Diese Generationen erleben Diskriminierung in verschiedenen Formen, darunter aufgrund ethnischer Herkunft, Geschlecht, sexueller Identität oder sozialem Status (Bartig et al. 2021, S. 18).

Besonders relevant ist der Einfluss von strukturellen Diskriminierungsmechanismen. Institutionelle Diskriminierung tritt auf, wenn standardisierte Abläufe, bürokratische Prozesse oder organisatorische Regelungen bestimmte Gruppen systematisch benachteiligen. Jüngere

Patient:innen aus marginalisierten Gruppen berichten häufig über unzureichende ärztliche Aufklärung, längere Wartezeiten und die Verweigerung bestimmter Leistungen (Bartig et al. 2021, S. 26).

Die Sicherstellung der Datenintegrität und der Schutz vor Cyberangriffen sind demnach zentrale Anforderungen, um eine langfristige Akzeptanz zu gewährleisten. Die Forschung zeigt, dass innovative Lösungen wie Verschlüsselungstechnologien und datenbasierte Zugriffsmodelle entwickelt werden müssen, um das Vertrauen der Nutzer:innen zu stärken (Alshehri & Muhammad 2021, S. 3672).

Eine besondere Herausforderung, die sowohl Millennials als auch Gen Z betreffen kann, sind Kommunikations- und Sprachbarrieren im Gesundheitswesen. Bartig et al. (2021) zeigen, dass fehlende mehrsprachige Informationen und der unzureichende Einsatz professioneller Dolmetscher:innen dazu führen, dass viele Patient:innen bestimmte Behandlungen nicht oder verspätet in Anspruch nehmen. Diese Barrieren verstärken gesundheitliche Ungleichheiten und können langfristige negative Folgen auf die Gesundheit der Betroffenen haben.

Die Forschung schlägt vor, gezielte Programme zur Sensibilisierung von medizinischem Personal und die Implementierung diversitätssensibler Versorgungsangebote einzuführen. Bartig et al. (2021) betonen, dass insbesondere digitale Technologien, wie KI-gestützte Übersetzungsdienste oder Telemedizinplattformen, genutzt werden könnten, um Barrieren abzubauen und diskriminierungsfreie Zugänge zur Gesundheitsversorgung zu gewährleisten (Bartig et al. 2021, S. 46-50).

4. Akzeptanzmodelle und Vertrauenstheorien in der Technologieakzeptanz

4.1 Einführung in Akzeptanzmodelle

Die Akzeptanz neuer Technologien hängt stark von den individuellen Wahrnehmungen der Nutzer:innen und der gesellschaftlichen Einbettung der Technologie ab. Verschiedene Theorien und Modelle helfen dabei, die Akzeptanzfaktoren zu erklären. Zu den bekanntesten gehören das Technology Acceptance Model (TAM), das Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT) sowie das Diffusionsmodell nach Rogers. Das TAM-Modell betont insbesondere die Rolle der „wahrgenommenen Nützlichkeit“ und „wahrgenommenen Benutzer:innenfreundlichkeit“ als Schlüsselfaktoren der Technologieakzeptanz (Hannawa & Jonitz 2017, S. 45).

Beide Aspekte bestimmen, ob Nutzer:innen einer Technologie langfristig vertrauen und sie regelmäßig verwenden.

Ein entscheidender Faktor zur Förderung der Technologieakzeptanz ist die Gewährleistung der Datenqualität. Hochwertige und vertrauenswürdige Daten schaffen die Grundlage dafür, dass Nutzer:innen einer Technologie positive Ergebnisse erwarten und sich auf deren Zuverlässigkeit verlassen können (Guse et al. 2022, S. 1530).

Das UTAUT-Modell erweitert diese Betrachtung um soziale Einflüsse und die Wahrnehmung der unterstützenden Bedingungen, die für die Implementierung neuer Technologien relevant sind. Eine klare und nachvollziehbare Kommunikation der technologischen Vorteile ist ein Schlüsselfaktor, um Unsicherheiten bei Nutzer:innen zu verringern und die Akzeptanz zu fördern (Küster & Schultz 2023, S. 178).

Zudem zeigt sich, dass eine effektive Kommunikation, die Unsicherheiten reduziert, eine Schlüsselrolle in der Förderung der Technologieakzeptanz spielt. Hierbei spielt das Vertrauen in Organisationen, welche die Technologie bereitstellen, eine zentrale Rolle (Hannawa & Jonitz 2017, S. 47).

4.2 Vertrauen als zentraler Faktor der Technologieakzeptanz

Eric Topol beschreibt in seinem Buch Deep Medicine die Chancen und Herausforderungen der Künstlichen Intelligenz (KI) im Gesundheitswesen. Er betont, dass KI nicht als Ersatz für Ärzt:innen, sondern als Unterstützung zur Verbesserung der Patient:innenversorgung betrachtet werden sollte. Ein zentraler Aspekt für die Akzeptanz von KI-Technologien ist das Vertrauen der Patient:innen und des medizinischen Fachpersonals. Topol argumentiert, dass dieses Vertrauen nur dann gestärkt werden kann, wenn KI-Systeme transparent, erklärbar und ethisch verantwortungsvoll eingesetzt werden (Topol, 2019).

Ein wichtiger Punkt ist, dass Patient:innen oft das Gefühl haben, in modernen medizinischen Systemen "entmenschlicht" zu werden. KI kann paradoxerweise dazu beitragen, die Menschlichkeit in der Medizin wiederherzustellen, indem sie Ärzt:innen von administrativen und repetitiven Aufgaben entlastet und ihnen mehr Zeit für ihre Patient:innen gibt (Topol, 2019, S. 56). Durch den gezielten Einsatz von KI kann der ärztlicher Kontakt mit Patient:innen wieder

persönlicher werden, da Ärzt:innen nicht mehr von Bürokratie und Diagnosetools überfordert werden.

Die bisherigen Arbeiten im Bereich der Technologieakzeptanz konzentrieren sich auf die Anwendung etablierter Akzeptanzmodelle wie des Technology Acceptance Models (TAM) und der Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT). Viele Studien bestätigen, dass die wahrgenommene Benutzer:innenfreundlichkeit und der erwartete Nutzen entscheidende Faktoren für die Akzeptanz von Gesundheitstechnologien sind (Freisleben et al. 2025).

Wearables haben sich als Schlüsseltechnologien in verschiedenen Arbeitsumgebungen etabliert, wobei ihre Akzeptanz stark von der wahrgenommenen Benutzer:innenfreundlichkeit und den potenziellen Vorteilen abhängt. Studien zeigen, dass Wearables nicht nur zur Verbesserung der Effizienz und Sicherheit am Arbeitsplatz beitragen, sondern auch zur Überwachung des physischen und psychischen Wohlbefindens der Mitarbeiter:innen eingesetzt werden können (Khakurel et al. 2017, S. 288).

KI-Technologien revolutionieren die Medizin insbesondere in Bereichen wie Radiologie, Kardiologie, Dermatologie und der personalisierten Medizin. Er hebt hervor, dass KI besonders in der Bildgebung und Diagnostik enorme Fortschritte erzielt. Beispielsweise können KI-gestützte Radiologiesysteme Tumore auf CT-Scans mit einer Genauigkeit von bis zu 94 % erkennen, was in manchen Fällen besser ist als menschliche Radiologen (Topol, 2019, S. 112).

Ein weiteres Beispiel ist die Verwendung von Wearables und mobilen Gesundheitstechnologien, die durch KI-Analysen präzisere Einblicke in die Vitalwerte der Patient:innen geben. Geräte wie die Apple Watch oder Fitbit ermöglichen eine kontinuierliche Überwachung der Herzfrequenz und können Vorhofflimmern frühzeitig erkennen. Solche Entwicklungen tragen dazu bei, die Patientenautonomie zu stärken und präventive Maßnahmen zu erleichtern (Topol, 2019, S. 134).

Ein wachsendes Forschungsinteresse zeigt sich in der Nutzung von Remote Patient Monitoring Systems (RPMS), die den Zugang zur Gesundheitsversorgung insbesondere für ältere Patient:innen, Patient:innen mit chronischen Erkrankungen oder postoperativen Behandlungen erleichtern. Die Möglichkeit der kontinuierlichen, drahtlosen Überwachung physiologischer Parameter wie Herzfrequenz, Blutdruck und Sauerstoffsättigung erhöht die Qualität der medizinischen Versorgung und entlastet gleichzeitig die Gesundheitseinrichtungen (Boikanyo et al. 2023, S. 1).

Laut Megawati et al. (2024) spielen auch psychologische Faktoren eine wichtige Rolle in der Telemedizin-Akzeptanz. Die Bereitschaft zur digitalen Transformation, beeinflusst durch Einstellungen, soziale Normen und Selbstkontrolle, beeinflusst das Verhalten der Millennials und Gen Z stark. Diese Faktoren sind essenziell, um die langfristige Akzeptanz digitaler Gesundheitslösungen sicherzustellen.

Die Implementierung neuer Technologien hängt jedoch auch von lokalen Gegebenheiten ab. Studien zeigen, dass Modelle der regionalen Gesundheitsversorgung, die eng mit lokalen Akteuren wie Kommunen und Kassenärztlichen Vereinigungen zusammenarbeiten, höhere Akzeptanzraten verzeichnen. Besonders in ländlichen Regionen spielt die Akzeptanz innovativer Versorgungskonzepte eine entscheidende Rolle bei der erfolgreichen Implementierung (Auschra et al. 2018, S. 3).

Neue systematische Übersichtsarbeiten zeigen, dass tragbare Technologien potenziell als objektive Werkzeuge zur Beurteilung ergonomischer Risiken im klinischen Alltag eingesetzt werden können. Durch ihre Fähigkeit zur kontinuierlichen Überwachung lassen sich kritische Belastungsfaktoren wie Körperhaltung und Muskelbeanspruchung effektiv analysieren (Sabino et al. 2024).

Vertrauen ist ein wesentlicher Bestandteil jeder Form der Technologieakzeptanz, insbesondere im Bereich der Gesundheitstechnologien, bei denen die Risiken hoch und die Konsequenzen weitreichend sein können. Vertrauen umfasst dabei verschiedene Dimensionen, darunter das Vertrauen in die technische Zuverlässigkeit, das Vertrauen in die datenschutzrechtliche Sicherheit und das Vertrauen in die Absichten der Anbieter.

Im Gesundheitswesen wird Vertrauen durch die Implementierung transparenter Datenmarktplätze gefördert, bei denen Nutzer:innen klar nachvollziehen können, wie und zu welchem Zweck ihre Daten verwendet werden (Guse et al. 2022, S. 1532).

Insbesondere im Gesundheitssektor hängt Vertrauen stark von der Fähigkeit ab, ethische Prinzipien wie Transparenz, Datensicherheit und Fairness konsequent umzusetzen (Küster & Schultz 2023, S. 180).

In der klinischen Praxis zeigt sich, dass mangelnde Rechtzeitigkeit und fehlerhafte Zeiteinteilung wesentliche Ursachen für fehlendes Vertrauen in technische Lösungen darstellen können (Hannawa & Jonitz 2017, S. 35).

Besonders im Gesundheitswesen ist die Fähigkeit zur „erfolgreichen zwischenmenschlichen Verständnisfindung“ ein entscheidender Faktor, der das Vertrauen in die korrekte Nutzung und Sicherheit von Technologien stärkt (Hannawa & Jonitz 2017, S. 18).

Die Fähigkeit zur „erfolgreichen zwischenmenschlichen Verständnisfindung“ ist ein entscheidender Faktor, der das Vertrauen in die korrekte Nutzung und Sicherheit von Technologien stärkt besonders im Gesundheitswesen (Hannawa & Jonitz 2017, S. 18).

In der Patient:innensicherheit, einem Bereich, in dem KI und digitale Technologien zunehmend eine Rolle spielen, ist das Vertrauen in die technische Kompetenz und ethische Verantwortung der Anbieter:innen entscheidend (Hannawa & Jonitz 2017, S. 48).

4.3 Psychologische Ansätze zur Vertrauensbildung

Die Vertrauensbildung in neue Technologien basiert auf psychologischen Prozessen, die sowohl kognitive als auch affektive Elemente umfassen.

Das Vertrauen in KI-Technologien hängt oft mit der Fähigkeit der Systeme zusammen, verständliche Ergebnisse zu liefern, die leicht überprüft und validiert werden können. Wichtig ist zudem die Förderung von positiven Erfahrungen während der Nutzung. Wenn Nutzer:innen kontinuierlich auf Ergebnisse zugreifen können, die ihren Erwartungen entsprechen, steigt die Bereitschaft, der Technologie langfristig zu vertrauen (Guse et al. 2022, S. 1535).

Zwischenmenschliche Kommunikation spielt eine zentrale Rolle bei der Förderung von Vertrauen, insbesondere im Kontext der Gesundheitsversorgung. Es ist notwendig, dass eine erfolgreiche gemeinsame Verständnisfindung, die auf kontinuierliche Kommunikation zwischen den Beteiligten setzt, dazu beiträgt, Missverständnisse zu minimieren und Vertrauen aufzubauen. Ein unzureichender Informationsaustausch und Kommunikationsfehler können

dagegen das Vertrauen in technische Systeme und ihre Anbieter erheblich beeinträchtigen (Hannawa & Jonitz 2017, S. 45).

Besonders problematisch ist der sogenannte "Common-Ground-Trugschluss", bei dem fälschlicherweise davon ausgegangen wird, dass alle Beteiligten dasselbe Verständnis einer Situation haben. In technologiebasierten Interaktionen, wie etwa der Nutzung von KI-basierten Diagnosesystemen, kann dies fatale Folgen haben, wenn die Nutzer:innen unterschiedliche Interpretationen der bereitgestellten Informationen entwickeln und keine ausreichende Kommunikation zur Klärung stattfindet (Hannawa & Jonitz 2017, S. 46).

Eine wichtige Voraussetzung für den Aufbau von Vertrauen in KI-Technologien ist eine klare und transparente Kommunikation. Hannawa & Jonitz (2017) betonen, dass dies nicht nur für menschliche Interaktionen, sondern auch für Mensch-Technik-Interaktionen gilt. Die Fähigkeit, durch geeignete Kommunikationsstrategien Common Ground zu schaffen, reduziert potenzielle Fehlinterpretationen und stärkt die Bereitschaft der Nutzer:innen, der Technologie zu vertrauen (Hannawa & Jonitz 2017, S. 48).

Ein weiterer Aspekt für das Vertrauen in KI-Technologien hängt oft mit der Fähigkeit der Systeme zusammen, verständliche Ergebnisse zu liefern, die leicht überprüft und validiert werden können. Wichtig ist zudem die Förderung von positiven Erfahrungen während der Nutzung. Wenn Nutzer:innen kontinuierlich auf Ergebnisse zugreifen können, die ihren Erwartungen entsprechen, steigt die Bereitschaft, der Technologie langfristig zu vertrauen (Guse et al. 2022, S. 1535).

Um Vertrauen aufzubauen, müssen technische Systeme kontinuierlich positive Nutzererfahrungen bieten und Rückmeldungen über deren Wirksamkeit geben. Ein wichtiger Aspekt der Vertrauensbildung ist dabei die Fähigkeit der Technologie, individualisierte Empfehlungen und maßgeschneiderte Interaktionen zu bieten, um den spezifischen Bedürfnissen der Nutzer:innen gerecht zu werden. Dies ist besonders wichtig in komplexen Bereichen wie der Gesundheitsversorgung (Küster & Schultz 2023, S.180 - 182).

Die Dauer der Interaktion, der Zeitpunkt sowie die klare Kommunikation der Erwartungen und Ziele tragen dazu bei, ob Nutzer:innen langfristig Vertrauen in eine Technologie entwickeln.

Studien zeigen, dass User:innen eher bereit sind, neue Technologien zu akzeptieren, wenn Kommunikationsbarrieren frühzeitig überwunden und positive Erfahrungen geschaffen werden. Ein zentraler Punkt hierbei ist die Schaffung einer Kommunikationskultur, die auf Transparenz und Fehlervermeidung abzielt (Hannawa & Jonitz 2017, S. 36 - 38).

Kommunikationsfehler oder Missverständnisse bei der Einführung neuer Technologien können das Vertrauen beeinträchtigen, was wiederum die Akzeptanz behindert. Deshalb ist die gezielte Förderung der kommunikativen Kompetenz essenziell, um langfristig Vertrauen zu schaffen (Hannawa & Jonitz 2017, S. 21).

Wichtige Elemente erfolgreicher Vertrauensbildung sind die Klarheit und Konsistenz der Botschaften sowie die Fähigkeit der Anbieter:innen, auf Feedback der Nutzer einzugehen und offene Fragen zu adressieren. In der Praxis führt dies zu einer positiven Wahrnehmung der Technologie und erhöht die Bereitschaft zur Nutzung (Hannawa & Jonitz 2017, S. 22). Nach Hannawa und Jonitz (2017, S. 49) entsteht Vertrauen durch Erfahrungen mit einer Technologie, positive Rückmeldungen aus der Umgebung und transparente Kommunikationsstrategien der Anbieter:innen. Anwendende sind eher bereit, Technologien zu

akzeptieren, wenn die Anbieter:innen klar kommunizieren, wie Daten verwendet werden und welche Sicherheitsmechanismen implementiert sind.

Das „Schweizer-Käse-Modell“ nach Reason (1990) illustriert zudem, wie potenzielle Fehlerketten durchbrochen werden können, um Vertrauen zu schaffen. Sicherheitsmaßnahmen und Fehlermanagementsysteme, die transparent kommuniziert werden, sind Schlüsselfaktoren für die Vertrauensbildung, insbesondere im sensiblen Bereich der Gesundheitsversorgung (Hannawa & Jonitz 2017, S. 51).

4.4 Faktoren der Technologieakzeptanz in der Gesundheitsversorgung

In der Gesundheitsversorgung ergeben sich spezifische Anforderungen an die Akzeptanz neuer Technologien. Patient:innen und medizinisches Personal bewerten Technologien nicht nur nach ihrer Funktionalität, sondern auch nach ethischen und sozialen Kriterien.

Es wird unterstrichen, dass eine insuffiziente Kommunikation zwischen den Beteiligten zu Sicherheitsrisiken führen kann. Dies gilt insbesondere, wenn Patient:innen und medizinisches Personal nicht ausreichend über den Einsatz der Technologie und deren Funktionsweise informiert sind. Fehlkommunikation kann dabei nicht nur das Vertrauen beeinträchtigen, sondern auch die Akzeptanz der gesamten Technologie verhindern (Hannawa & Jonitz 2017, S. 50).

Eine suffiziente Kommunikation, die sowohl die Informationsmenge als auch die Qualität der Übermittlung berücksichtigt, ist daher essenziell. Besonders wichtig ist es, sicherzustellen, dass komplexe technische Inhalte verständlich aufbereitet und an die individuellen Bedürfnisse der Nutzer:innen angepasst werden (Hannawa & Jonitz 2017, S. 52).

Datenmarktplätze tragen dazu bei, die Verfügbarkeit von Daten zu verbessern und Verzerrungen zu minimieren, was insbesondere für Minderheitengruppen entscheidend ist (Guse et al. 2022, S. 1534).

Zu den zentralen Anforderungen gehören die Sicherstellung der Autonomie der Patient:innen, die Minimierung der Risiken durch algorithmische Verzerrungen (Biases) und die Förderung eines gerechten Zugangs zu den technologischen Lösungen (Küster & Schultz 2023, S. 177).

Die richtige Kommunikation der technologischen Vorteile, aber auch der potenziellen Risiken, ist hier entscheidend. Nur wenn Patient:innen und Fachkräfte umfassend informiert sind, können sie sich mit neuen Technologien sicher fühlen (Hannawa & Jonitz 2017, S. 29).

Patient:innenzentrierte Versorgung erfordert eine angepasste Kommunikation, bei der sowohl verbale als auch nonverbale Signale berücksichtigt werden. Die Integration von KI-basierten Technologien muss daher über den rein technischen Aspekt hinausgehen und die zwischenmenschliche Ebene umfassen (Hannawa & Jonitz 2017, S. 37).

Wichtige Faktoren der Akzeptanz sind laut Hannawa & Jonitz 2017, S. 53):

Datenschutz und Sicherheit: Die sichere Verarbeitung und Speicherung sensibler Gesundheitsdaten ist ein zentraler Aspekt.

Erklärbarkeit und Transparenz: Technologien, insbesondere solche mit KI, müssen erklärbar sein, damit Nutzer:innen die Entscheidungsprozesse nachvollziehen können.

Benutzer:innenfreundlichkeit: Die einfache Bedienbarkeit entscheidet darüber, ob die Technologie regelmäßig genutzt wird.

Unterstützung durch das Management: Die Unterstützung durch institutionelle Rahmenbedingungen beeinflusst die langfristige Nutzung der Technologie.

Ein weiterer Schlüsselfaktor ist die Einführung standardisierter Schnittstellen und Datenformate, die die Nutzung und den Austausch von Gesundheitsdaten erleichtern und so zur allgemeinen Akzeptanz beitragen (Guse et al. 2022, S. 1535).

Die Wahrnehmung von „Sicherheitsmechanismen“ spielt eine wichtige Rolle bei der Akzeptanz von Gesundheitstechnologien. Systeme, die über strukturierte Kommunikationswege ihre Sicherheit vermitteln können, führen tendenziell zu höherem Vertrauen und somit auch zu einer breiteren Nutzung.

Zusätzlich zeigt sich, dass medizinisches Fachpersonal häufig Schwierigkeiten hat, die Bedeutung von klinischen Daten korrekt einzuschätzen, wenn die technischen Systeme nicht angemessen integriert sind. Deshalb ist es entscheidend, dass Fachkräfte in die richtige Nutzung der Technologie geschult werden (Hannawa & Jonitz 2017, S. 39).

Im Bereich der Patient:innensicherheit betonen die Autor:innen, dass eine Kultur des Vertrauens aufgebaut werden muss, in der Fehler nicht zur Schuldzuweisung, sondern zur kontinuierlichen Verbesserung führen. Hierdurch kann eine langfristige Akzeptanz gefördert werden. (Hannawa & Jonitz 2017, S. 55)

4.5 Zukünftige Forschung und offene Fragestellungen

Trotz der bisherigen Erfolge gibt es noch zahlreiche Herausforderungen bei der großflächigen Implementierung innovativer Versorgungskonzepte. Expert:innen betonen, dass insbesondere eine evidenzbasierte Evaluation der bestehenden Modelle fehlt, die Aufschluss über deren langfristige Wirksamkeit geben könnte (Auschra et al. 2018, S. 7).

Zukünftige Forschungsarbeiten sollten daher verstärkt auf die Entwicklung standardisierter Bewertungskriterien abzielen, um aussagekräftige Ergebnisse zu erzielen.

Es gibt weiterhin Forschungslücken, die es zu schließen gilt. Laut Sabino et al. (2024) sind zusätzliche Studien erforderlich, um die langfristige Wirksamkeit von tragbaren Geräten im Gesundheitswesen zu untersuchen. Insbesondere der Einsatz von Wearables zur Unterstützung dynamischer Arbeitsabläufe und deren Akzeptanz durch die Benutzer:innen bedarf weiterer Forschung. Die zukünftige Forschung sollte sich auf die Entwicklung benutzer:innenfreundlicher und nicht-invasiver Lösungen konzentrieren, die effektiv in den klinischen Alltag integriert werden können.

Eine weitere Herausforderung ist jedoch die psychologische Bereitschaft zur Transformation, da sie direkt mit der Fähigkeit zur Anpassung an neue Technologien verbunden ist. Megawati et al. (2024) betonen, dass ein Mangel an technologischem Know-how und die Angst vor digitalen Neuerungen das Wachstum und die Akzeptanz der Telemedizin behindern könnten. Hier sind umfassende Bildungs- und Schulungsprogramme notwendig.

Trotz der bisherigen Fortschritte bestehen weiterhin Herausforderungen bei der großflächigen Implementierung von Telemedizin. Megawati et al. (2024) unterstreichen, dass insbesondere regulatorische Aspekte, wie Datenschutz und rechtliche Rahmenbedingungen, umfassend

untersucht werden müssen. Die psychologische Bereitschaft zur digitalen Transformation sowie technologische Akzeptanz sollten ebenfalls zentrale Forschungsschwerpunkte zukünftiger Studien sein.

Insbesondere die Standardisierung und Interoperabilität der Systeme sind noch nicht vollständig gelöst. Auch Fragen der Datensicherheit und des Datenschutzes sind zentrale Themen, die in zukünftigen Forschungsarbeiten adressiert werden müssen (Boikanyo et al. 2023, S. 7).

4.6 Bedeutung der Datensicherheit im Gesundheitswesen

Im Gesundheitswesen sind enorme Mengen sensibler Daten im Umlauf, von elektronischen Patient:innenakten bis hin zu klinischen Studiendaten. Datensicherheit ist von zentraler Bedeutung, um das Vertrauen der Patient:innen zu wahren und gesetzliche Anforderungen zu erfüllen. Gleichzeitig stellt der Schutz der Privatsphäre eine Herausforderung dar, insbesondere bei der Verwendung großer Datensätze in der Forschung und Entwicklung neuer Technologien.

Ein kritischer Punkt in Topols Werk ist der Umgang mit Gesundheitsdaten. Er warnt davor, dass KI-Systeme, die auf Big Data und maschinellem Lernen basieren, oft auf eine riesige Menge an sensiblen Patient:innendaten angewiesen sind. Dies wirft ethische und datenschutzrechtliche Fragen auf, insbesondere hinsichtlich der Sicherheit und der Nutzung dieser Daten durch Dritte (Topol, 2019, S. 178).

Topol fordert in seinem Buch eine stärkere Regulierung von KI-Technologien, um sicherzustellen, dass die Datenhoheit bei den Patient:innen bleibt. Er argumentiert, dass KI-Technologien nur dann breite Akzeptanz finden werden, wenn Patient:innen das Gefühl haben, dass ihre persönlichen Gesundheitsdaten geschützt und nicht für kommerzielle Zwecke missbraucht werden.

Traditionelle Ansätze zum Schutz der Privatsphäre, wie die Anonymisierung und das Einholen informierter Einwilligungen, sind in der heutigen Zeit oft unzureichend. Kum & Ahalt (2017) argumentieren, dass die schiere Menge an öffentlich verfügbaren Daten die Re-Identifikation von Individuen durch sogenannte Linkage-Angriffe möglich macht. Selbst anonymisierte Daten können durch die Verknüpfung mit anderen Quellen aufgedeckt werden, was den Schutz der Privatsphäre erheblich erschwert (Kum & Ahalt 2017, S. 126).

Ein weiteres Problem ist die unzureichende Berichterstattung über Datenpannen. Eine Studie des Ponemon-Instituts zeigt, dass viele Vorfälle von Sicherheitsverletzungen nicht gemeldet werden, obwohl sie gesetzlich vorgeschrieben sind. Diese Verstöße beruhen häufig auf menschlichen Fehlern, technischen Mängeln oder Hackerangriffen, was auf ein breiteres Problem der fehlenden Verantwortung in der Datenverarbeitung hinweist (Nguyen 2023, S. 26).

Ein weiterer zentraler Punkt ist, dass die Datenverarbeitung oft ohne Wissen der betroffenen Personen geschieht, was das Einholen einer echten informierten Zustimmung erschwert. Dies macht es notwendig, neue Paradigmen für die Datensicherheit zu entwickeln, die über einfache Anonymisierungsmaßnahmen hinausgehen (Kum & Ahalt 2017, S. 126).

Das Konzept „Privacy-by-Design“ wird als ganzheitlicher Ansatz zur Gewährleistung der Datensicherheit vorgeschlagen. Es integriert Datenschutzmechanismen direkt in die

Systemarchitektur und berücksichtigt technologische, rechtliche und organisatorische Aspekte. Kum & Ahalt (2017) stellen vier Datenzugriffsmodelle vor: eingeschränkter Zugang, kontrollierter Zugang, überwachter Zugang und offener Zugang. Diese Modelle sollen sicherstellen, dass nur die für eine bestimmte Aufgabe minimal erforderlichen Daten verarbeitet werden (Kum & Ahalt 2017, S. 127).

Das Modell des überwachten Zugangs beispielsweise verwendet sichere VPN-Verbindungen und dynamische RSA-Schlüssel zur Benutzer:innenautorisierung. Alle Benutzer:innenaktivitäten werden aufgezeichnet, um im Falle eines Datenverstoßes die Verantwortlichen zur Rechenschaft ziehen zu können. Dieses Modell fördert Transparenz und Rechenschaftspflicht als wichtige Prinzipien der digitalen Privatsphäre (Kum & Ahalt 2017, S. 129).

Das Modell des kontrollierten Zugangs basiert auf der Verwendung virtueller Maschinen (VMs) und dynamischer Richtlinien, die automatisch durchgesetzt werden. Dadurch wird die Möglichkeit zur Durchführung von Linkage-Angriffen erheblich reduziert, da die Datenumgebung streng überwacht und kontrolliert wird (Kum & Ahalt 2017, S. 128).

Ein zentraler Aspekt zukünftiger Entwicklungen ist die Schaffung einer Balance zwischen Datenzugänglichkeit und Privatsphäre. Kum & Ahalt (2017) schlagen eine Kombination aus technischen Schutzmaßnahmen und einer Kultur der Informationsverantwortung vor, bei der nicht mehr das Verbergen von Informationen im Mittelpunkt steht, sondern deren verantwortungsvolle Nutzung durch Transparenz und Rechenschaftspflicht gilt.

5. Umfrageanalyse

Inwiefern akzeptieren Millennials und Gen Z Künstliche Intelligenz im Gesundheitswesen und wie schätzen sie ihr Vertrauen in KI-basierte Technologien im Gesundheitswesen ein?

Für die Statistische Analyse wurden Mittelwerte der Skalen für die verschiedenen Faktoren gebildet. Es mussten einige Items invertiert werden, um den Faktor adäquat mit den Daten zu beschreiben. Im Folgenden werden diese Items aufgelistet.

FT01_02 – Bevorzugt traditionelle Beratung gegenüber digitalen Lösungen

FT03_02 – Misstrauen gegenüber möglichen Fehlentscheidungen von KI

FT04_01 – Besorgnis über Datenverarbeitung durch KI

FT04_03 – Bevorzugt Datenverarbeitung durch Menschen

FT04_04 – Sorge um Datenmissbrauch durch Wearables

FT08_02 – Misstrauen gegenüber korrekter Interpretation von Wearable-Daten

Datenreihen mit fehlenden Werten wurden für die Analyse entfernt. Außerdem wurde nach Generationen gefiltert, sodass nur Millennials und Gen Z für die Analyse betrachtet werden. Der finale Datensatz enthält N = 87 Proband:innen.

Fragestellung 1:

Zeigen Millennials und Angehörige der Generation Z eine grundsätzliche Akzeptanz gegenüber KI-basierten Technologien im Gesundheitswesen?

Nullhypothese (H_0):

Millennials und die Generation Z zeigen keine positive Akzeptanz gegenüber KI-basierten Technologien im Gesundheitswesen.

$H_0: \mu \leq 3$

Alternativhypothese (H_1):

Millennials und die Generation Z zeigen eine positive Akzeptanz gegenüber KI-basierten Technologien im Gesundheitswesen.

$H_1: \mu > 3$

Statistische Analyse:

Es wird ein gerichteter einstichproben T-test verwendet, um herauszufinden, ob der Mittelwert der Akzeptanz von Millennials und Gen Z signifikant größer ist als die „Mitte“ (3 = unentschieden).

Voraussetzungen des einstichproben T-test:

Normalverteilung: Bei Stichproben $N > 30$ ist der t-test robust gegenüber Nicht-Normalverteilung

Keine Ausreißer:innen: Diese Datenpunkte werden für die Analyse der jeweiligen Hypothese ausgelassen

Entfernen der Ausreißer:innen:

Zur Identifikation der Ausreißer:innen wurde die IQR-Methode verwendet. Es zeigten sich zwei Ausreißer:innen in der Variable ki_akzeptanz_mean. Für die Untersuchung der Fragestellungen werden diese ausgelassen N = 85.

5.1 Analyse der Akzeptanz gegenüber KI

Deskriptive Statistik

	Overall (N=85)
ki_akzeptanz_mean	
Mean (SD)	3.50 (0.858)
Median [Min, Max]	3.33 [1.50, 5.00]

Histogramm der Akzeptanzwerte

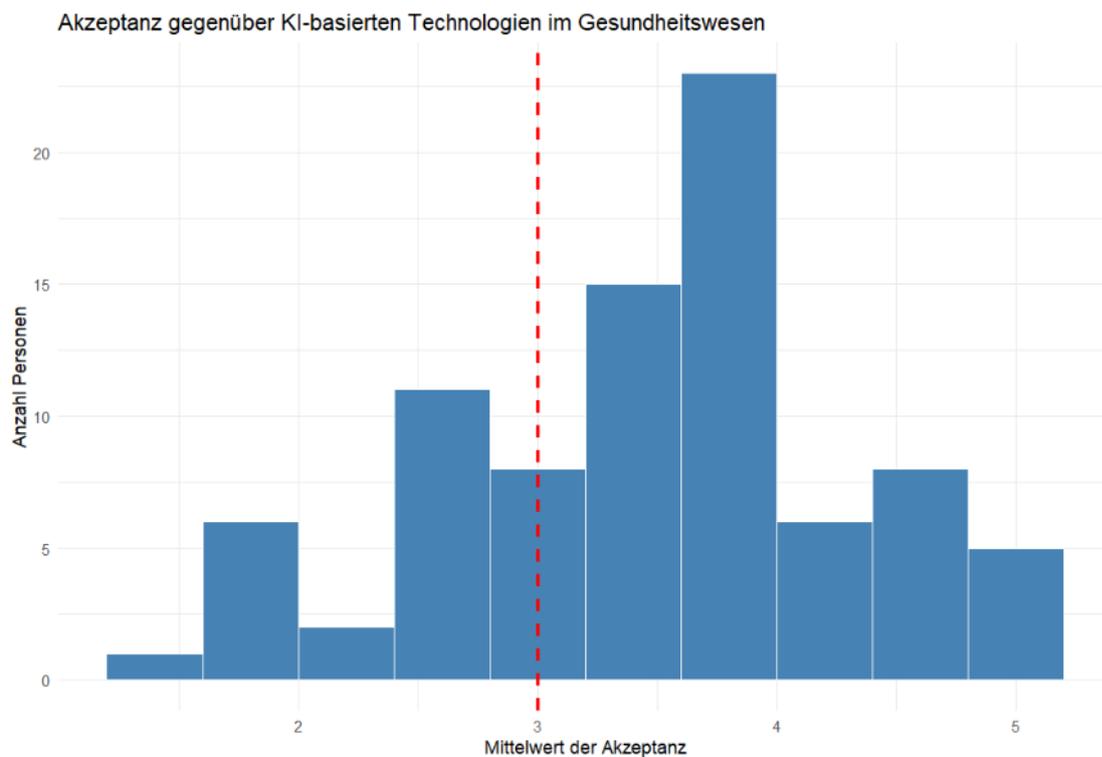


Abbildung 2 zeigt das Histogramm der Akzeptanzwerte

T-test:

Dependent Variable	t	df	p	d	95% CI
ki_akzeptanz_mean	37.63	84	< .001***	4.08	[3.43, 4.72]

Zur Überprüfung, ob Millennials und Angehörige der Generation Z eine positive Akzeptanz gegenüber KI-basierten Technologien im Gesundheitswesen zeigen, wurde ein einseitiger t-Test gegen den Skalenmittelwert 3 (neutrale Einstellung) durchgeführt. Die Ergebnisse zeigen, dass die durchschnittliche Akzeptanz signifikant über dem neutralen Mittelwert liegt,

$t(84) = 37.63, p < .001, d = 4.08, 95\%-KI[3.43, 4.72]$.

Der Effekt ist mit $d = 4.08$ als außergewöhnlich groß zu bewerten und weist auf eine stark ausgeprägte positive Haltung gegenüber KI-Technologien in dieser Zielgruppe hin.

Dies spricht gegen die Nullhypothese und unterstützt die Annahme, dass Millennials und die Generation Z eine positive Akzeptanz gegenüber KI-basierten Technologien im Gesundheitswesen zeigen.

Fragestellung 2:

Zeigen Millennials und Angehörige der Generation Z ein grundsätzliches Vertrauen gegenüber KI-basierten Technologien im Gesundheitswesen?

Nullhypothese (H_0):

Millennials und die Generation Z zeigen kein positives Vertrauen gegenüber KI-basierten Technologien im Gesundheitswesen.

$H_0: \mu \leq 3$

Alternativhypothese (H_1):

Millennials und die Generation Z zeigen ein positives Vertrauen gegenüber KI-basierten Technologien im Gesundheitswesen.

$H_1: \mu > 3$

Statistische Analyse:

Es wird ein gerichteter einstichproben T-test verwendet, um herauszufinden, ob der Mittelwert der Akzeptanz von Millennials und Gen Z signifikant größer ist als die „Mitte“ (3 = unentschieden).

Voraussetzungen des einstichproben T-test:

- Normalverteilung: Bei Stichproben $N > 30$ ist der t-test robust gegenüber Nicht-Normalverteilung
- Keine Ausreißer:innen: Diese Datenpunkte werden für die Analyse der jeweiligen Hypothese ausgelassen

Entfernen der Ausreißer:innen:

Zur Identifikation der Ausreißer wurde die IQR-Methode verwendet. Es zeigten sich drei Ausreißer:innen in der Variable `ki_akzeptanz_mean`. Für die Untersuchung der Fragestellungen werden diese ausgelassen $N = 84$.

5.2 Analyse des Vertrauens gegenüber KI

Deskriptive Statistik

Overall (N=84)	
ki_vertrauen_mean	
Mean (SD)	3.68 (0.610)
Median [Min, Max]	3.63 [2.25, 5.00]

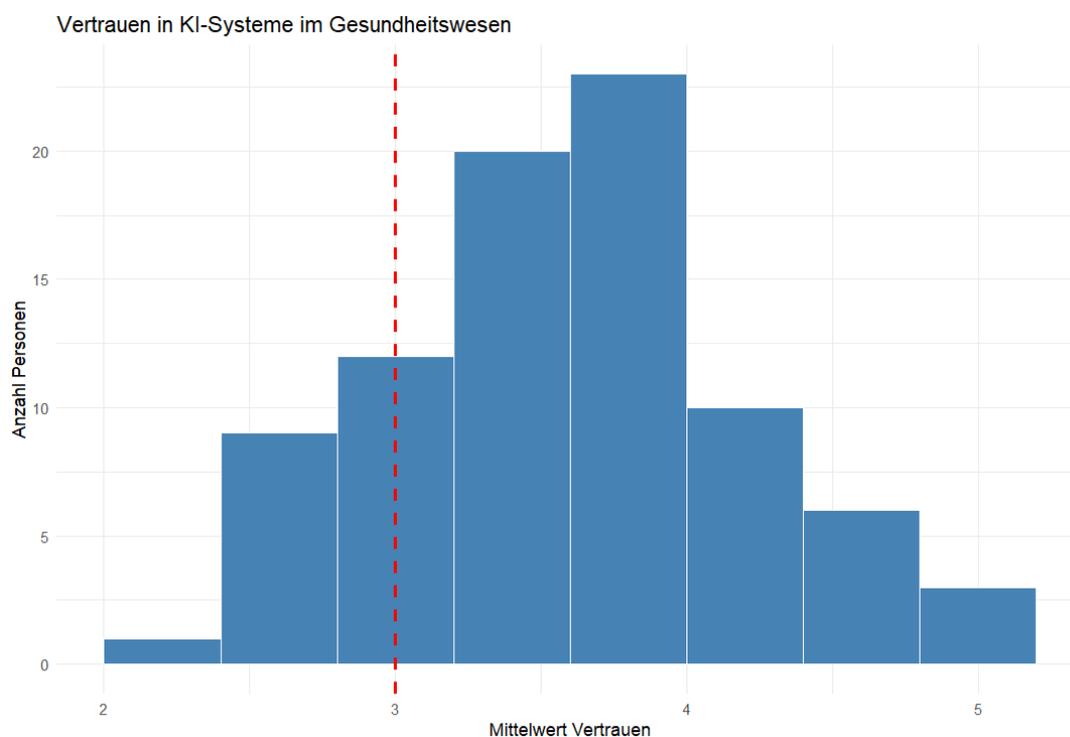


Abbildung 3 Verteilung des Vertrauens in KI-Systeme im Gesundheitswesen

Die Abbildung zeigt ein Histogramm, das die Verteilung der Vertrauensmittelwerte in KI-Systeme im Gesundheitswesen darstellt. Auf der x-Achse ist der durchschnittliche Vertrauenswert pro Person abgetragen (Skala: 1–5), auf der y-Achse die Anzahl der Personen, die jeweils in diesen Wertebereichen liegen.

Die rote, vertikale Linie bei Wert 3 zeigt den neutralen Skalenmittelwert, der als Referenz dient. Werte rechts von dieser Linie deuten auf positives Vertrauen hin, während Werte links davon ein eher geringes Vertrauen ausdrücken.

Die Grafik macht deutlich, dass die Mehrheit der Befragten einen Vertrauenswert oberhalb des neutralen Mittelpunkts angegeben hat – ein Hinweis darauf, dass KI-Systeme im Gesundheitswesen bei Millennials und Gen Z tendenziell positiv wahrgenommen werden. Der am häufigsten vorkommende Wertebereich liegt zwischen 3,5 und 4,0.

T-test:

Abhängige Variable	t	df	p	d	95% CI
ki_vertrauen_mean	55.34	83	< .001***	6.04	[5.08, 6.96]

Zur Überprüfung, ob Millennials und Angehörige der Generation Z Vertrauen in KI-basierte Technologien im Gesundheitswesen zeigen, wurde ein einseitiger t-Test gegen den Skalenmittelwert 3 (neutrale Einstellung) durchgeführt. Die Ergebnisse zeigen, dass das durchschnittliche Vertrauen signifikant über dem neutralen Mittelwert liegt,

$t(83) = 55.34, p < .001, d = 6.04, 95\%-KI [5.08, 6.96]$.

Der Effekt ist mit $d = 6.04$ als außergewöhnlich groß zu bewerten und verdeutlicht ein sehr stark ausgeprägtes Vertrauen in KI-Technologien innerhalb dieser Zielgruppe.

Dies spricht gegen die Nullhypothese und unterstützt die Annahme, dass Millennials und die Generation Z ein positives Vertrauen gegenüber KI-basierten Technologien im Gesundheitswesen aufweisen.

5.3 Generationenvergleich: Akzeptanz und Vertrauen

Fragestellung 3:

Unterscheiden sich die Generationen in der Akzeptanz gegenüber KI-basierten Technologien im Gesundheitswesen?

Nullhypothese (H_0):

Es gibt keine Unterschiede zwischen den Generationen in der Akzeptanz gegenüber KI-basierten Technologien im Gesundheitswesen.

$H_0: \mu_{Boomer} = \mu_{GenX} = \mu_{Millennials} = \mu_{GenZ}$

Alternativhypothese (H_1):

Es gibt mindestens einen Unterschied zwischen den Generationen in der Akzeptanz gegenüber KI-basierten Technologien im Gesundheitswesen.

$H_1: \exists (i \neq j): \mu_i \neq \mu_j$

Statistische Analyse:

Es wird eine einfaktorielle Welch ANOVA verwendet, um herauszufinden, ob es einen signifikanten Unterschied zwischen den Generationen hinsichtlich der Akzeptanz gibt. Für diese Untersuchung werden alle Generationen berücksichtigt

Voraussetzungen der einfaktoriellen Welch ANOVA:

Normalverteilung: Bei Stichproben $N > 30$ ist die ANOVA robust gegenüber Nicht-Normalverteilung (auch bis $N = 5$ pro Gruppe)

Varianzhomogenität: Die Welch ANOVA nimmt keine Varianzhomogenität an, was für diese Untersuchung von Vorteil ist, wegen der ungleichen Verteilung der Gruppengrößen.

Keine Ausreißer:innen: Diese Datenpunkte werden für die Analyse der jeweiligen Hypothese ausgelassen

Entfernen der Ausreißer:innen:

Zur Identifikation der Ausreißer wurde die IQR-Methode verwendet. Es zeigten sich drei Ausreißer:innen in der Variable `ki_akzeptanz_mean`. Für die Untersuchung der Fragestellungen werden diese ausgelassen $N = 121$.

Deskriptive Statistik:

	Boomer (N=4)	Gen X (N=32)	Gen Z (N=16)	Millennials (N=69)	Overall (N=121)
<code>ki_akzeptanz_mean</code>					
Mean (SD)	4.50 (0.192)	3.80 (0.714)	3.18 (0.824)	3.57 (0.853)	3.61 (0.832)
Median	4.50	4.00	3.17	3.67	3.67
[Min, Max]	[4.33, 4.67]	[2.33, 5.00]	[1.67, 4.50]	[1.50, 5.00]	[1.50, 5.00]

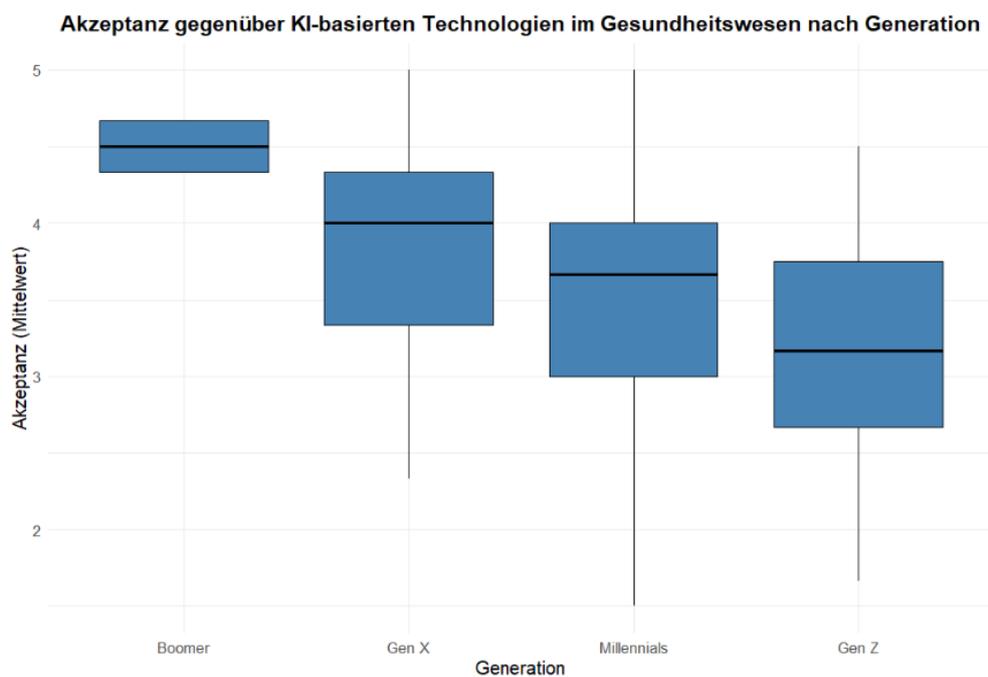


Abbildung 4 zeigt die Boxplot-Grafik Akzeptanz gegenüber KI-basierten Technologien im Gesundheitswesen nach Generationen (inkl. Boomer)

Die Boxplot-Grafik zeigt die Verteilung der Akzeptanzwerte gegenüber KI-Technologien im Gesundheitswesen, differenziert nach den Generationen Boomer, Gen X, Millennials und Gen Z. Auf der y-Achse ist der durchschnittliche Akzeptanzwert abgetragen, auf der x-Achse sind die betrachteten Generationen dargestellt.

Die Boxen zeigen den Interquartilsabstand (IQR), in dem sich 50 % der Daten befinden. Die dicke Linie innerhalb der Box markiert den Medianwert. Die Whisker deuten auf die

Spannweite der übrigen Werte hin. Ausreißer:innen sind in dieser Darstellung nicht explizit sichtbar.

Die Generation Boomer weist den höchsten Medianwert auf, jedoch basierend auf einer sehr kleinen Stichprobe ($n = 3$), weshalb diese Werte mit Vorsicht zu interpretieren sind. Gen X zeigt eine hohe Akzeptanz mit geringerer Streuung, während Millennials eine mittlere Akzeptanz und Gen Z den niedrigsten Median aufweisen. Letztere Gruppe zeigt zudem die größte Streuung innerhalb der Akzeptanzwerte.

Statistische Analysen (Welch-ANOVA) zeigten signifikante Unterschiede zwischen Gen X und Gen Z. Zwischen Millennials und den anderen Generationen wurden keine signifikanten Unterschiede festgestellt. Die grafische Darstellung unterstreicht diese Tendenzen visuell und liefert eine anschauliche Übersicht über generationenspezifische Unterschiede in der Technologieakzeptanz.

Für die vorliegende Analyse wurden Personen der Generation „Boomer“ ausgeschlossen, da diese Gruppe mit lediglich $N = 4$ nur sehr gering vertreten war. Um Verzerrungen durch die ungleiche Gruppengröße zu vermeiden und die Aussagekraft der Ergebnisse zu erhöhen, beschränkt sich die Auswertung auf die Generationen Gen X, Millennials und Gen Z.

	Gen X (N=32)	Gen Z (N=16)	Millennials (N=69)	Overall (N=117)
ki_akzeptanz_mean				
Mean (SD)	3.80 (0.714)	3.18 (0.824)	3.57 (0.853)	3.58 (0.829)
Median [Min, Max]	4.00 [2.33, 5.00]	3.17 [1.67, 4.50]	3.67 [1.50, 5.00]	3.67 [1.50, 5.00]

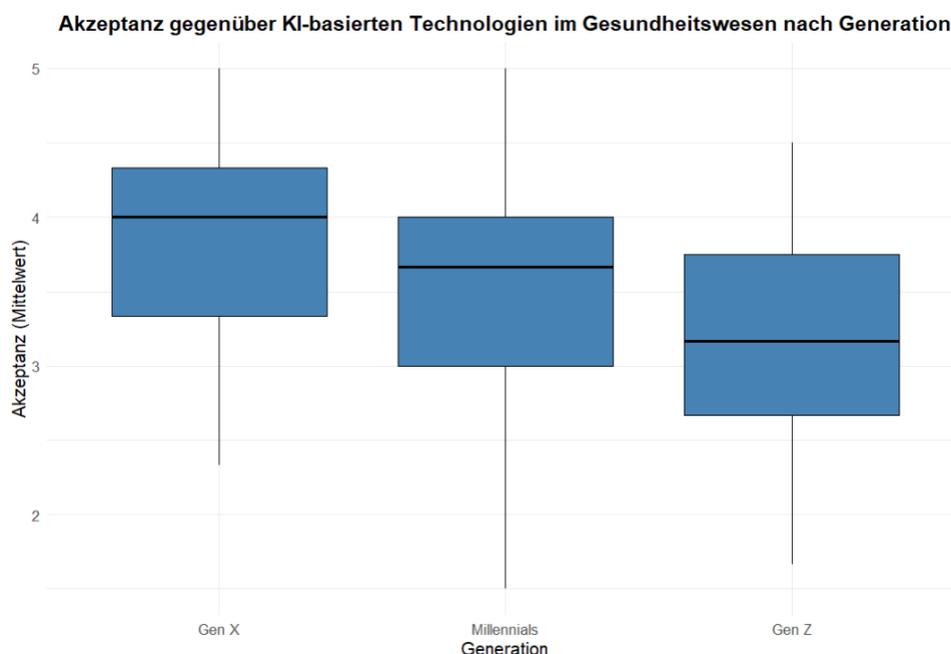


Abbildung 5 Akzeptanz gegenüber KI-basierten Technologien im Gesundheitswesen nach Generationen

Diese Boxplot-Grafik zeigt die Verteilung der Akzeptanzwerte gegenüber KI-Technologien im Gesundheitswesen, getrennt nach den Generationen Gen X, Millennials und Gen Z. Die y-

Achse bildet den durchschnittlichen Akzeptanzwert ab, die x-Achse zeigt die jeweiligen Generationen.

Die Boxen visualisieren den Interquartilsabstand (IQR), also die mittleren 50 % der Werte. Die dicke Linie innerhalb jeder Box steht für den Median. Die "Whisker" zeigen die Spannweite der restlichen Werte ohne Ausreißer:innen.

Die Darstellung zeigt, dass Gen X im Mittel die höchste Akzeptanz gegenüber KI-basierten Gesundheitstechnologien aufweist, gefolgt von den Millennials. Die Gen Z hat den niedrigsten Medianwert in dieser Darstellung. Visuell deutet sich ein Unterschied in der zentralen Tendenz an, wobei die Streuung bei Gen Z am größten ist.

Die statistische Analyse (Welch-ANOVA) ergab einen signifikanten Unterschied zwischen Gen X und Gen Z, während zwischen Millennials und den beiden anderen Gruppen keine signifikanten Differenzen festgestellt wurden. Die Visualisierung unterstreicht diese Tendenzen deutlich und liefert einen anschaulichen Überblick über die generationenspezifische Wahrnehmung von KI-Akzeptanz.

Einfaktorielle ANOVA

Abhängige Variable	n	statistic	DFn	DFd	p
ki_akzeptanz_mean	117	3.30	2.00	39.47	.047*

Post Hoc Tests nach Games Howell:

Abhängige Variable	group1	group2	estimate	p.adj	95% CI
ki_akzeptanz_mean	Gen X	Millennials	-0.22	0.36	[-0.61, 0.17]
ki_akzeptanz_mean	Gen X	Gen Z	-0.62	0.04*	[-1.22, -0.02]
ki_akzeptanz_mean	Millennials	Gen Z	-0.40	0.22	[-0.97, 0.18]

Zur Überprüfung, ob sich die Generationen in ihrer Akzeptanz gegenüber KI-basierten Technologien im Gesundheitswesen unterscheiden, wurde eine einfaktorielle Welch-ANOVA durchgeführt. Die Analyse ergab einen signifikanten Unterschied zwischen den Gruppen, $F(2, 39.47) = 3.30, p = .047$.

Die deskriptiven Mittelwerte zeigen, dass die Gen X mit einem Mittelwert von $M = 3.80$ ($SD = 0.71$) die höchste Akzeptanz aufweist, gefolgt von den Millennials ($M = 3.57, SD = 0.85$) und der Gen Z ($M = 3.18, SD = 0.82$).

Post-hoc-Tests nach Games-Howell ergaben, dass die Gen X signifikant höhere Akzeptanzwerte zeigte als die Gen Z ($p = .04, MW-Diff = 0.62, 95\%-KI [0.02, 1.22]$). Zwischen Gen X und Millennials ($p = .36$) sowie zwischen Millennials und Gen Z ($p = .22$) wurden keine signifikanten Unterschiede festgestellt.

Diese Ergebnisse deuten darauf hin, dass insbesondere die Generation X eine etwas höhere Akzeptanz gegenüber KI im Gesundheitswesen zeigt als die Generation Z, während

Millennials sich in ihrer Haltung statistisch nicht signifikant von den anderen Gruppen unterscheiden.

Fragestellung 4:

Unterscheiden sich die Generationen in dem Vertrauen gegenüber KI-basierten Technologien im Gesundheitswesen?

Nullhypothese (H_0):

Es gibt keine Unterschiede zwischen den Generationen in dem Vertrauen gegenüber KI-basierten Technologien im Gesundheitswesen.

$$H_0: \mu_{Boomer} = \mu_{GenX} = \mu_{Millennials} = \mu_{GenZ}$$

Alternativhypothese (H_1):

Es gibt mindestens einen Unterschied zwischen den Generationen in dem Vertrauen gegenüber KI-basierten Technologien im Gesundheitswesen.

$$H_1: \exists (i \neq j): \mu_i \neq \mu_j$$

Statistische Analyse:

Es wird eine einfaktorielle Welch ANOVA verwendet, um herauszufinden, ob es einen signifikanten Unterschied zwischen den Generationen hinsichtlich der Akzeptanz gibt. Für diese Untersuchung werden alle Generationen berücksichtigt

Voraussetzungen der einfaktoriellen Welch ANOVA:

Normalverteilung: Bei Stichproben $N > 30$ ist die ANOVA robust gegenüber Nicht-Normalverteilung (auch bis $N = 5$ pro Gruppe)

Varianzhomogenität: Die Welch ANOVA nimmt keine Varianzhomogenität an, was für diese Untersuchung von Vorteil ist, wegen der ungleichen Verteilung der Gruppengrößen.

Keine Ausreißer:innen: Diese Datenpunkte werden für die Analyse der jeweiligen Hypothese ausgelassen

Entfernen der Ausreißer:innen:

Zur Identifikation der Ausreißer:innen wurde die IQR-Methode verwendet. Es zeigten sich fünf Ausreißer:innen in der Variable `ki_vertrauen_mean`. Für die Untersuchung der Fragestellungen werden diese ausgelassen $N = 119$.

	Boomer (N=3)	Gen X (N=32)	Millennials (N=68)	Gen Z (N=16)	Overall (N=119)
<code>ki_vertrauen_mean</code>					
Mean (SD)	4.60 (0)	3.77 (0.764)	3.72 (0.619)	3.53 (0.563)	3.73 (0.660)
Median [Min, Max]	4.60 [4.60, 4.60]	3.90 [2.20, 5.00]	3.75 [2.25, 5.00]	3.60 [2.60, 4.60]	3.75 [2.20, 5.00]

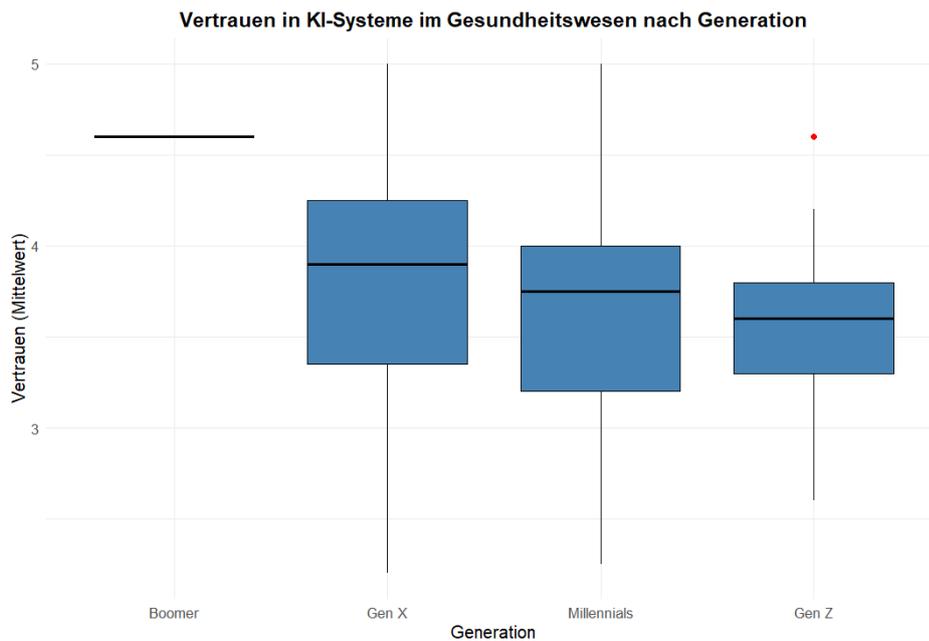


Abbildung 6 Vertrauen in KI-Systeme im Gesundheitswesen nach Generationen (inkl. Boomer)

Die Abbildung zeigt eine Boxplot-Darstellung des Vertrauens in KI-Systeme im Gesundheitswesen, aufgeschlüsselt nach den Generationen Boomer, Gen X, Millennials und Gen Z. Auf der y-Achse ist der Mittelwert des Vertrauens abgetragen, auf der x-Achse die jeweiligen Generationen.

Jede Box repräsentiert die mittleren 50 % der Daten (Interquartilsabstand). Die dicke Linie innerhalb der Box stellt den Median dar. Die sogenannten „Whisker“ zeigen die Spannweite der restlichen Daten, während Ausreißer:innen als einzelne Punkte (hier z. B. bei Gen Z) dargestellt sind.

Auffällig ist, dass die Generation Boomer zwar nur mit wenigen Werten vertreten ist, aber einen sehr hohen, gleichmäßigen Vertrauenswert aufweist. Gen X zeigt den höchsten Median unter den drei großen Gruppen, gefolgt von Millennials. Gen Z weist den niedrigsten Median auf, wobei ein:e Ausreißer:in nach oben sichtbar ist.

Trotz dieser Unterschiede wurde in der statistischen Analyse (Welch-ANOVA) kein signifikanter Unterschied im Vertrauensniveau zwischen den Generationen festgestellt. Die Darstellung ermöglicht dennoch einen differenzierten Einblick in die Verteilung des Vertrauens innerhalb der Altersgruppen.

Für die vorliegende Analyse wurden Personen der Generation „Boomer“ ausgeschlossen, da diese Gruppe mit lediglich $n = 3$ nur sehr gering vertreten war. Um Verzerrungen durch die ungleiche Gruppengröße zu vermeiden und die Aussagekraft der Ergebnisse zu erhöhen, beschränkt sich die Auswertung auf die Generationen Gen X, Millennials und Gen Z.

	Gen (N=32)	X Gen (N=16)	Z Millennials (N=68)	Overall (N=116)
ki_vertrauen_mean				
Mean (SD)	3.77 (0.764)	3.53 (0.563)	3.72 (0.619)	3.71 (0.654)
Median [Min, Max]	3.90 [2.20, 5.00]	3.60 [2.60, 4.60]	3.75 [2.25, 5.00]	3.75 [2.20, 5.00]

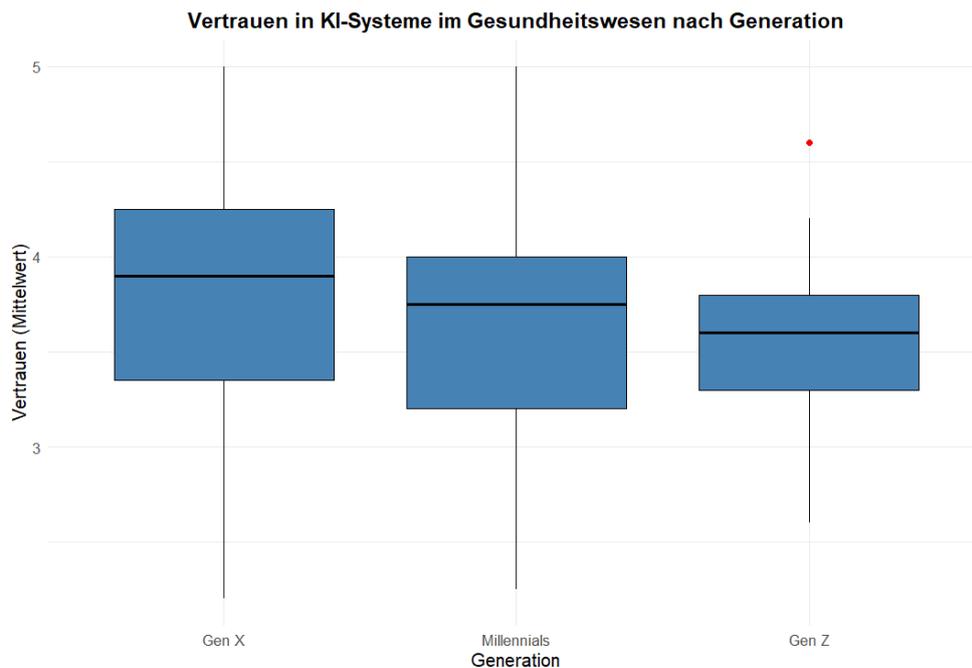


Abbildung 7 zeigt eine Boxplot-Darstellung, die das Vertrauen in KI-Systeme im Gesundheitswesen nach Generationen vergleicht (Gen X, Millennials, Gen Z).

Die Boxplot-Grafik veranschaulicht die Verteilung des Vertrauens in KI-Systeme im Gesundheitswesen für die Generationen Gen X, Millennials und Gen Z. Die y-Achse stellt den durchschnittlichen Vertrauenswert (Mittelwert) dar, während auf der x-Achse die jeweiligen Generationen abgebildet sind. Die Boxen zeigen den Interquartilsabstand (IQR), also den Bereich, in dem sich die mittleren 50 % der Werte befinden. Die schwarze Linie innerhalb jeder Box markiert den Median. Die "Whisker" geben die Spannweite der restlichen Werte an, Ausreißer:innen sind als einzelne Punkte (z. B. bei Gen Z) dargestellt.

Die Visualisierung zeigt, dass Gen X im Durchschnitt das höchste Vertrauen in KI-Technologien im Gesundheitswesen aufweist, gefolgt von Millennials und Gen Z. Die Unterschiede zwischen den Gruppen sind jedoch statistisch nicht signifikant, was durch die Welch-ANOVA bestätigt wurde. Die Boxplots geben dennoch einen guten Überblick über die zentrale Tendenz und Streuung innerhalb der einzelnen Gruppen.

Einfaktorielle ANOVA

Abhängige Variable	n	statistic	DFn	DFd	p
ki_vertrauen_mean	116	0.88	2.00	39.20	.425

Zur Überprüfung, ob sich die Generationen in ihrem Vertrauen gegenüber KI-basierten Technologien im Gesundheitswesen unterscheiden, wurde eine einfaktorielle Welch-ANOVA durchgeführt.

Die Analyse zeigte keinen signifikanten Unterschied zwischen den Gruppen, $F(2, 39.20) = 0.88, p = .425$.

Diese Ergebnisse deuten darauf hin, dass sich Gen X, Millennials und Gen Z nicht signifikant in ihrem Vertrauen gegenüber KI-Systemen im Gesundheitswesen unterscheiden.

5.4 Untersuchung der Beeinflussenden Faktoren von Akzeptanz

Zur Untersuchung der Einflussfaktoren auf die Akzeptanz gegenüber KI-basierten Technologien im Gesundheitswesen wurde ein multiples lineares Regressionsmodell berechnet.

Dabei wurde die durchschnittliche Akzeptanz (*ki_akzeptanz_mean*) als abhängige Variable modelliert. Als Prädiktoren gingen folgende Variablen in das Modell ein:

- die wahrgenommene Nützlichkeit und Benutzerfreundlichkeit von KI-Systemen (*ki_nutzen_benutzbarkeit_mean*),
- Datenschutz- und ethische Bedenken (*ki_datenschutz_bedenken_mean*),
- soziale und persönliche Einflussfaktoren (*ki_soziale_einfluesse_mean*),
- die Nutzung von Gesundheits-Apps (*ki_app_nutzung_mean*),
- das Vertrauen in Wearables (*ki_wearables_vertrauen_mean*)
- sowie das Geschlecht als kategoriale Variable.

Die Voraussetzungen des Modells wurden visuell überprüft. Die beschreibende Visualisierung ist in Anhang 1 einzusehen (Linearität, Varianzhomogenität, Ausreißer:innen, Multikollinearität und Normalverteilung der Residuen). Es zeigten sich keine Verletzungen der Voraussetzungen.

Output:

Prediktor	df	b	t	p	sr2
<i>ki_nutzen_benutzbarkeit_mean</i>	117	0.43	3.94	< .001***	.09
<i>ki_datenschutz_bedenken_mean</i>	117	0.30	2.28	.024*	.03
<i>ki_soziale_einfluesse_mean</i>	117	-0.04	-0.39	.700	.00
<i>ki_app_nutzung_mean</i>	117	0.04	0.65	.520	.00
<i>ki_wearables_vertrauen_mean</i>	117	0.04	0.39	.701	.00
geschlechtweiblich	117	-0.49	-3.14	.002**	.06

Zur Untersuchung der Einflussfaktoren auf die Akzeptanz gegenüber KI-basierten Technologien im Gesundheitswesen wurde ein multiples lineares Regressionsmodell berechnet. Das Modell war signifikant und erklärte einen bedeutsamen Anteil der Varianz in der Akzeptanz,

$F(6, 117) = 9.49, p < .001, R^2 = .33, adj. R^2 = .29.$

Drei Prädiktoren zeigten signifikante Effekte:

- Die wahrgenommene Nützlichkeit und Benutzer:innenfreundlichkeit von KI-Systemen hatte einen signifikant positiven Einfluss auf die Akzeptanz ($b = 0.43, t(117) = 3.94, p < .001, sr^2 = .09$).

- Auch Datenschutz- und ethische Bedenken gingen mit einer signifikant höheren Akzeptanz einher ($b = 0.30$, $t(117) = 2.28$, $p = .024$, $sr^2 = .03$).
- Das Geschlecht war ebenfalls ein signifikanter Prädiktor: weibliche Befragte wiesen eine geringere Akzeptanz auf als männliche ($b = -0.49$, $t(117) = -3.14$, $p = .002$, $sr^2 = .06$).

Die anderen Prädiktoren – soziale Einflüsse, Nutzung von Gesundheits-Apps und Vertrauen in Wearables – zeigten keine signifikanten Effekte auf die Akzeptanz (*alle* $p > .05$).

Diese Ergebnisse legen nahe, dass vor allem der wahrgenommene Nutzen und die Bedenken zum Datenschutz entscheidende Rollen für die Akzeptanz von KI im Gesundheitswesen spielen, während sich zudem ein geschlechtsspezifischer Unterschied in der Bewertung zeigt.

5.5 Untersuchung der Beeinflussenden Faktoren von Vertrauen

- Zur Untersuchung der Einflussfaktoren auf das Vertrauen gegenüber KI-basierten Technologien im Gesundheitswesen wurde ein multiples lineares Regressionsmodell berechnet.
Dabei wurde das durchschnittliche Vertrauen (*ki_akzeptanz_mean*) als abhängige Variable modelliert. Als Prädiktoren gingen folgende Variablen in das Modell ein:
- die wahrgenommene Nützlichkeit und Benutzer:innenfreundlichkeit von KI-Systemen (*ki_nutzen_benutzbarkeit_mean*),
- Datenschutz- und ethische Bedenken (*ki_datenschutz_bedenken_mean*),
- soziale und persönliche Einflussfaktoren (*ki_soziale_einfluesse_mean*),
- die Nutzung von Gesundheits-Apps (*ki_app_nutzung_mean*),
- das Vertrauen in Wearables (*ki_wearables_vertrauen_mean*)
- sowie das Geschlecht als kategoriale Variable.

Die Voraussetzungen des Modells wurden visuell überprüft. Die beschreibende Visualisierung ist in Anhang 2 einzusehen. (Linearität, Varianzhomogenität, Ausreißer:innen, Multikollinearität und Normalverteilung der Residuen). Es zeigten sich keine Verletzungen der Voraussetzungen.

Output:

Prediktor	df	b	t	p	sr2
<i>ki_nutzen_benutzbarkeit_mean</i>	117	0.36	5.31	< .001***	.09
<i>ki_datenschutz_bedenken_mean</i>	117	0.22	2.68	.008**	.02
<i>ki_soziale_einfluesse_mean</i>	117	0.12	2.12	.036*	.01
<i>ki_app_nutzung_mean</i>	117	0.02	0.56	.578	.00
<i>ki_wearables_vertrauen_mean</i>	117	0.25	4.27	< .001***	.06

Prediktor	df	b	t	p	sr ²
geschlechtweiblich	117	-0.26	-2.64	.009**	.02

Zur Untersuchung der Einflussfaktoren auf das Vertrauen in KI-Systeme im Gesundheitswesen wurde ein multiples lineares Regressionsmodell berechnet. Das Modell war signifikant und erklärte einen substantiellen Anteil der Varianz, $F(6, 117) = 31.06$, $p < .001$, $R^2 = .61$, $adj. R^2 = .59$.

Mehrere Prädiktoren zeigten signifikante Effekte:

- Die wahrgenommene Nützlichkeit und Benutzer:innenfreundlichkeit von KI hatte einen stark positiven Einfluss auf das Vertrauen ($b = 0.36$, $t(117) = 5.31$, $p < .001$, $sr^2 = .09$).
- Auch Datenschutz- und ethische Bedenken wirkten sich signifikant positiv auf das Vertrauen aus ($b = 0.22$, $t(117) = 2.68$, $p = .008$, $sr^2 = .02$).
- Ebenso zeigten soziale und persönliche Einflussfaktoren einen signifikanten positiven Effekt ($b = 0.12$, $t(117) = 2.12$, $p = .036$, $sr^2 = .01$).
- Vertrauen in Wearables war ebenfalls ein starker positiver Prädiktor ($b = 0.25$, $t(117) = 4.27$, $p < .001$, $sr^2 = .06$).
- Das Geschlecht hatte einen signifikanten Effekt: weibliche Befragte berichteten ein geringeres Vertrauen als männliche ($b = -0.26$, $t(117) = -2.64$, $p = .009$, $sr^2 = .02$).

Die Nutzung von Gesundheits-Apps zeigte keinen signifikanten Zusammenhang mit dem Vertrauen ($p = .578$).

Diese Ergebnisse legen nahe, dass sowohl funktionale als auch soziale und personenbezogene Faktoren maßgeblich das Vertrauen in KI-Systeme im Gesundheitswesen beeinflussen. Insbesondere wahrgenommene Benutzer:innenfreundlichkeit und Vertrauen in Wearables sind starke Prädiktoren.

Die Abbildung zeigt verschiedene Diagnoseplots, die zur Überprüfung der zentralen Annahmen eines multiplen linearen Regressionsmodells genutzt wurden. Das Modell untersucht die Akzeptanz von KI im Gesundheitswesen unter Millennials und Gen Z.

Posterior Predictive Check: Der Vergleich zwischen beobachteten Daten (dunkelgrün) und modellbasierten Vorhersagen (blau) zeigt eine gute Übereinstimmung der Dichteverläufe, was für die Modellgüte spricht.

Linearity: Der Scatterplot der Residuen gegen die vorhergesagten Werte weist auf eine weitgehend lineare Beziehung hin. Die Referenzlinie ist annähernd horizontal, was auf erfüllte Linearitätsannahmen hindeutet.

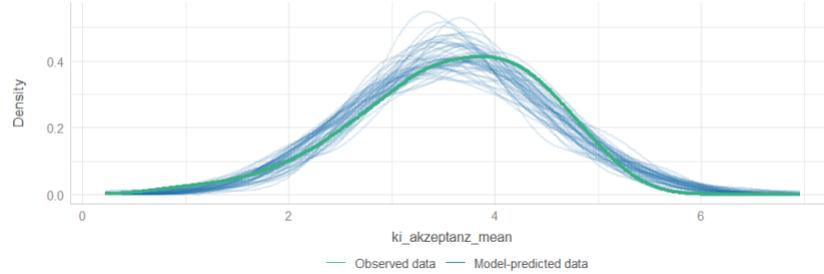
Homogeneity of Variance (Homoskedastizität): Die Varianz der Residuen ist über den gesamten Wertebereich gleichmäßig verteilt, was die Homoskedastizität stützt. Es ist kein klarer Trend oder Trichtereffekt sichtbar.

Influential Observations: Die Cook's Distance Plot zeigt keine stark einflussreichen Ausreißer:innen, da alle Punkte innerhalb der Kontrolllinien liegen. Somit gibt es keine dominanten Datenpunkte, die das Modell unverhältnismäßig beeinflussen.

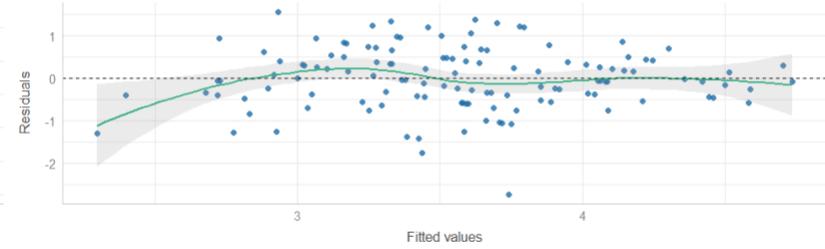
Collinearity (Multikollinearität): Die Visualisierung der Variance Inflation Factors (VIF) zeigt für alle Prädiktoren Werte unterhalb des kritischen Werts von 5. Es besteht daher keine problematische Multikollinearität im Modell.

Normality of Residuals: Der Q-Q-Plot zeigt, dass sich die Residuen überwiegend entlang der Referenzlinie bewegen, was auf eine annähernde Normalverteilung hinweist.

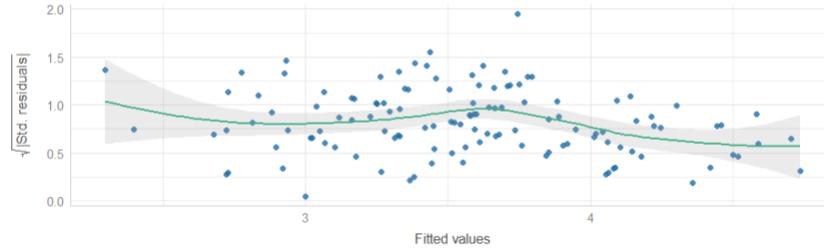
Posterior Predictive Check
Model-predicted lines should resemble observed data line



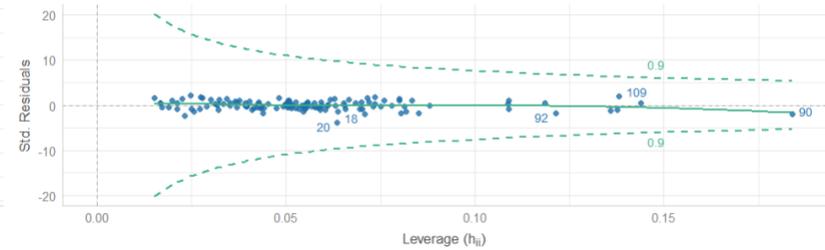
Linearity
Reference line should be flat and horizontal



Homogeneity of Variance
Reference line should be flat and horizontal



Influential Observations
Points should be inside the contour lines



Collinearity
High collinearity (VIF) may inflate parameter uncertainty



Normality of Residuals
Dots should fall along the line

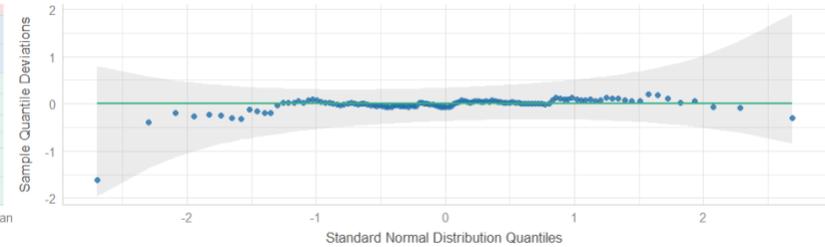


Abbildung 8 Überprüfung der Modellannahmen für das multiple lineare Regressionsmodell zur Akzeptanz von KI-Systemen im Gesundheitswesen

Diese Abbildung zeigt sechs statistische Diagnoseplots zur Beurteilung der Regressionsvoraussetzungen für das Modell zur Erklärung des Vertrauens in KI-Systeme.

Posterior Predictive Check: Die modellierten Dichtekurven stimmen gut mit den beobachteten Daten überein. Dies deutet auf eine adäquate Modellpassung hin.

Linearity: Die Residuen verteilen sich zufällig um die horizontale Linie; es bestehen keine starken Abweichungen von Linearität.

Homogeneity of Variance (Homoskedastizität): Die Streuung der Residuen bleibt über die Skala der vorhergesagten Werte hinweg relativ konstant. Dies spricht für gleichmäßige Varianz.

Influential Observations: Es liegen keine stark einflussreichen Datenpunkte vor. Alle Werte befinden sich innerhalb der Kontrollgrenzen.

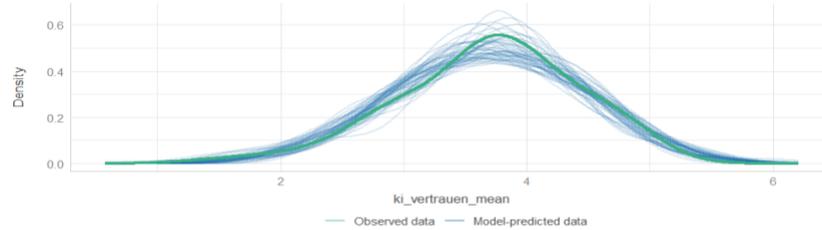
Collinearity: Die VIF-Werte aller Prädiktoren liegen deutlich unter dem Schwellenwert von 5. Das bedeutet, dass keine problematische Multikollinearität vorliegt.

Normality of Residuals: Die Residuen folgen weitgehend einer Normalverteilung, wie die annähernd lineare Verteilung im Q-Q-Plot zeigt.

Zusammenfassend belegen diese Plots, dass die statistischen Annahmen des Regressionsmodells weitgehend erfüllt sind. Das Modell ist damit geeignet, das Vertrauen in KI-Systeme bei Millennials und Gen Z valide zu untersuchen.

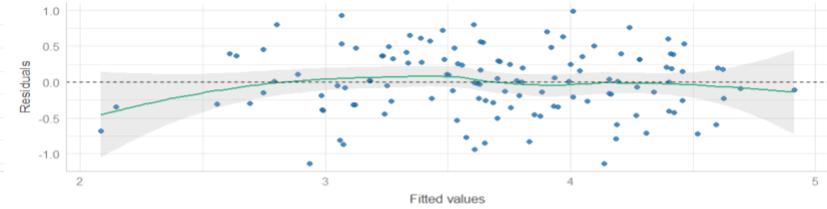
Posterior Predictive Check

Model-predicted lines should resemble observed data line



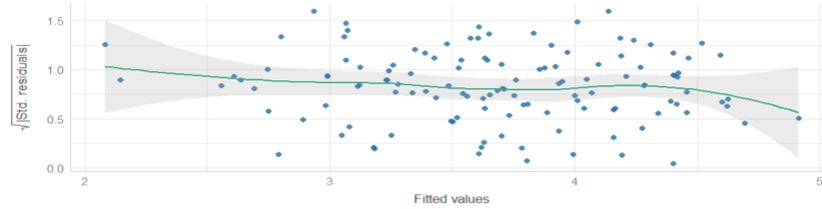
Linearity

Reference line should be flat and horizontal



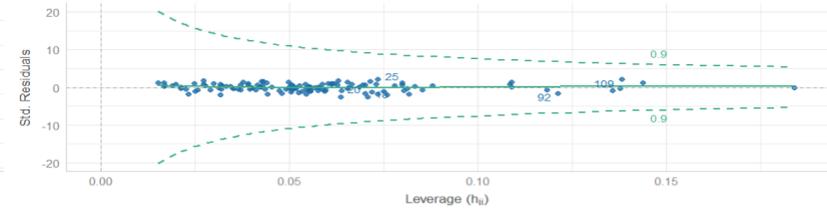
Homogeneity of Variance

Reference line should be flat and horizontal



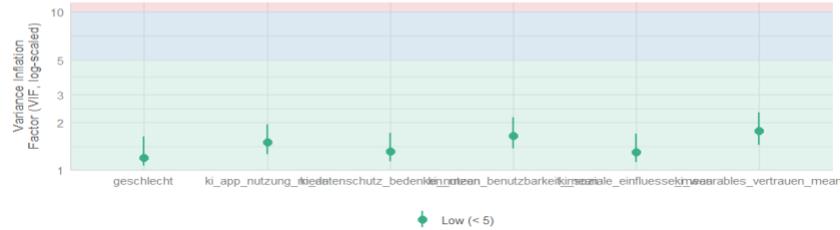
Influential Observations

Points should be inside the contour lines



Collinearity

High collinearity (VIF) may inflate parameter uncertainty



Normality of Residuals

Dots should fall along the line

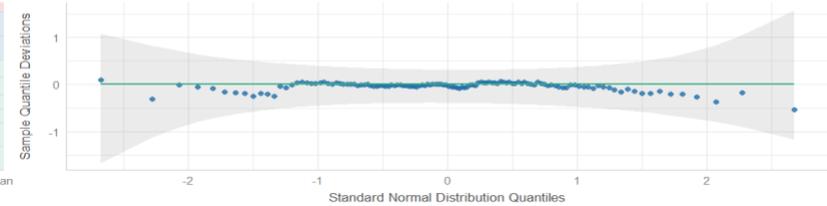


Abbildung 9 Überprüfung der Modellannahmen für das multiple lineare Regressionsmodell zum Vertrauen in KI-Systeme im Gesundheitswesen

Die Umfrage umfasste insgesamt 87 Proband:innen, die den Generationen Millennials und Gen Z angehörten. Nach der Entfernung von Ausreißer:innen (identifiziert mittels der IQR-Methode) reduzierte sich die Stichprobe für die Analyse der Akzeptanz auf N = 85 und für das Vertrauen auf N = 84.

Altersgruppen:

Millennials und Gen Z waren die Hauptzielgruppen. In weiteren Analysen wurden auch Gen X (N = 32) und Boomer (N = 4 bzw. 3) betrachtet, letztere jedoch aufgrund geringer Fallzahlen ausgeschlossen.

Geschlechterverteilung:

Die Regressionsanalyse zeigte geschlechtsspezifische Unterschiede: Frauen wiesen eine signifikant geringere Akzeptanz und weniger Vertrauen in KI-Technologien auf als Männer.

Skalenmittelwerte:

Akzeptanz: Mittelwert = 3.50 (SD = 0.86), Median = 3.33 (Skala: 1–5).

Vertrauen: Mittelwert = 3.68 (SD = 0.61), Median = 3.63.

6. Zusammenfassung der Ergebnisse

Die Ergebnisse der vorliegenden Untersuchung zeigen, dass sowohl Millennials als auch die Generation Z eine signifikant positive Haltung gegenüber dem Einsatz von Künstlicher Intelligenz im Gesundheitswesen aufweisen. Die mittleren Werte für die Akzeptanz ($M = 3.50$) sowie für das Vertrauen in KI-Systeme ($M = 3.68$) lagen deutlich über dem Mittelwert der Skala. Die statistische Signifikanz der Ergebnisse ($p < .001$ in beiden Fällen) sowie die sehr hohen Effektstärken ($d = 4.08$ für Akzeptanz und $d = 6.04$ für Vertrauen) deuten auf eine außergewöhnlich starke Zustimmung innerhalb dieser beiden Generationen hin. Dies lässt den Schluss zu, dass jüngere Menschen dem Einsatz von KI im medizinischen Bereich grundsätzlich offen gegenüberstehen – insbesondere dann, wenn sie deren Nutzen erkennen.

Ein Vergleich zwischen den Generationen zeigte, dass die Generation X mit einem Mittelwert von 3.80 die höchste Akzeptanz gegenüber KI im Gesundheitswesen aufwies. Dicht gefolgt wurden sie von den Millennials ($M = 3.57$), während die Generation Z mit einem Mittelwert von 3.18 den niedrigsten Wert innerhalb des Vergleichs aufwies. Der Unterschied zwischen Gen X und Gen Z war statistisch signifikant ($p = .04$), was auf relevante Unterschiede in der Bewertung dieser Technologie hinweist. Im Hinblick auf das Vertrauen ergaben sich hingegen keine signifikanten Unterschiede zwischen den betrachteten Generationen ($p = .425$). Dies legt nahe, dass das grundsätzliche Vertrauen in KI im Gesundheitsbereich generationsübergreifend ähnlich stark ausgeprägt ist.

Bezüglich der Einflussfaktoren auf die Akzeptanz zeigten sich zwei Prädiktoren als besonders relevant: Die wahrgenommene Nützlichkeit der Technologie ($b = 0.43$, $p < .001$) erwies sich – wie auch in früheren Studien – als stärkster positiver Einflussfaktor. Bemerkenswert ist zudem, dass auch Datenschutzbedenken einen signifikanten positiven Einfluss auf die Akzeptanz hatten ($b = 0.30$, $p = .024$). Dieses Ergebnis lässt sich dahingehend interpretieren, dass Personen mit einem höheren Problembewusstsein bezüglich Datenschutz tendenziell stärker reflektieren und dadurch möglicherweise bewusster zu einer positiven Bewertung der Technologie gelangen. Gleichzeitig zeigte sich, dass Frauen im Vergleich zu Männern eine signifikant niedrigere Akzeptanz aufwiesen ($b = -0.49$, $p = .002$), was auf geschlechtsspezifische Unterschiede in der Wahrnehmung von KI-Technologien hinweist.

In Bezug auf das Vertrauen wurden zwei Einflussgrößen als besonders signifikant identifiziert: Zum einen hatte – analog zur Akzeptanz – die wahrgenommene Nützlichkeit der Technologie einen starken positiven Einfluss ($b = 0.36$, $p < .001$). Zum anderen stellte sich das Vertrauen in tragbare Gesundheitstechnologien (Wearables) als ein weiterer bedeutender Prädiktor heraus ($b = 0.25$, $p < .001$). Dies zeigt, dass positive Erfahrungen mit verwandten Technologien das Vertrauen in komplexere KI-Anwendungen im Gesundheitswesen fördern können. Auch beim Vertrauen zeigte sich ein geschlechtsspezifischer Unterschied: Frauen wiesen ein signifikant geringeres

Vertrauen in KI-Systeme auf als Männer ($b = -0.26$, $p = .009$). Diese Unterschiede unterstreichen die Notwendigkeit, geschlechtersensible Kommunikations- und Bildungskonzepte zu entwickeln, um Vertrauen gezielt zu stärken.

Insgesamt deuten die Befunde darauf hin, dass die Nützlichkeit einer Technologie nach wie vor der stärkste Einflussfaktor auf ihre Akzeptanz und das Vertrauen in sie ist. Gleichzeitig zeigen sich jedoch differenzierte Wahrnehmungen innerhalb der Generationen und zwischen den Geschlechtern, die in der zukünftigen Forschung und Praxis berücksichtigt werden sollten.

6.1 Kritische Würdigung der Arbeit

Die vorliegende Arbeit widmet sich einem hochrelevanten und aktuellen Thema an der Schnittstelle zwischen Technologie und Gesundheitswesen. Besonders positiv hervorzuheben ist die klare Zielsetzung sowie die konsequente Fokussierung auf die Zielgruppen der Millennials und Generation Z. Die theoretische Fundierung rund um die Begriffe Akzeptanz, Vertrauen und Künstliche Intelligenz wurde fundiert und gut nachvollziehbar aufgebaut. Auch der logische Aufbau der Arbeit und die saubere Struktur tragen zur hohen Lesbarkeit bei.

Ein weiterer positiver Aspekt ist die eigene empirische Erhebung, die spezifische Einblicke in die Wahrnehmung junger Menschen ermöglicht. Die Ergebnisse leisten somit einen wertvollen Beitrag zum besseren Verständnis künftiger Anforderungen an KI-basierte Lösungen im Gesundheitsbereich.

Dennoch zeigt die Arbeit auch Verbesserungspotenzial. Die Stichprobengröße war begrenzt und ließ wenig Rückschlüsse auf unterschiedliche demografische Merkmale zu. Für eine breitere Aussagekraft wären eine größere und diversere Stichprobe sowie ein Mixed-Methods-Ansatz hilfreich gewesen. Auch der Praxisbezug könnte durch die Einbindung konkreter Anwendungsbeispiele gestärkt werden. Zudem wäre eine vertiefte Diskussion der Limitationen hinsichtlich der Datenerhebung und der Generalisierbarkeit der Ergebnisse wünschenswert gewesen.

Insgesamt bietet die Arbeit jedoch eine solide Grundlage für weiterführende Forschung und zeigt zentrale Aspekte auf, die bei der Entwicklung und Implementierung von KI-Technologien im Gesundheitswesen künftig zu berücksichtigen sind.

6.2 Fazit und Ausblick auf zukünftige Forschung

Die vorliegende Arbeit zeigt, dass sowohl Millennials als auch die Generation Z eine überwiegend hohe Akzeptanz gegenüber dem Einsatz von Künstlicher Intelligenz im Gesundheitswesen aufweisen – insbesondere dann, wenn der Nutzen der Technologie klar erkennbar ist. Gleichzeitig wurden generationenspezifische Unterschiede deutlich: Während Gen Z im Vergleich zu Gen X kritischer eingestellt ist, zeigt sie dennoch ein

vergleichbar hohes Maß an Vertrauen wie die Millennials. Auffällig sind auch geschlechtsspezifische Unterschiede, denn Frauen bewerteten KI-Anwendungen insgesamt zurückhaltender, was auf bestehende Sicherheits- und Datenschutzbedenken hinweist.

Ein bemerkenswerter Befund ist der positive Zusammenhang zwischen Datenschutzbedenken und Akzeptanz: Personen, die sich intensiver mit den Risiken von KI auseinandersetzen, zeigen häufig eine bewusst bejahende Haltung, was als Zeichen einer reflektierten Auseinandersetzung interpretiert werden kann.

Für die Praxis lassen sich daraus konkrete Empfehlungen ableiten. Eine zielgruppenspezifische Kommunikation ist essenziell, um Vertrauen in KI-Systeme zu fördern. Bei Gen Z sollten insbesondere Benutzer:innenfreundlichkeit und transparente Datenverarbeitung im Vordergrund stehen, während bei Frauen gezielt evidenzbasierte Informationen zu Sicherheit und ethischer Gestaltung eingesetzt werden sollten. Darüber hinaus sollte die Entwicklung von KI-Technologien im Gesundheitswesen stärker durch ethische Richtlinien und anwendungsorientiertes Feedback begleitet werden, um Akzeptanzbarrieren gezielt abzubauen.

Insgesamt verdeutlicht die Arbeit, dass technologische Innovationen im Gesundheitswesen nur dann erfolgreich implementiert werden können, wenn sowohl funktionale als auch ethische Anforderungen erfüllt sind – und das Vertrauen der Nutzer:innen gezielt gestärkt wird.

Zukünftige Forschung sollte sich verstärkt mit langfristigen Entwicklungen im Bereich der Akzeptanz und des Vertrauens gegenüber Künstlicher Intelligenz im Gesundheitswesen auseinandersetzen. Langzeitstudien mit Längsschnittdesigns sind besonders geeignet, um den Wandel der Einstellungen über die Zeit hinweg zu erfassen – insbesondere vor dem Hintergrund technologischer Fortschritte, gesellschaftlicher Werteverstärkungen und regulatorischer Veränderungen (Topol, 2019).

Neben quantitativen Ansätzen besteht auch ein erheblicher Bedarf an vertiefender qualitativer Forschung, um subjektive Sichtweisen besser zu verstehen. Interviews, Fokusgruppen oder ethnografische Ansätze könnten wertvolle Einblicke in persönliche Beweggründe, Ängste und Erwartungen gegenüber KI-Systemen liefern – insbesondere bei jüngeren Zielgruppen wie der Generation Z oder Nutzenden von Wearables (Patel et al., 2021).

Auch vergleichende Studien zwischen Altersgruppen und Kulturen bieten sich an, um Unterschiede und Gemeinsamkeiten im Umgang mit KI herauszuarbeiten. Hierbei wären beispielsweise internationale Studien zwischen europäischen und asiatischen Generation-Z-Vertreter:innen sowie generationenübergreifende Untersuchungen (z. B. mit Baby Boomern) besonders erkenntnisreich (Venkatesh et al., 2003).

Aufgrund bestehender geschlechtsspezifischer Unterschiede in bisherigen Studien (z. B. höhere Skepsis bei Frauen) erscheint es sinnvoll, Gender-Aspekte systematisch zu erforschen – etwa im Hinblick auf technologische Sozialisation, Wahrnehmung von Risiken oder Vertrauen in automatisierte Systeme (Schepman & Rodway, 2020).

Zukünftige Forschung könnte zudem stärker auf konkrete KI-Anwendungen im Gesundheitswesen fokussieren. Die Akzeptanz und das Vertrauen könnten je nach Einsatzgebiet (z. B. Diagnostik, KI-Chatbots in der psychologischen Beratung, Pflegeassistenzsysteme oder präventive Gesundheits-Apps) stark variieren, weshalb differenzierte Analysen notwendig sind (Morley et al., 2020; Topol, 2019)

Ein weiterer Forschungsstrang betrifft den Einfluss von Medien und Informationsquellen. Dabei wäre zu untersuchen, inwiefern Aufklärungskampagnen, soziale Medien oder mediale Narrative das Vertrauen in KI beeinflussen – und wie Public-Health-Kommunikation gestaltet sein muss, um Vertrauen gezielt zu fördern (Floridi et al., 2018).

Nicht zuletzt wird auch Technikgestaltung und Ethikforschung eine zentrale Rolle spielen. Hier besteht Bedarf an partizipativen Studien, die untersuchen, wie ethische Prinzipien wie Transparenz, Fairness oder Rechenschaftspflicht konkret in KI-Systeme integriert werden können – und wie Nutzer:innen diese wahrnehmen und bewerten (Mittelstadt et al., 2016; Küster & Schultz, 2023).

7. Literaturverzeichnis

Alshehri, F., & Muhammad, G. (2021). A comprehensive survey of the Internet of Things (IoT) and AI-based smart healthcare. *IEEE Access*, 9, 3660–3675.

Auschra, C., Deisner, J., Berghöfer, A., & Sydow, J. (2018). Sicherstellung der Gesundheitsversorgung in ländlich geprägten Regionen: Neue Organisationsmodelle und Maßnahmen. Projektbericht der Stiftung Münch, Berlin.

Bartig, S., Kalkum, D., Le, H. M., & Lewicki, A. (2021). Diskriminierungsrisiken und Diskriminierungsschutz im Gesundheitswesen – Wissensstand und Forschungsbedarf für die Antidiskriminierungsforschung. Antidiskriminierungsstelle des Bundes.

Boikanyo, K., Zungeru, A. M., Sigweni, B., Yahya, A., & Lebekwe, C. (2023). Remote patient monitoring systems: Applications, architecture, and challenges. *Scientific African*, 20, e01638.

Bünthe, C. (2022). Künstliche Intelligenz – Ein Überblick über die aktuelle und zukünftige Bedeutung von KI in der Wirtschaft und im Gesundheitswesen in Europa. In M. A. Pfannstiel (Hrsg.), *Künstliche Intelligenz im Gesundheitswesen* (S. 18–35). Wiesbaden: Springer Gabler.

Duwe, G., Mercier, D., Wiesmann, C. B., Junker, M., Haferkamp, A., Dengel, A., & Höfner, T. (2024). Einsatz neuer Technologien: Künstliche Intelligenz in der medizinischen Entscheidungsfindung – Status quo und Perspektiven einer interdisziplinären Herausforderung. In M. A. Pfannstiel (Hrsg.), *Technologien und Technologiemanagement im Gesundheitswesen* (S. 26–30). Wiesbaden: Springer Gabler.

Duwe, G., Mercier, D., Wiesmann, C. B., Junker, M., Haferkamp, A., Dengel, A., & Höfner, T. (2024). Einsatz neuer Technologien: Künstliche Intelligenz in der medizinischen Entscheidungsfindung. In M. A. Pfannstiel (Hrsg.), *Technologien und Technologiemanagement im Gesundheitswesen* (S. 699–710). Wiesbaden: Springer Gabler.

Empatica. (o. J.). EmbracePlus. Abgerufen am 4. Mai 2025, von <https://www.empatica.com/embraceplus/>

Floridi, L., et al. (2018). AI4People – An ethical framework for a good AI society: Opportunities, risks, principles, and recommendations. *Minds and Machines*, 28(4), 689–707.

Freisleben, L., Kamrath, J., Söllner, M., & Wiener, H. (2025). *Generation Z als Schlüssel zur menschenzentrierten Digitalisierung?* Baden-Baden: Nomos Verlagsgesellschaft.

Guse, R., Thiebes, S., Hennel, P., Rosenkranz, C., & Sunyaev, A. (2022). Datenmarktplätze für Künstliche Intelligenz im Gesundheitswesen: Potenziale,

Herausforderungen und Strategien zur Bewältigung. *HMD Praxis der Wirtschaftsinformatik*, 59, 1527–1544.

Hannawa, A. F., & Jonitz, G. (2017). *Neue Wege für die Patientensicherheit: Sichere Kommunikation – Evidenzbasierte Kernkompetenzen mit Fallbeispielen aus der medizinischen Praxis*. Berlin: Walter de Gruyter GmbH.

Khakurel, J., Pöysä, S., & Porras, J. (2017). The use of wearable devices in the workplace – A systematic literature review. *GOODTECHS 2016, LNICST 195*, 284–294. https://doi.org/10.1007/978-3-319-61949-1_30

Kum, H.-C., & Ahalt, S. (2017). *Privacy-by-design: Understanding data access models for secondary data*. University of North Carolina, Chapel Hill.

Küster, D., & Schultz, J.-H. (2023). KI in der Medizin: Perspektiven zwischen Machbarkeit, Ethik und Vertrauen. *Zeitschrift für Evidenz, Fortbildung und Qualität im Gesundheitswesen*, 180, 180–186.

Küster, D., & Schultz, T. (2023). Künstliche Intelligenz und Ethik im Gesundheitswesen – Spagat oder Symbiose? *Bundesgesundheitsblatt – Gesundheitsforschung – Gesundheitsschutz*, 66, 176–183. <https://doi.org/10.1007/s00103-022-03653-5>

MDPI. (2023). AI-reinforced wearable sensors and intelligent point-of-care tests. *Journal of Personalized Medicine*, 13(1), 123. <https://www.mdpi.com/2075-4426/13/1/123>

Megawati, S., Machmud, A., & Alfarizi, M. (2024). Telemedicine and transformative health access for Millennials-Gen Z: PLS-SEM based behavioral exploration. *Technology in Society*, 79, 102714. <https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2024.102714>

Miller, T. (2019). Explanation in artificial intelligence: Insights from the social sciences. *Artificial Intelligence*, 267, 1–38. <https://doi.org/10.1016/j.artint.2018.07.007>

Mittelstadt, B. D., Allo, P., Taddeo, M., Wachter, S., & Floridi, L. (2016). The ethics of algorithms: Mapping the debate. *Big Data & Society*, 3(2), 1–21.

Morley, J., Machado, C. C. V., Burr, C., Cowls, J., Taddeo, M., & Floridi, L. (2020). The ethics of AI in health care: A mapping review. *Social Science & Medicine*, 260, 113172.

Nature Medicine. (2025). Wearable AI to enhance patient safety and clinical decision-making. Abgerufen am 4. Mai 2025, von <https://www.nature.com/articles/s41746-025-01554-w>

Nguyen, T. (2023). *The ethical governance of artificial intelligence and machine learning in healthcare*. Ethics International Press.

OECD. (2020). *Künstliche Intelligenz in der Gesellschaft (Band 1)*. Paris: OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/d703c6f3-de>

- Patel, V., Chesmore, A., Legner, C. M., & Pandey, S. (2021). Trends in workplace wearable technologies and connected-worker solutions for next-generation occupational safety, health, and productivity. *Advanced Intelligent Systems*, 4(2022), 2100099.
- Pfannstiel, M. A. (2022). Einleitung: „Künstliche Intelligenz im Gesundheitswesen“. In M. A. Pfannstiel (Hrsg.), *Künstliche Intelligenz im Gesundheitswesen* (S. 11–14). Wiesbaden: Springer Gabler.
- Pfannstiel, M. A. (2024). Einleitung „Technologien und Technologiemanagement im Gesundheitswesen“. In M. A. Pfannstiel (Hrsg.), *Technologien und Technologiemanagement im Gesundheitswesen* (S. 1–3). Wiesbaden: Springer Gabler.
- Polacsek-Ernst, R., Benda, F., Bretschneider, J., & Pagel, C. (2024). Digitales Mindset im Gesundheitswesen – Chancen und Herausforderungen digitaler Technologien. In M. A. Pfannstiel (Hrsg.), *Technologien und Technologiemanagement im Gesundheitswesen* (S. 89). Wiesbaden: Springer Gabler.
- Rasche, C., Reinecke, A. A., & Margaria, T. (2022). Künstliche Intelligenz im Gesundheitswesen als Kernkompetenz? Status quo, Entwicklungslinien und disruptives Potenzial. In M. A. Pfannstiel (Hrsg.), *Künstliche Intelligenz im Gesundheitswesen* (S. 22–45). Wiesbaden: Springer Gabler.
- Sabino, I., Fernandes, M. C., Cepeda, C., Quaresma, C., Gamboa, H., Nunes, I. L., & Gabriel, A. T. (2024). Application of wearable technology for the ergonomic risk assessment of healthcare professionals: A systematic literature review. *International Journal of Industrial Ergonomics*, 100, 103570. <https://doi.org/10.1016/j.ergon.2023.103570>
- Schepman, A., & Rodway, P. (2020). Initial validation of the general attitudes towards Artificial Intelligence scale. *Computers in Human Behavior*, 106, 106190.
- Shelf.io. (o. J.). How to Use AI for Predictive Analytics and Smarter Decision Making. Abgerufen am 4. Mai 2025, von <https://shelf.io/blog/ai-for-predictive-analytics/>
- Steinwendner, J. (2020). Klinische Entscheidungsunterstützungssysteme: Von der Datenrepräsentation zur künstlichen Intelligenz. In M. A. Pfannstiel, J. Mehlich & A. Rasche (Hrsg.), *Innovationen und Innovationsmanagement im Gesundheitswesen* (S. 683–697). Wiesbaden: Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-658-28643-9_36
- Taulli, T. (2022). *Artificial intelligence basics: A non-technical introduction*. Berkeley: Apress.
- Thumm, D., & Pfannstiel, M. A. (2024). KI-Technologieradar im Gesundheitswesen – Ein Überblick mit Praxisbeispielen. In M. A. Pfannstiel (Hrsg.), *Technologien der digitalen Transformation im Gesundheitswesen* (S. 301). Berlin: Springer.
- Topol, E. (2019). *Deep medicine: How artificial intelligence can make healthcare human again*. New York, NY: Basic Books.

Venkatesh, V., Morris, M. G., Davis, G. B., & Davis, F. D. (2003). User acceptance of information technology: Toward a unified view. *MIS Quarterly*, 27(3), 425–478. <https://doi.org/10.2307/30036540>

Wolf, A. L., Hennrich, J., & Buck, C. (2024). Künstliche Intelligenz-Technologie in der Radiologie: Eine systematische Überprüfung von KI-Anwendungsfällen. In M. A. Pfannstiel (Hrsg.), *Technologien und Technologiemanagement im Gesundheitswesen* (S. 663–680). Wiesbaden: Springer Gabler.

Wu, H., Fang, H., & Stanhope, S. J. (2013). Exploiting online discussions to discover unrecognized drug side effects. *Methods of Information in Medicine*, 52(2), 152–159.