

# **Stressempfinden durch digitale Transformation und Künstliche Intelligenz im beruflichen Kontext**

Masterarbeit

am

Fachhochschul-Masterstudiengang  
Betriebswirtschaft & Wirtschaftspsychologie  
an der Ferdinand Porsche FERNFH

Agnes Hörner, BA

51902919

Begutachterin: Prof.<sup>in</sup> (FH) Mag.<sup>a</sup> Dr.<sup>in</sup> Christa Walenta

Krems a. d. Donau, Mai 2025

## Eidesstattliche Erklärung

Ich erkläre hiermit, dass ich die vorliegende Arbeit selbstständig und ohne Benutzung anderer als der angegebenen Quellen und Hilfsmittel angefertigt habe. Alle Stellen, die wörtlich oder sinngemäß übernommen wurden, habe ich als solche kenntlich gemacht. Die Arbeit wurde in gleicher oder ähnlicher Form noch keiner anderen Prüfungsbehörde vorgelegt oder veröffentlicht. Die vorliegende Fassung entspricht der eingereichten elektronischen Version. Ich bestätige zudem, dass ich den Datenschutz einhalte und etwaiges Datenmaterial, das ich im Zuge meiner Masterarbeit gesammelt habe, nach Abschluss meines Studiums unwiderruflich von meinem Datenspeicher lösche.

14. Mai 2025

A handwritten signature in black ink, appearing to read 'Störmer', written in a cursive style.

Unterschrift

# Zusammenfassung

Die digitale Transformation und Künstliche Intelligenz (KI) verändern die Arbeitswelt und wirken sich nicht nur auf Organisationen, sondern auch auf Individuen aus. Diese Masterarbeit untersucht, welche Faktoren die Beziehung zwischen dem Stressempfinden durch digitale Transformation und der Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext beeinflussen. Dazu wurde eine quantitative Onlinebefragung durchgeführt (n = 127). Die Ergebnisse zeigen eine schwache negative Korrelation zwischen der Nutzungserfahrung von KI und dem Stressempfinden. Das Alter erwies sich als signifikanter Moderator dieser Beziehung, während digitale Fähigkeiten einen nicht signifikanten, aber richtungsweisenden Moderationseffekt zeigten. Für weitere untersuchte Variablen konnte kein Moderationseffekt nachgewiesen werden, drei Variablen zeigten jedoch einen direkten Einfluss auf das Stressempfinden. Die Ergebnisse verdeutlichen die Relevanz individueller Faktoren im Kontext digitaler Transformation und KI und unterstreichen die Notwendigkeit, dass Unternehmen diese Entwicklungen nicht nur verfolgen, sondern auch deren Auswirkungen auf individueller Ebene stärker berücksichtigen sollten.

Schlüsselbegriffe: Digitale Transformation, Künstliche Intelligenz, KI, Stressempfinden

## Abstract

Digital transformation and artificial intelligence (AI) are changing the world of work and impacting not only organisations but also individuals. This master's thesis investigates which factors influence the relationship between the perception of stress caused by digital transformation and the experience of using AI in a professional context. A quantitative online survey was conducted for this purpose (n = 127). The results show a weak negative correlation between the experience of using AI and the perception of stress. Age proved to be a significant moderator of this relationship, while digital skills showed a non-significant but indicative moderating effect. No moderation effect could be demonstrated for other variables analysed, although three variables showed a direct influence on the perception of stress. The results emphasise the relevance of individual factors in the context of digital transformation and AI and underline the need for companies not only respond to these developments, but also to consider their impact at an individual level.

Keywords: digital transformation, artificial intelligence, AI, stress

# Inhaltsverzeichnis

<b>1</b>	<b>Einleitung</b> .....	<b>1</b>
1.1	Problemstellung und Forschungsfrage .....	3
1.2	Zielsetzung und Aufbau der Arbeit .....	4
<b>2</b>	<b>Theoretischer Hintergrund</b> .....	<b>5</b>
2.1	Digitale Transformation & KI – Definitionen und Abgrenzungen .....	5
2.1.1	Digitale Transformation .....	5
2.1.2	Künstliche Intelligenz .....	7
2.2	Auswirkungen von digitaler Transformation & KI auf das Arbeitsumfeld & individuelle Aspekte.....	8
2.2.1	Bedeutung digitaler Transformation für Unternehmen .....	9
2.2.2	Veränderungen im Arbeitsumfeld durch KI.....	14
2.2.3	Faktoren auf individueller Ebene.....	19
2.3	Stresstheorien und Stressempfinden durch digitale Transformation .....	25
2.3.1	Theoretische Modelle.....	25
2.3.2	Definition Stressempfinden durch digitale Transformation.....	29
<b>3</b>	<b>Methodik</b> .....	<b>32</b>
3.1	Hypothesen.....	32
3.2	Literaturrecherche und Begründung des Forschungsdesigns .....	36
3.3	Material / Instrument.....	39
3.3.1	Aufbau der Befragung.....	39
3.3.2	Pretest .....	42
3.4	Vorbereitende Analysen .....	43
3.4.1	Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext.....	46
3.4.2	Stressempfinden durch digitale Transformation .....	47
3.4.3	Generelle Einstellung zu KI .....	48
3.4.4	Digitale Fähigkeiten .....	50
3.4.5	Anpassungsfähigkeit.....	50

3.4.6	Selbstwirksamkeit .....	51
3.4.7	Wahrnehmung des Risikos von Arbeitslosigkeit .....	52
3.5	Untersuchungsteilnehmer:innen / Stichprobe .....	53
3.6	Durchführung der empirischen Untersuchung .....	57
3.7	Statistische Auswertungen .....	58
3.7.1	Korrelationsanalyse .....	58
3.7.2	Moderationsanalyse .....	59
<b>4</b>	<b>Ergebnisse</b> .....	<b>61</b>
4.1	Zusammenhang zwischen Nutzungserfahrung von KI und Stressempfinden durch digitale Transformation .....	61
4.2	Moderierende Faktoren der Beziehung von Nutzungserfahrung von KI und Stressempfinden durch digitale Transformation .....	63
<b>5</b>	<b>Diskussion und Ausblick</b> .....	<b>71</b>
5.1	Zusammenfassende Diskussion der Ergebnisse .....	71
5.2	Limitationen .....	82
5.3	Implikationen für die Praxis und für weitere Forschung .....	84
	<b>Erklärung über den Einsatz generativer KI und KI-gestützter Technologien in der Masterarbeit</b> .....	<b>87</b>
	<b>Literaturverzeichnis</b> .....	<b>88</b>
	<b>Abbildungsverzeichnis</b> .....	<b>98</b>
	<b>Tabellenverzeichnis</b> .....	<b>99</b>
	<b>Anhang</b>	

# 1 Einleitung

Die fortschreitende digitale Transformation, einschließlich der Entwicklung Künstlicher Intelligenz (KI) als Bestandteil digitaler Transformation, hat einen maßgeblichen Einfluss auf die globale Wirtschaft. Mit ihr kommen sowohl Vorteile, wie ökonomisches Wachstum und steigende Arbeitsproduktivität, als auch Herausforderungen (Aly, 2020, S. 238ff.). Als negative Folgen können beispielsweise technologiebedingter Stress und Ängste genannt werden (Marsh, Vallejos & Spence, 2022, S. 1).<sup>1</sup>

Spätestens die COVID-19-Pandemie hat Unternehmen in allen Branchen zu digitaler Transformation getrieben und Digitalisierung notwendig gemacht, um eine digitale Reife zu erreichen. Unternehmen, die eine geringere digitale Reife aufweisen, sind fragiler im Verhältnis zu Unternehmen, die hier bereits fortgeschritten und dadurch flexibler sind (Fletcher & Griffiths, 2020, S. 2f.).

Künstliche Intelligenz ist ein Bestandteil digitaler Transformation (Aly, 2020, S. 240; Kraus et al., 2021, S. 2; Perifanis & Kitsios, 2023, S. 30). Durch KI können Maschinen lernen und handeln. Die Funktionsweise der KI ist darauf ausgerichtet, den Lern- und Handlungsablauf des Menschen zu imitieren. Diese Technologie findet in verschiedenen Bereichen Anwendung und bietet abhängig von Branche und Abteilung diverse Vorteile (Paul et al., 2024, S. 11f.). Die Entwicklungen von KI betreffen Personen in fast allen Branchen und Tätigkeiten und sind daher im Vergleich zu früheren Entwicklungen omnipräsent und intensiv (Xu, Xue & Zhao, 2023, S. 1).

Auch Perifanis & Kitsios (2023, S. 30) schreiben in ihrer Studie, dass die Integration von KI in Unternehmen eine wesentliche Komponente von digitaler Transformation ist und als Werkzeug fungiert, das Unternehmen verändern kann. Die Autoren schreiben, dass die Nutzung von KI und die damit verbundenen Potenziale relevant sind, um in der heutigen Zeit erfolgreich zu sein.

Digitale Transformation und speziell Künstliche Intelligenz sind Faktoren und Werkzeuge, die immer wichtiger und bereits in manchen Unternehmen eingesetzt werden. Es besteht jedoch noch weiterer Forschungsbedarf in Bezug auf die Effizienzsteigerung von Unternehmen durch KI (Paul et al., 2024, S. 11).

Die Digitalisierung betrifft neben Unternehmen auch Einzelpersonen, da Menschen mit dieser Thematik sowohl beruflich als auch privat konfrontiert sind (Brunetti et al., 2020,

---

<sup>1</sup> Diese Passage basiert auf Inhalten der eigenständig verfassten Einsendeaufgabe ESA1 der Lehrveranstaltung ACW501 – Wissenschaftstheorie und wissenschaftliches Arbeiten.

S. 698). Die Entwicklung Künstlicher Intelligenz hat sich in den vergangenen Jahren stark weiterentwickelt und beeinflusst mittlerweile das tägliche Leben vieler Personen und weist weitere Potenziale auf. Dennoch gibt es ebenso Vorbehalte gegenüber möglichen Auswirkungen von KI auf die psychische Gesundheit von Menschen, die damit regelmäßig arbeiten. Dieser Einfluss kann, abhängig von diversen Variablen, positiv oder negativ sein (Gupta, Singhal, Sharma, Hasan & Raghuvanshi, 2023, S. 184ff.). Auf individueller Ebene lassen sich verschiedene Faktoren identifizieren, die einen Einfluss auf die Beziehung zwischen der digitalen Transformation und psychologischen sowie verhaltensbezogenen Folgen ausüben. Dazu zählen beispielsweise die Persönlichkeit oder das Alter einer Person (Marsh et al., 2022, S. 11).<sup>2</sup> Die Auswirkungen neuer Technologien auf Arbeitnehmer:innen stellen ein Thema in der Forschung dar, dessen Bedeutung durch die digitalen Entwicklungen der letzten Jahre weiter zugenommen hat. In der wissenschaftlichen Literatur gibt es unterschiedliche Auffassungen über den Einfluss der Digitalisierung auf das Empfinden und Verhalten von Beschäftigten. Darüber hinaus mangelt es an umfassenden Studien, die die Folgen erzwungener Digitalisierungsprozesse untersuchen (Galanti, De Vincenzi, Buonomo & Benevene, 2023, S. 1ff).

In der wissenschaftlichen Literatur finden sich verschiedene Studien, die sich mit den potenziell negativen und positiven Auswirkungen von KI auf die Beschäftigung von Mitarbeitenden befassen. Darüber hinaus thematisieren weitere Studien die potenziellen Auswirkungen von KI auf das Verhalten und die Psyche der Mitarbeitenden (Xu et al., 2023, S. 1f.). Als negative Auswirkungen von digitalem Arbeiten können technologiebedingter Stress und Ängste genannt werden (Marsh et al., 2022, S. 1). Stress beeinflusst die Leistung, Effizienz und auch das Wohlbefinden vieler arbeitender Menschen, weshalb die Bewältigung von Stress relevant ist. Stress kann weitreichende psychische und physische Folgen haben und sich unabhängig von der Stressursache auf die Leistungsfähigkeit und Zufriedenheit der Beschäftigten auswirken oder das Risiko von Burnout oder Depressionen erhöhen (Kim & Jung, 2022, S. 6ff.). Die Summe der Stressbelastungen kann daher die Leistungsfähigkeit ganzer Organisationen schwächen (Khuong & Yen, 2016; Yozgat, Yurtkoru & Bilginoğlu, 2013 zitiert nach (Kim & Jung, 2022, S. 2).

Künstliche Intelligenz kann die Emotionen und das Wohlbefinden der Menschen auf verschiedene Weise beeinflussen. Beispielsweise können Bedenken hinsichtlich des Datenschutzes und der Verwendung personenbezogener Daten zu einem Gefühl des Unbehagens führen. Vorurteile und Diskriminierung, die in KI-Algorithmen enthalten sein

---

<sup>2</sup> Diese Passage basiert auf Inhalten der eigenständig verfassten Einsendeaufgabe ESA1 der Lehrveranstaltung ACW501 – Wissenschaftstheorie und wissenschaftliches Arbeiten.

können, könnten zu Frustration bei den Betroffenen führen. Auch ein möglicher Rückgang zwischenmenschlicher Interaktionen durch KI könnte sich ebenfalls negativ auf das Wohlbefinden der Menschen auswirken (Gupta et al., 2023, S. 187).

KI entwickelt sich stetig weiter und die psychischen Auswirkungen dieser Technologie auf den Menschen müssen zukünftig weiter untersucht werden (Gupta et al., 2023, S. 194f.). Die digitale Transformation und im Speziellen die Künstliche Intelligenz stellen somit ein aktuelles Thema dar, bei dem die psychologischen Einflüsse auf den Menschen noch nicht ausreichend erforscht sind. Dies unterstreicht die Relevanz des Themas und die Dringlichkeit der Forschung in diesem Bereich, weshalb sich die vorliegende Masterarbeit mit dem Thema „Stressempfinden durch digitale Transformation und Künstliche Intelligenz im beruflichen Kontext“ beschäftigt. Ziel der Masterarbeit ist es, die Beziehung der Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext und dem Stressempfinden durch digitale Transformation zu untersuchen. Der Fokus liegt dabei auf individuellen Faktoren, welche diese Beziehung moderieren (generelle Einstellung zu KI, digitale Fähigkeiten, Anpassungsfähigkeit, Selbstwirksamkeit, Alter, Wahrnehmung des Risikos von Arbeitslosigkeit). Die Ergebnisse sollen dazu beitragen, die psychologischen Einflüsse im Zusammenhang mit der digitalen Transformation besser zu verstehen, insbesondere im Hinblick auf die jüngsten Entwicklungen im Bereich der Künstlichen Intelligenz.

## **1.1 Problemstellung und Forschungsfrage**

Wie im einleitenden Teil bereits erwähnt wurde, gewinnt KI sowohl für Unternehmen als auch für Individuen stetig an Bedeutung. Gerade in den letzten Jahren hatten Digitalisierung und digitale Transformation, zu der auch KI zählt, einen Aufschwung (Gupta et al., 2023, S. 184). Aufbauend auf der bereits existierenden Forschung dieses Gebiets, fokussiert diese Masterarbeit den noch weniger erforschten Bereich möglicher Auswirkungen auf individueller Ebene (Galanti et al., 2023, S. 1ff.; Xu et al., 2023, S. 1f.). Die Arbeit mit Künstlicher Intelligenz birgt Risiken, die noch nicht eingehend erforscht wurden, wie beispielsweise Stress als negative Folge (Marsh et al., 2022, S. 1). Daher ergibt sich folgende zentrale Fragestellung:

*„Welche Faktoren beeinflussen den Zusammenhang zwischen dem Stressempfinden durch digitale Transformation und der Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext?“*

Im folgenden Unterkapitel wird ausgehend von dieser Forschungsfrage die Zielsetzung der Arbeit konkretisiert und der strukturelle Aufbau erläutert.

## **1.2 Zielsetzung und Aufbau der Arbeit**

In der gegebenen Masterarbeit wird die Beziehung zwischen Stressempfinden durch digitale Transformation (engl. digital transformation stress) und der Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext sowie diverse auf diese Beziehung einwirkende Variablen untersucht. Der Fokus liegt somit auf der individuellen Ebene und dem individuellen beziehungsweise subjektiven Empfinden von Personen, welches in der wissenschaftlichen Forschung zu KI noch unzureichend erforscht wurde.

Die vorliegende Masterarbeit ist in zwei Teile untergliedert: in einen theoretischen und einen empirischen Teil. Das gegenwärtige Kapitel hat den Zweck, in das Thema einzuführen. Zu diesem Zweck wird ein Überblick über die Ausgangssituation beziehungsweise Problemstellung, die Forschungsfrage und Zielsetzung sowie den Aufbau der Arbeit gegeben. Im Anschluss an die Einleitung erfolgt die Erörterung der theoretischen Grundlagen zur Beantwortung der Forschungsfrage.

Im Anschluss an den Theorieteil erfolgt die Darlegung der empirischen Forschung. Zunächst wird die angewandte Methodik vorgestellt, bevor die Ergebnisse der empirischen Forschung präsentiert werden. Das abschließende Kapitel dieser Arbeit dient der Erörterung und Kombination der gewonnenen theoretischen und empirischen Ergebnisse. Zusätzlich werden die Limitationen der Arbeit aufgezeigt. Auf Basis der empirischen Ergebnisse und des aktuellen Stands der wissenschaftlichen Literatur werden in Kapitel 5.3 abschließend Implikationen für die Praxis und für weitere Forschung abgeleitet.

## **2 Theoretischer Hintergrund**

Die digitale Transformation ist ein omnipräsentes Thema und führt zu Veränderungen in Unternehmen bis hin zur Gesellschaft (Alavi & Habel, 2021, S. 83). Der Einsatz von KI ist dabei ein entscheidender Faktor, der gegenwärtig und zukünftig die Arbeitsweisen in Unternehmen verändert (Bankins, Hu & Yuan, 2024, S. 3). Aufgrund der steigenden Bedeutung von Künstlicher Intelligenz ist es von entscheidender Bedeutung, die Einstellung der Menschen gegenüber KI zu verstehen (Bergdahl et al., 2023, S. 1). Digitales Arbeiten, sowie Künstliche Intelligenz, können für berufstätige Personen sowohl Vorteile als auch Risiken wie Stress und Ängste bringen. Diese gilt es zu verstehen, um ein adäquates Modell für Unternehmen sowie Arbeitnehmer:innen zu gewährleisten (Bankins et al., 2024, S. 1; Marsh et al., 2022, S. 1).

Im folgenden theoretischen Teil dieser Masterarbeit werden zunächst die Begriffe der digitalen Transformation und der Künstlichen Intelligenz erläutert sowie die Bedeutung und Auswirkungen auf Unternehmen, Arbeitsumfeld und Personen beleuchtet. Abschließend werden relevante theoretische Modelle und Begriffe im Zusammenhang mit Stress aufgezeigt, um das theoretische Fundament für die empirische Analyse zu legen.

### **2.1 Digitale Transformation & KI – Definitionen und Abgrenzungen**

Künstliche Intelligenz ist ein Aspekt der digitalen Transformation (Aly, 2020, S. 240). Da es sich bei beiden Termini um zentrale Begriffe für diese Masterarbeit handelt, ist eine Begriffserläuterung sinnvoll. Die Begriffserklärung erfolgt sukzessive in den folgenden Unterkapiteln, beginnend mit der digitalen Transformation und nachfolgend der Künstlichen Intelligenz.

#### **2.1.1 Digitale Transformation**

In einem Literature Review von Kraus et al. (2021, S. 2ff.) wurden 39 Publikationen untersucht und festgestellt, dass trotz der Aktualität und Relevanz der Thematik keine einheitliche Definition des Begriffs „digitale Transformation“ vorherrscht. Die Autor:innen leiteten aus einer Kombination gängiger Definitionen ab, dass die digitale Transformation eine treibende Kraft im Wandel ist und vor allem die Wirtschaft betrifft, sowie jegliche Aspekte des menschlichen Lebens, die auf der Nutzung von Technologie basieren.

Digitale Transformation ist von Digitalisierung abzugrenzen. Digitale Transformation bezeichnet allgemein Veränderungen, die sich aus digitalen Technologien ergeben. Demgegenüber steht der Begriff der Digitalisierung, der den Wandel von analogen zu

digitalen Anwendungen sowie die Automatisierung von Prozessen durch Informationstechnologie beschreibt (Hess, Matt, Benlian & Wiesböck, 2016, S. 3). Die schnelle Entwicklung ist ein wesentliches Merkmal, dass die digitale Transformation von früheren IT-gestützten Transformationen abgrenzt (Nadkarni & Prügl, 2021, S. 266). Um dennoch eine Definition für den Begriff der digitalen Transformation geben zu können, bedient sich die vorliegende Masterarbeit der Definitionen von Fitzgerald, Kruschwitz, Bonnet & Welch (2014, S. 2) und Westerman, Calmédjane, Bonnet, Ferraris & McAfee (2011, S. 5). Gemäß diesen wird digitale Transformation als der Einsatz von (digitalen) Technologien verstanden, die Prozesse und Leistungen von Unternehmen verändern oder verbessern.

Matt et al. (2015, S. 3ff.) unterschieden vier Dimensionen der digitalen Transformation, die sich unabhängig von Unternehmen oder Branchen in digitalen Transformationsstrategien niederschlagen und fassten diese im Digital Transformation Framework (DTF) zusammen. Die erste Dimension befasst sich mit der strategischen Rolle der Informationstechnologie (IT) im Unternehmen und den zukünftigen technologischen Ambitionen. Die zweite Dimension bezieht sich auf mögliche Veränderungen in der Wertschöpfungskette von Unternehmen, die durch digitale Technologien hervorgerufen werden. Im weitesten Sinne kann die Digitalisierung von Produkten oder Dienstleistungen zu Anpassungen von Unternehmensaktivitäten, Markt- oder Kundensegmenten führen, also die Wertschöpfung des Unternehmens verändern. Die dritte Dimension betrifft den Strukturwandel, der durch digitale Technologien oder eine veränderte Wertschöpfung entstehen kann bzw. notwendig wird. Zum Strukturwandel gehören auch Veränderungen in der Organisationsstruktur von Unternehmen. Die Autoren führen weiter aus, dass die finanzielle Dimension als vierte Dimension den Handlungsbedarf der Unternehmen sowie die Finanzierbarkeit thematisiert. Finanzielle Aspekte können sowohl als Treiber als auch als Restriktion der digitalen Transformation gesehen werden.

Vorteile der digitalen Transformation für Unternehmen sind beispielsweise eine Steigerung der Effizienz und Verbesserung des Kundenerlebnisses (Paul et al., 2024, S. 11f.; Winasis, Djumarno, Riyanto & Ariyanto, 2020, S. 531f.). Viele Unternehmen haben diese Vorteile auch bereits erkannt. Maßnahmen hinsichtlich der digitalen Transformation sollten von Unternehmen strategisch eingebettet werden und sowohl Prozesse und Mitarbeitende als auch Geschäftsmodelle umfassen. Unternehmen, die hinsichtlich der digitalen Transformation keine strategische Herangehensweise verfolgen und zukünftige Einflüsse nicht berücksichtigen, sind in der Vergangenheit bereits gescheitert (Winasis et al., 2020, S. 531f.).

## 2.1.2 Künstliche Intelligenz

KI stellt einen wesentlichen Bestandteil sowie Beschleuniger digitaler Transformation dar (Aly, 2020, S. 240). Entsprechend der Definition von Austrian Standards International (2023, S. 8) wird KI im Sinne einer Disziplin als die Forschung und Entwicklung von Mechanismen sowie Anwendungen entsprechender Systeme definiert. KI-Systeme werden als Systeme definiert, deren Funktion in der Generierung von Ergebnissen, Inhalten oder Empfehlungen für vom Menschen vorgegebene Ziele besteht. Gemäß dem Europäischen Parlament ist Künstliche Intelligenz definiert als die Fähigkeit von Maschinen, kognitive Prozesse des Menschen, darunter logisches Denken, Lernvermögen, Planungsfähigkeiten und Kreativität, nachzuahmen. Durch den Einsatz von KI sind technische Systeme in der Lage, ihre Umwelt wahrzunehmen, das Wahrgenommene zu verarbeiten und darauf zu reagieren. Darüber hinaus sind KI-Systeme in der Lage, aus früheren Aktionen zu lernen und folglich ihr Handeln anzupassen (Europäisches Parlament, 2023).

In Bezug auf ihre Kapazitäten lässt sich Künstliche Intelligenz in drei Kategorien unterteilen. Es wird zwischen einer schwachen KI (narrow AI), einer starken oder allgemeinen KI (general AI) und einer superintelligenten KI (super AI) unterschieden. Gegenwärtig existiert lediglich die Form der schwachen KI. Diese KI ist darauf ausgelegt, spezifische Aufgaben zu erfüllen, und erreicht dabei in bestimmten Bereichen eine höhere Leistungsfähigkeit als Menschen. Außerhalb ihres spezifischen Einsatzbereichs besitzt sie jedoch keine Transfer- oder Lernfähigkeit. Allgemeine und superintelligente KI gelten bislang als rein theoretische Konzepte. Die allgemeine KI umfasst die Idee, dass KI auf Basis früherer Erfahrungen und Fähigkeiten auch neue, unbekannte Aufgaben lösen kann. Sie beschreibt ein Konzept, bei dem Maschinen über menschenähnliche kognitive Fähigkeiten verfügen und somit vergleichbare Kapazitäten aufweisen würden. Die Entwicklung einer superintelligenten KI würde über das Konzept der allgemeinen KI hinausgehen und bedeuten, dass solche Systeme die kognitiven Fähigkeiten des Menschen übertreffen (IBM Data and AI Team, 2023; Kalota, 2024, S. 2f.).

Der Begriff der Künstlichen Intelligenz umfasst demnach Technologien, die dazu fähig sind, menschliche kognitive Fähigkeiten zu imitieren. Maschinelles Lernen stellt einen Teilbereich der KI dar. Dabei geht es um Algorithmen und Techniken, die es Maschinen ermöglichen von Daten zu lernen. Deep Learning wiederum ist eine Unterform des maschinellen Lernens und basiert auf größeren Datenmengen und höherer Rechenleistung. Generative KI (GKI) stellt einen spezifischen Teilbereich der KI und des Deep Learnings dar (Kalota, 2024, S. 1ff.), der Endnutzer:innen die Erstellung neuer Inhalte wie Text, Bilder, Audio- und Videodateien ermöglicht. Die Ergebnisse sind ähnlich zu vom

Menschen geschaffenen Inhalten. Ein prominentes Beispiel für eine Anwendung generativer KI ist ChatGPT von OpenAI (Heeter, Clark & Woo, 2023; Mondal, Das & Vrana, 2023, S. 3ff.).

Neben den Vorteilen, die generative KI mit sich bringt, sind auch Herausforderungen und Risiken zu berücksichtigen. Zu den potenziellen Herausforderungen zählen Intransparenz, mögliche Fehlerhaftigkeit, ethische und rechtliche Aspekte sowie Sicherheitsrisiken. Des Weiteren sind potenzielle negative Auswirkungen hinsichtlich kognitiver Fähigkeiten sowie ökologischer Herausforderungen zu nennen, die durch eine intensive Nutzung entstehen können (Kalota, 2024, S. 9ff.).

Die Anwendungsbereiche von Künstlicher Intelligenz sind vielfältig und umfassen unter anderem die Bereiche Werbung, Websuche oder automatische Sprachübersetzungen. Darüber hinaus findet sie Anwendung in Sektoren wie dem Gesundheitswesen, der Infrastruktur, dem Verkehr und der Landwirtschaft (Europäisches Parlament, 2023). GKI findet vor allem Anwendung in Wirtschaft und Bildung (Kalota, 2024, S. 8f.)

In den vergangenen Jahren hat KI eine deutliche Entwicklung durchlaufen und findet gegenwärtig eine regelmäßige Anwendung im Alltag. Chatbots, virtuelle Assistenten und fahrerlose Fahrzeuge sind einige Anwendungsbeispiele. Es wird deutlich, dass KI eine zunehmend substantielle Rolle im Alltag einnimmt. Das Potenzial von KI für weitere Entwicklungen und Verbesserungen ist vielversprechend, beispielsweise im Bereich der Entscheidungsfindung oder der Automatisierung von Aufgaben und Prozessen. Gleichzeitig ist es von entscheidender Bedeutung, die Sorgen und Ängste von Personen im Zusammenhang mit KI zu berücksichtigen, da diese einen Einfluss auf die mentale Gesundheit der Betroffenen haben können (Gupta et al., 2023, S. 184f.; Paul et al., 2024, S. 11ff.; Ping & Ying, 2018, S. 32ff.; Trenerry et al., 2021, S. 1ff.). Diese Thematik wird in Kapitel 2.2.3 ausführlicher behandelt.

## **2.2 Auswirkungen von digitaler Transformation & KI auf das Arbeitsumfeld & individuelle Aspekte**

Die Relevanz der Digitalisierung für den unternehmerischen Erfolg wurde spätestens durch die Auswirkungen der COVID-19-Pandemie verdeutlicht (Fletcher & Griffiths, 2020, S. 3). Zudem hat sich die Signifikanz der digitalen Transformation in Unternehmen infolge der Globalisierung in den vergangenen Jahren verstärkt. Neben ihren Auswirkungen auf Unternehmen und die Wirtschaft nimmt sie ebenfalls Einfluss auf die Gesellschaft. Die digitale Transformation steht in engem Zusammenhang zu Technologie und hier unter anderem zu Künstlicher Intelligenz (Kraus et al., 2021, S. 1ff.).

KI hat sich in den letzten Jahren weiterentwickelt und betrifft verschiedene Bereiche des Lebens, unter anderem das berufliche Umfeld. Zudem verschmilzt sie immer stärker mit dem täglichen Leben. Potenzielle Anwendungsfälle von KI umfassen virtuelle Assistenten, Chatbots oder fahrerlose Fahrzeuge sowie eine Vielzahl weiterer Anwendungsbereiche. Die Entwicklungen dieser Technologie bieten Potenziale, das Leben zu vereinfachen, Dinge zu beschleunigen oder auch die Qualität in manchen Dingen zu steigern, indem KI die Individualisierung und Personalisierung von Inhalten (besser) ermöglicht. Gleichzeitig können die Entwicklungen hinsichtlich Künstlicher Intelligenz auch Einfluss auf die mentale und emotionale Gesundheit der Menschen haben (Gupta et al., 2023, S. 184f.; Paul et al., 2024, S. 11ff.; Ping & Ying, 2018, S. 32ff.; Trener et al., 2021, S. 1ff.).

Die nachfolgenden Unterkapitel widmen sich den Auswirkungen der digitalen Transformation sowie spezifischen Effekten der Künstlichen Intelligenz. Abschließend werden auch die Wirkungen auf individueller Ebene diskutiert.

### **2.2.1 Bedeutung digitaler Transformation für Unternehmen**

Wie in Kapitel 2.1.1 beschrieben, ist die digitale Transformation von der Digitalisierung abzugrenzen. Digitalisierung bezeichnet grob den Übergang von analogen zu digitalen Verfahren oder die Automatisierung von Prozessen, während die digitale Transformation die Veränderung von Geschäftsmodellen, Produkten, Prozessen und Organisationsstrukturen eines Unternehmens thematisiert (Hess et al., 2016, S. 3). Digitale Transformation ist ein ganzheitlicher, kontinuierlicher und komplexer Prozess, durch welchen Unternehmensabläufe grundlegend und kontinuierlich verändert werden können (Fletcher & Griffiths, 2020, S. 2; Matt et al., 2015, S. 5). Des Weiteren ist eine Differenzierung zwischen Digitalisierungsstrategien und Strategien zur digitalen Transformation erforderlich, da sich diese durch unterschiedliche Perspektiven und Ziele auszeichnen. Strategien zur digitalen Transformation zielen auf die Transformation von Produkten, Prozessen und Organisationen durch den Einsatz neuer Technologien ab. Der Anwendungsbereich dieser Strategien ist äußerst breit gefasst und dient Unternehmen dazu, die durch digitale Technologien entstehenden Transformationen zu identifizieren, zu steuern und zu optimieren (Matt et al., 2015, S. 2f.).

Die Geschwindigkeit des technologischen Wandels wird immer schneller. Unternehmen haben weniger Zeit, auf Bedrohungen zu reagieren und müssen schnell agieren. Die digitale Transformation kann zudem die Wertschöpfung und Monetarisierung von Unternehmen verändern (Nadkarni & Prügl, 2021, S. 241ff.). Durch die digitale Transformation verschmelzen oder verschwinden die Grenzen zwischen Branchen. Für Unternehmen

können sich neue Chancen ergeben, während bewährte Geschäftsmodelle überholt werden (Weill & Woerner, 2015, S. 27). Technologien, wie beispielsweise das Internet der Dinge (Internet of Things oder IoT), soziale Medien, mobile Applikationen, virtuelle Realität, das Metaverse oder auch Künstliche Intelligenz spielen dabei eine zentrale Rolle (Paul et al., 2024, S. 1ff.). Es wird erwartet, dass die Künstliche Intelligenz ein großes Potenzial für Unternehmen und die Wirtschaft bietet. Die Komplexität und Sensibilität dieser Thematik erfordern die Einbeziehung und Zusammenarbeit verschiedener Interessengruppen. Zudem geht Künstliche Intelligenz mit Fragen und Zweifeln einher (Brunetti et al., 2020, S. 712f.). Diese Thematik soll in einem nachstehenden Kapitel aufgegriffen werden.

Die digitale Transformation führt zu diversen Veränderungen. Unter anderem verändert sie Verhaltensweisen von Konsument:innen und Kund:innen, was in weiterer Folge auch Auswirkungen auf kundenbezogene Prozesse in Unternehmen, wie beispielsweise dem Marketing, haben kann (Nadkarni & Prügl, 2021, S. 249). Gleichzeitig kann durch die digitale Transformation die Arbeitsproduktivität erhöht werden. Sie ermöglicht eine Steigerung von Effizienz, Innovationen, Rentabilität und Produktivität. Die Steigerung der Arbeitsproduktivität hat demnach positive Auswirkungen auf die wirtschaftliche Entwicklung. Ein höherer Grad an digitaler Transformation führt zu einem höheren Bruttonationaleinkommen (BNE) pro Kopf (Aly, 2020, S. 238ff.).

Weiters besteht die Möglichkeit, dass die digitale Transformation in Zukunft zu einem Arbeitsplatzabbau sowie der Generierung neuer Arbeitsplätze und Beschäftigungsfelder führt. Hinsichtlich der Schaffung von Arbeitsplätzen lassen sich jedoch keine eindeutigen Ergebnisse finden, wobei eine Veränderung der Zusammensetzung der Arbeitsplatzstruktur durch die digitale Transformation vermutet werden kann. Es ist dennoch zu erwarten, dass einige Berufe, die ein hohes Maß an menschlichem Handeln erfordern, nicht oder nicht vollständig durch die Entwicklungen der digitalen Transformation substituiert werden können. Zudem weisen einige Ergebnisse auf einen potenziell positiven Effekt bezüglich der Beschäftigungsquote (geringere Arbeitslosigkeit) von Frauen in Entwicklungsländern hin. Als mögliche Erklärungsansätze für diese Beobachtung werden, die von der digitalen Transformation ermöglichten, flexibleren Arbeitsbedingungen sowie die daraus resultierenden, neuen Chancen für Frauen mit Betreuungspflichten angeführt. Diese Effekte konnten bei Männern nicht im gleichen Umfang festgestellt werden (Aly, 2020, S. 238ff.; Ping & Ying, 2018, S. 32ff.).

Durch die digitale Transformation sollen Unternehmen flexibler werden und somit individueller auf Umwelteinflüsse reagieren können. Treiber der digitalen Transformation sind die Mitarbeitenden und die Verfügbarkeit von Daten (Fletcher & Griffiths, 2020, S. 2). Die

technologischen Möglichkeiten und die Leistungsfähigkeit der Technologien sind größer als in der Vergangenheit beziehungsweise als bei früheren technologischen Entwicklungen (Nadkarni & Prügl, 2021, S. 248). Die stetige Anpassung an neuartige Technologien und Infrastrukturen stellt eine wesentliche Herausforderung für Unternehmen dar. Daher ist es für Unternehmen essenziell, strategisch zu handeln und die Art und Weise der Information und Interaktion kontinuierlich an moderne Infrastrukturen und Technologien anzupassen. In diesem Zusammenhang kommt der Künstlichen Intelligenz eine entscheidende Rolle zu (Brunetti et al., 2020, S. 710ff.).

Generell scheint die digitale Transformation eine der größten vergangenen und zukünftigen Herausforderungen für das Management von Unternehmen zu sein (Nadkarni & Prügl, 2021, S. 234). Gleichzeitig wird es für Unternehmen essenziell sein die digitale Transformation und damit einhergehende Technologien zu nutzen, um zukünftig erfolgreich zu sein (Perifanis & Kitsios, 2023, S. 1). Unternehmen müssen Strategien entwickeln, um mit der digitalen Transformation mitzuhalten und gleichzeitig wettbewerbsfähig zu bleiben (Hess et al., 2016, S. 2; Matt et al., 2015, S. 1). Spätestens die COVID-19-Pandemie hat verdeutlicht, wie wichtig Flexibilität für Unternehmen ist und zudem wesentliche Erkenntnisse über die digitale Transformation in Unternehmen geliefert (Fletcher & Griffiths, 2020, S. 1f.).

Im Zusammenhang mit der digitalen Transformation sind jedoch nicht nur technische Aspekte zu berücksichtigen (Nadkarni & Prügl, 2021, S. 240). Im Rahmen ihrer Literaturrecherche gelangten Nadkarni & Prügl (2021, S. 234ff.) zu dem Ergebnis, dass in der wissenschaftlichen Literatur zu digitaler Transformation sowohl technologische als auch personenzentrierte Aspekte auf Makroebene untersucht wurden. In der technologiezentrierten Literatur wurde unter anderem die Geschwindigkeit des Wandels und der Markteinführung neuer Technologien thematisiert. Zudem wurden technologische Fähigkeiten und deren Integration, die Schnittstelle zu Verbrauchern und anderen Interessensgruppen sowie das Marktumfeld und Wettbewerbsregeln behandelt. Darüber hinaus fanden Veränderungen in der Wertschöpfung Erwähnung. Auf der personenzentrierten Mikroebene fanden sich Aspekte wie transformative Führung, Management- und Organisationsfähigkeiten, Unternehmenskultur und Arbeitsumfeld in der Literatur wieder. Damit digitale Transformation erfolgreich sein kann, bedarf es sowohl adäquater Technologien als auch qualifizierter Personen.

Um eine erfolgreiche digitale Transformation zu ermöglichen, ist neben der technologischen Komponente auch eine entsprechende Anpassung der Unternehmenskultur erforderlich. Die Unternehmenskultur und die Mitarbeitenden müssen anpassungsfähig sein und über technisches Verständnis verfügen (Nadkarni & Prügl, 2021, S. 257f.).

Unternehmen sollten eine offene und positive Kultur schaffen, in der Optimismus gegenüber zukünftiger technologischer Entwicklungen herrscht, bevor sie an der digitalen Transformation im Unternehmen arbeiten. Zunächst ist es wichtig, den Widerstand gegen die digitale Transformation durch Transparenz zu verringern beziehungsweise abzubauen. Weiters müssen Unternehmen hinsichtlich der digitalen Transformation langfristig denken und agieren, um wettbewerbs- und leistungsfähig zu bleiben (Brunetti et al., 2020, S. 710).

Die Einführung neuer Technologien führt vermutlich dazu, bestehende Strukturen und Routinen zu verändern oder Prozesse zu optimieren, was folglich zu Unsicherheit und Widerstand führen kann. Es kann vorkommen, dass Mitarbeitende den Anforderungen und der Geschwindigkeit dieser Entwicklungen nicht gewachsen sind. Unternehmen müssen einen Weg finden, mit den daraus entstehenden Konflikten umzugehen (Nadkarni & Prügl, 2021, S. 258; Trenerry et al., 2021, S. 16) und sollten alle Generationen von Mitarbeitenden in den Wandel einbeziehen. Es sollte sichergestellt werden, dass die Mitarbeitenden über die notwendigen Fähigkeiten verfügen, um weiterhin erfolgreich agieren zu können (Brunetti et al., 2020, S. 718f.). In diesem Kontext rückt auch die Rolle von Führung verstärkt in den Fokus. Der Einfluss der digitalen Transformation auf Führung ist ein vielseitig untersuchtes Thema (Nadkarni & Prügl, 2021, S. 251). Der Wandel im Bereich Führung beinhaltet beispielsweise Prozesse der Entscheidungsfindung, da diese aufgrund der technologischen Entwicklung vermehrt datenbasiert getroffen werden können, was wiederum Auswirkungen auf Qualität und Schnelligkeit der Entscheidungsfindung haben kann (Mazzei & Noble, 2017, S. 406ff.). Es ergeben sich neue Prinzipien in der Kommunikation und bezüglich Informationen (Bennis, 2013, S. 635ff.; Granados & Gupta, 2013, S. 637ff.). In diesem Zusammenhang scheinen transformationale Führungsstile bei der digitalen Transformation effektiver zu sein. Führungskräfte sollten hinsichtlich der digitalen Transformation auf die Erfahrungen der Mitarbeitenden eingehen und diese zum Experimentieren ermutigen. Unternehmenskultur- und klima beeinflussen die Prozesse und Ergebnisse der digitalen Transformation. Bottom-Up Strukturen bei digitalen Strategien unterstützen die Entwicklungen der digitalen Transformation und Innovationen (Trenerry et al., 2021, S. 16). Laut Trenerry et al. (2021, S. 16) bedarf es noch weiterer Forschung, um die Beziehung zwischen digitaler Transformation und Unternehmenskultur- und klima zu untersuchen. Schließlich muss auch die Ausbildung von Führungskräften an die neuen Entwicklungen der digitalen Transformation adaptiert werden (Sia, Soh & Weill, 2016 zitiert nach Nadkarni & Prügl, 2021, S. 251). Führungskräfte sollten transformative Fähigkeiten entwickeln und sich mit den neuen Technologien auseinandersetzen. Für das Topmanagement sind darüber hinaus auch Trainings

im Bereich Medientransparenz und Medienpräsenz anzudenken (Nadkarni & Prügl, 2021, S. 251).

Unternehmen stehen somit vor der Herausforderung, ihren Mitarbeitenden die durch die digitale Transformation erforderlichen digitalen Fähigkeiten zu vermitteln und auszubilden (Brunetti et al., 2020, S. 706ff.). In der Literatur findet sich keine eindeutige Definition des Begriffs digitaler Fähigkeiten. Es finden sich Besonderheiten und Überschneidungen aber vor allem werden auch unterschiedliche Begriffe häufig synonym verwendet, die eigentlich unterschiedliche Dinge meinen. So überschneiden sich häufig mehrere Konzepte in der Literatur, wie digitale Erfahrung (digital literacy), digitale Kompetenzen (digital competencies), digitale Fähigkeiten (digital skills) oder auch digitale Fähigkeiten des 21. Jahrhunderts (21st-century digital skills) (Audrin & Audrin, 2022, S. 7396ff.). Die Begrifflichkeiten sind noch nicht ausreichend definiert (Van Laar, Van Deursen, Van Dijk & De Haan, 2017, S. 578) und sollten klar abgegrenzt werden, da Autor:innen sie häufig synonym verwenden (Audrin & Audrin, 2022, S. 7410). Digitale Fähigkeiten umfassen mehrere Dimensionen, darunter die Nutzung von Technologien. Diese Dimension wird in der vorliegenden Arbeit als zentrale Komponente definiert. Dabei handelt es sich um die Fähigkeiten, digitale Werkzeuge zu nutzen und auszuwählen, um Aufgaben adäquat bearbeiten zu können (Audrin, Audrin & Salamin, 2024, S. 1ff.). Für Unternehmen ist es demnach essenziell, ihren Mitarbeitenden diese digitalen Fähigkeiten, also die angemessene Selektion und Applikation digitaler Instrumente, zu vermitteln. Auch wird postuliert, dass Unternehmen speziell in KI-Schulungen investieren sollten, um die Resilienz ihrer Mitarbeitenden zu steigern. Konkrete Vorschläge wären dabei KI-Schulungsprogramme, Mentoring oder Möglichkeiten zur praktischen Nutzung zu geben (Kim, Kim & Lee, 2024, S. 17146ff.; Kim & Lee, 2025, S. 1805ff.). Jüngere Generationen scheinen aufgrund höherer digitaler Fähigkeiten Potenziale für Unternehmen zu bieten. Gleichzeitig bedarf es möglicherweise einer stärkeren Aus- und Weiterbildung älterer Arbeitnehmer:innen hinsichtlich digitaler Kompetenzen und Fähigkeiten. Für Unternehmen bedeutet dies, dass Aus- und Weiterbildungsbedarf aufgrund der digitalen Transformation besteht und hier auch auf die individuellen Bedürfnisse der Beschäftigten eingegangen werden muss. In diesem Zusammenhang nannten die Autoren auch, dass Reverse-Mentoring Unternehmen unterstützen kann, damit ältere Arbeitnehmer:innen von jüngeren über die digitale Transformation lernen können (Brunetti et al., 2020, S. 706ff.).

Grundsätzlich ist es für Unternehmen also von Bedeutung, ihren digitalen Reifegrad zu optimieren, da digital reife Unternehmen in der Regel eine höhere Flexibilität und Robustheit aufweisen. Sie können strategisch schnell auf externe Veränderungen

reagieren. Die Entwicklung zu einer digital reifen Organisation ist demnach ein strategisches Vorgehen, das sowohl Prozesse, Kommunikation, Mitarbeitende als auch Soft- und Hardware betrifft (Fletcher & Griffiths, 2020, S. 1f.). Unternehmen, die einen hohen digitalen Reifegrad aufweisen, werden aller Voraussicht nach eine Weiterentwicklung erfahren. Diese Weiterentwicklung manifestiert sich in einer gesteigerten Effizienz, optimierten Arbeitsprozessen, erbrachten Innovationen und einer Unternehmenstransformation (Winasis et al., 2020, S. 532). Dennoch findet sich in der Praxis keine einheitliche Strategie zur Bewältigung der Herausforderungen der digitalen Transformation. Vielmehr ist die Implementierung mehrerer strategischer Maßnahmen erforderlich, um die digitale Transformation erfolgreich zu bewältigen (Brunetti et al., 2020, S. 716f.).

Aufbauend auf den Erkenntnissen zur Bedeutung der digitalen Transformation für Unternehmen werden in den folgenden Kapiteln einerseits die Veränderungen durch KI als Teil der digitalen Transformation und andererseits die Auswirkungen auf individueller Ebene vertiefend betrachtet.

### **2.2.2 Veränderungen im Arbeitsumfeld durch KI**

KI kann Wachstum in Unternehmen auf verschiedene Arten antreiben. Einerseits dadurch, Aufgaben und Arbeitsplätze zu übernehmen und effizienter umzusetzen, andererseits aber auch als Werkzeug für Menschen, also als unterstützende Wirkung. Zudem kann Künstliche Intelligenz Innovation und Fortschritt fördern (Accenture, 2018 zitiert nach Aly, 2020, S. 241). Trotz der bekannten Vorteile, die KI mit sich bringt, ist die Integration und Koordination von Ressourcen komplex. Die Implementierung von Künstlicher Intelligenz in Unternehmen bedarf eines Plans sowie einem Verständnis für die Technologie und den damit einhergehenden Möglichkeiten. Unternehmen sollten analysieren und sich darüber bewusst werden, welche Ziele sie mit dem Einsatz von KI anstreben, um folglich festzulegen in welchen Bereichen KI eingesetzt werden soll. Die Forschung hinsichtlich der strategischen Implementierung von KI ist noch am Anfang (Perifanis & Kitsios, 2023, S. 1ff.).

Die Nutzung von Künstlicher Intelligenz bietet für Unternehmen vielversprechende Möglichkeiten, beispielsweise in der Entwicklung neuer Geschäftsfelder oder generell bezüglich Wettbewerbsvorteilen. Dennoch fällt es vielen Unternehmen schwer, die Möglichkeiten Künstlicher Intelligenz erfolgreich zu nutzen, während andere Unternehmen KI erfolgreich einsetzen. Diejenigen Unternehmen, die KI erfolgreich einsetzen, nehmen eine Vorreiterrolle ein (Perifanis & Kitsios, 2023, S. 1). Beziehungsweise haben durch die schnelle Entwicklung des maschinellen Lernens bereits Wettbewerbsvorteile erlangt (Mondal et al., 2023, S. 12). Unternehmen müssen ihre Geschäftsmodelle entsprechend

der technologischen Entwicklungen laufend anpassen, um wettbewerbsfähig zu bleiben (Trenerry et al., 2021, S. 1). Künstliche Intelligenz darf laut Perifanis & Kitsios (2023, S. 30) nicht nur als Werkzeug gesehen werden, sondern als Technologie, die gesamte Unternehmen verändern kann. Die Autoren betonten zudem, wie wichtig die Nutzung von Künstlicher Intelligenz ist, um in der aktuellen Welt erfolgreich zu sein.

Technologische Entwicklungen, einschließlich Künstlicher Intelligenz, verändern die Arbeitswelt und geben Anlass zu Besorgnis über die Entwicklung des Arbeitsmarktes und der Unternehmen (Trenerry et al., 2021, S. 1). In ihrem Artikel behandelten Ping & Ying (2018, S. 32ff.) den Einfluss von KI auf den Arbeitsmarkt. Die Autoren betonten, dass KI sowohl Substitutionseffekte am Arbeitsmarkt erwirkt als auch Arbeitsplätze schaffen kann. Es ist nicht eindeutig, inwiefern Künstliche Intelligenz den Arbeitsmarkt verändern wird. Dennoch besteht die Möglichkeit, dass Künstliche Intelligenz zu mehr Arbeitslosigkeit führt, indem beispielsweise Aufgaben und Prozesse automatisiert werden (Mondal et al., 2023, S. 11). Die Entwicklungen in diesem Bereiche werden womöglich die Relevanz von administrativen Arbeiten und Büroarbeit verringern. So denken manche Expert:innen, dass zukünftig bis zu 70% der Arbeit vor dem Computer von Künstlicher Intelligenz übernommen werden kann. ChatGPT ist bereits aktuell in der Lage, einfache Aufgaben zu übernehmen und die menschliche Arbeit in gewissen Aufgaben zu ersetzen (Mondal et al., 2023, S. 13). Allgemein können wiederkehrende Aufgaben oder Aufgaben des täglichen Lebens durch KI effektiver gestaltet oder auch automatisiert werden (Gupta et al., 2023, S. 184). Durch generative KI können bereits Prozesse oder der Kundensupport verbessert werden (Mondal et al., 2023, S. 12). Zukünftig werden vermutlich vermehrt Texte, Bilder oder Programmcodes mit Hilfe von Künstlicher Intelligenz generiert (Mondal et al., 2023, S. 12). Von Menschen dürfte der Aspekt stärker gesehen werden, dass KI dazu führen kann, Arbeitsplätze obsolet zu machen und daher zu höherer Arbeitslosigkeit führen kann. Die Befürchtung, im Zuge der digitalen Transformation substituiert zu werden, ist keine neue Erscheinung. Wirtschaftswissenschaftler:innen befürchten, dass vor allem in Entwicklungsregionen, wo Arbeitslosigkeit bereits hoch ist, Künstliche Intelligenz zu einem Abbau der Arbeitsplätze führen kann. Dies kann folglich zu einer Senkung des Einkommens und Steigerung der Ungleichheit führen (Aly, 2020, S. 241ff.). Gleichzeitig gelangten Riedl, Fischer, Kalischko & Reuter (2020, S. 14) in ihrer Studie zu der Erkenntnis, dass die Proband:innen der DACH-Region kaum fürchteten, durch KI ersetzt zu werden oder ihren Arbeitsplatz zu verlieren.

Mondal et al. (2023, S. 4ff.) beschrieben in ihrem Artikel diverse Anwendungsmöglichkeiten von generativer KI und wie diese den Konsum und die Erstellung von Inhalten beeinflusst und beeinflussen wird. Generative KI kann auf vielseitige Weise in

unterschiedlichen Branchen und Geschäftsmodellen eingesetzt werden. Die Anwendungsmöglichkeiten sind weitreichend und umfassen unter anderem geschriebene Dokumente oder auch technische Inhalte. GKI kann Unternehmen in diversen Bereichen unterstützen, ihre Geschäftsfähigkeiten zu optimieren um ihren Kund:innen verbesserte Produkte und Dienstleistungen zu bieten (Gupta et al., 2023, S. 187). Beispielhafte Anwendungsbereiche sind:

- Kunst- und Musikbranche,
- Marketing,
- Hotellerie oder Reisebranche (Gupta et al., 2023, S. 187).
- Produktdesign,
- Pharmaindustrie und Gesundheitswesen,
- Flug- oder Automobilproduktion,
- Lehre und Fortbildung,
- Kundenservice,
- Rechtsbereich,
- Modebranche (Mondal et al., 2023, S. 4ff.).
- Strategisches Management (Perifanis & Kitsios, 2023, S. 28).

Sowohl Künstler:innen und Musiker:innen könnten mit Hilfe dieser Technologie arbeiten. Im Marketing bieten sich außerdem Potenziale hinsichtlich Datenanalyse und personalisierter Marketingkampagnen. Personalisierte Inhalte, Empfehlungen und individuelle Planungen für Kund:innen können durch GKI generiert werden. In der Hotellerie oder Reisebranche bieten sich Potenziale indem KI-Systeme individuell auf Bedürfnisse und Präferenzen von Individuen eingehen können (Gupta et al., 2023, S. 187). Dies kann sich positiv auf Kundenbindung und -treue auswirken. Weiters ist die Unterstützung dieser Technik im Produktdesign hervorzuheben. Auch in der Pharmaindustrie und dem Gesundheitswesen sowie bei der Entwicklung von Teilen im Bereich der Flug- oder Automobilproduktion kann GKI eingesetzt werden. Im Bereich der Lehre und Fortbildung, kann die Technologie von Lehrenden oder in Schulungen und Unterricht genutzt werden. Analysen von Lernenden können zur individuellen Anpassung der Bildung beitragen. Simulationen, möglicherweise in Kombination mit virtueller Realität, können zu Trainingszwecken eingesetzt werden. Im Kundenservice ergeben sich Potenziale der Effizienzsteigerung durch eine Steigerung der Genauigkeit und Pünktlichkeit. Im juristischen Kontext kann GKI vor allem bei der Prüfung, Analyse und Erstellung von Dokumenten sowie Beantwortung von Fragestellungen unterstützen. In der Modebranche kann GKI beim Designen und Entwickeln von Kleidungsstücken unterstützen (Mondal et al., 2023, S. 4ff.). Zuletzt kann auch das Management von Unternehmen KI für die strategische

Ausrichtung und Planung nutzen und entsprechend die Flexibilität des Unternehmens erhöhen. Konkret könnten mit Hilfe von KI verschiedene, künftige Szenarien getestet und im Ergebnis strategische Alternativen generiert werden (Perifanis & Kitsios, 2023, S. 28).

Allgemein kann Künstliche Intelligenz die Produktivität und Bequemlichkeit sowie Benutzerfreundlichkeit verbessern (Gupta et al., 2023, S. 194). Die Integration von KI im Unternehmen bietet diverse Vorteile, wie beispielsweise eine Steigerung der Effizienz, Unterstützung bei der Entscheidungsfindung oder neue Einnahmequellen (Perifanis & Kitsios, 2023, S. 29). Generative KI kann Unternehmen den Vorteil bieten, sich auf das Kerngeschäft zu konzentrieren und dadurch Mehrwert zu generieren. Sie bietet Potenziale zur Optimierung von Produkten hinsichtlich Effizienz und Effektivität. Die Nutzung dieser Technologie kann zu Kosteneinsparung und Leistungssteigerung führen und in diversen Branchen zum Einsatz kommen. In der Produktion kann generative KI dabei helfen, verschiedene und bestehende Lösungen zu optimieren und zu erstellen. Zudem können kundenspezifische Teile und Produkte mit Hilfe der Künstlichen Intelligenz einfacher entwickelt werden (Mondal et al., 2023, S. 6f.).

Die Entwicklung von GKI-Modellen ist sehr ressourcenintensiv, weshalb es für viele Unternehmen nicht möglich beziehungsweise unpraktikabel ist, in vollständige Maschinen zu investieren. Aus diesem Grund nutzen viele Unternehmen diese Modelle als Hilfsmittel, anstatt sie als vollwertige Maschinen einzusetzen (Mondal et al., 2023, S. 6). Die meisten Unternehmen verfügen derzeit auch nicht über eine KI-Abteilung. Zukünftig sollten Unternehmen vermehrt Zeit und Geld in KI investieren und KI-Fähigkeiten im Unternehmen entwickeln, um folglich auch Vorteile gegenüber der Konkurrenz zu erzielen. Künstliche Intelligenz sollte immer in Einklang mit der Unternehmensstrategie gebracht werden. Dafür kann es sinnvoll sein, funktionsübergreifende Teams an Mitarbeitenden aufzustellen, welche sich dem Thema annehmen. Die erfolgreiche Nutzung und Ausschöpfung der Möglichkeiten von Künstlicher Intelligenz erfordert ein tiefes Verständnis der Technologie sowie die Bereitschaft, bestehende und etablierte Verfahren und Normen zu hinterfragen sowie unbekannte Bereiche zu ergründen. Es bedarf der Bereitschaft zu experimentieren und Risiken einzugehen (Perifanis & Kitsios, 2023, S. 28f.).

Eine substanzielle Komponente von Künstlicher Intelligenz ist zudem, dass eine angemessene Datengrundlage, Datenverwaltung und Infrastruktur vorhanden sind. Die Daten, die für das Training und den Betrieb der Künstlichen Intelligenz zur Anwendung kommen, müssen genau und zuverlässig sein. Darüber hinaus wird es für Unternehmen relevant sein, die Leistung und die Auswirkungen von KI im Unternehmen zu messen

und kontinuierlich zu evaluieren, um gegebenenfalls einzugreifen oder Anpassungen vorzunehmen (Perifanis & Kitsios, 2023, S. 29).

Hinsichtlich ethischer Aspekte von generativer Künstlicher Intelligenz sind Bedenken zu erwähnen. GKI kann gefälschte oder unechte Inhalte erstellen, die als Fehlinformation verbreitet und negative Auswirkungen auf die Menschheit haben können, indem falsche oder missverständliche Informationen kommuniziert werden. Zudem sind Urheberrechte und Rechtssicherheit (Compliance) sowie Biases potenzielle Problemquellen. Weiters kann KI für unethische Unternehmensaktivitäten genutzt werden, wie beispielsweise der Erstellung von Fake-Accounts, um Onlinerezensionen zu verfälschen. Ein weiteres Beispiel unethischer Unternehmensaktivitäten wären Social Engineering Attacken, bei denen Menschen aufgefordert werden sensible oder personenbezogene Daten zu teilen oder Informationen zu finanziellen Daten preiszugeben. So wird es beispielsweise immer schwieriger, unethische und irreführende Inhalte zu identifizieren. Das wiederum macht die entsprechende Verwaltung dieser Technologie umso relevanter (Mondal et al., 2023, S. 11f.).

Trenerry et al. (2021, S. 1ff.) schrieben in ihrem Artikel, dass die digitale Transformation, inklusive Künstlicher Intelligenz, von diversen Faktoren auf individueller, Gruppen- und Organisationsebene beeinflusst wird. Auf organisationaler Ebene nennen die Autor:innen Führung, Personalwesen sowie Unternehmenskultur und Arbeitsklima als Faktoren. Um eine Unternehmenskultur des Experimentierens und der Innovation zu fördern, müssen Unternehmen ihre Mitarbeitenden ermutigen, neue KI-basierte Ideen und Lösungen zu testen und zu initiieren. Dies kann dazu beitragen, neue Möglichkeiten zu erkennen und die Effektivität von KI-Lösungen zu verbessern (Perifanis & Kitsios, 2023, S. 29).

Im Zusammenhang mit Künstlicher Intelligenz ist es zusammenfassend wichtig, dass Unternehmen die Entwicklungen dieser Technologie laufend verfolgen und die Strategien entsprechend anpassen. Zudem sind ethische und rechtliche Aspekte, speziell zum Datenschutz, zu beachten sowie Gesetze und Vorschriften einzuhalten (Perifanis & Kitsios, 2023, S. 29). Innerhalb der Europäischen Union ist in diesem Zusammenhang insbesondere der AI Act zu nennen, der die Sicherheit, Transparenz, Nachvollziehbarkeit und Umweltfreundlichkeit gewährleisten sowie Diskriminierung vermeiden soll (Generaldirektion Kommunikation & Europäisches Parlament, 2025). Des Weiteren sollten die individuellen Effekte von KI auf das Leben der Menschen nicht außer Acht gelassen werden (Cramarencu, Ioana Burcă-Voicu & Dabija, 2023, S. 731f.), weshalb in Kapitel 2.2.3 auf die individuellen Faktoren eingegangen wird.

### 2.2.3 Faktoren auf individueller Ebene

Digitale Transformation bedarf sowohl einer technischen, als auch einer menschlichen Komponente und hat neben technischen Auswirkungen auf Unternehmen auch Einfluss auf menschenbezogene Aspekte (Nadkarni & Prügl, 2021, S. 234ff.). Künstliche Intelligenz gewinnt in diversen Aspekten des Lebens stetig an Bedeutung, weshalb es zunehmend wichtiger wird, auch die Einstellung der Menschen gegenüber KI zu untersuchen und zu verstehen (Bergdahl et al., 2023, S. 1).

Trener et al. (2021, S. 4ff.) waren der Annahme, dass die digitale Transformation in Unternehmen sowohl durch Faktoren auf individueller Ebene als auch auf Gruppenebene und organisationaler Ebene beeinflusst werden. Auf individueller Ebene nannten die Autor:innen unter anderem die Einstellung und Wahrnehmung zu Technologie und digitaler Transformation als Einflussfaktoren. Haben Mitarbeitende den Eindruck, dass digitale Systeme für ihre Arbeit und Leistung nützlich sind sowie die Bedienung einfach zu erlernen und zu handhaben ist, wird die Akzeptanz für die Einführung solcher Systeme steigen. Bergdahl et al. (2023, S. 1ff.) untersuchten in ihrer Studie die Einstellung von Personen gegenüber Künstlicher Intelligenz, da die Einstellung der Menschen zu KI aufgrund des breiten Einsatzes von KI von großer Bedeutung ist. Sie fanden heraus, dass Autonomie, Kompetenz und Zugehörigkeit positiv mit der Einstellung zu KI korrelieren. Auch Höyng & Lau (2023, S. 2ff.) untersuchten in ihrer Studie unterschiedliche Einflussfaktoren, die die digitale Bereitschaft direkt und indirekt beeinflussen, indem sie das Employee Digitalization Acceptance Model (EDAM) entwickelten. Die Ergebnisse der Studie zeigten, dass unter anderem die digitale Bereitschaft und die Wahrnehmung der digitalen Arbeitsmittel durch die Mitarbeitenden unterschiedlich sind und die beabsichtigte digitale Bereitschaft der Mitarbeitenden beeinflussen. Menschen schienen eher bereit zu sein sich an der Digitalisierung zu beteiligen, wenn sie eine positive Einstellung gegenüber digitaler Technologien aufweisen (Gfrerer, Hutter, Füller & Ströhle, 2021, S. 4). Die digitale Bereitschaft von Mitarbeitenden ist ein wesentlicher Aspekt für die Akzeptanz und Nutzung von digitalen Instrumenten (Höyng & Lau, 2023, S. 1). Auch in der von Bergdahl et al. (2023, S. 4ff.) durchgeführten Studie wurde der Aspekt der Einstellung gegenüber KI aufgegriffen. Die Autor:innen führten eine länderübergreifenden Querschnitt- sowie Längsschnittstudie durch, bei der der Zusammenhang zwischen wahrgenommener Autonomie, Kompetenz und Verbundenheit mit neuen Technologien und der Einstellung gegenüber Künstlicher Intelligenz untersucht wurde. Im Rahmen der länderübergreifenden Studie wurden Erwachsene aus Finnland, Frankreich, Deutschland, Irland, Italien und Polen befragt. Die Längsschnittuntersuchung umfasste finnische Personen im Alter zwischen 18 und 80 Jahren, die zu zwei verschiedenen Zeitpunkten

befragt wurden. Für Autonomie, Kompetenz und Verbundenheit konnte in sämtlichen Ländern ein positiver Zusammenhang mit einer positiven Einstellung zu KI festgestellt werden, was durch die Längsschnittuntersuchung bestätigt werden konnte. Dies lässt darauf schließen, dass Individuen, die sich im Umgang mit neuen Technologien kompetent fühlen, eine Zunahme der Autonomie oder auch Verbundenheit verspüren. Folglich nehmen sie KI als positiver wahr. Darüber hinaus konnte in der Querschnittstudie eine Korrelation zwischen der täglichen Nutzung intelligenter Technologien und einer positiven Einstellung zu KI in allen untersuchten Nationen beobachtet werden. Zudem wurde festgestellt, dass Frauen in allen Ländern eine geringere KI-Positivität berichteten. In allen untersuchten Ländern korrelierte ein höheres Bildungsniveau mit einer positiveren Einstellung gegenüber KI, was darauf schließen lässt, dass Personen mit einem höheren Bildungsabschluss eine positivere Einstellung gegenüber KI aufweisen.

Xu et al. (2023, S. 1ff.) führten in ihrer Studie eine quantitative Umfrage mit über 200 Arbeitnehmer:innen durch. Sie fanden heraus, dass die Wahrnehmung von Chancen, welche durch KI entstehen, positiv mit dem Wohlbefinden von Arbeitnehmer:innen korrelierten. Die Wahrnehmung des Risikos von Arbeitslosigkeit scheint die Beziehung der Wahrnehmung von Chancen, welche durch KI entstehen und dem Wohlbefinden der Mitarbeitenden zu schwächen. In den vergangenen Jahren kam es aufgrund der Entwicklungen von Künstlicher Intelligenz und Robotik zu einem Wegfall von Arbeitsplätzen und damit zu einer Steigerung der Arbeitslosigkeit. Dies hat zu einer gewissen Angst vor Arbeitslosigkeit aufgrund Künstlicher Intelligenz geführt. Da die Technologie fortlaufend stärker in das tägliche Leben eindringt, verstärkt sich der beschriebene Effekt der Arbeitslosigkeit, was wiederum die Angst stärker werden lässt. Oft übersehen wird der kreative Effekt der KI (Ping & Ying, 2018, S. 32).

Allgemein kamen Trenerry et al. (2021, S. 14) in ihrem Literature Review zur Kenntnis, dass Personen neuen Technologien motivierter gegenüberstehen, wenn diese als vorteilhaft, beispielsweise hinsichtlich einer Steigerung der Produktivität oder Arbeitsqualität, gesehen werden. Eine positive Korrelation zwischen der Wahrnehmung von Chancen durch KI und dem Wohlbefinden am Arbeitsplatz fanden auch Xu et al. (2023, S. 1). Im Gegensatz dazu ist die Einstellung gegenüber neuen Technologien negativ, wenn Personen sie als Ursache für Arbeitsplatzverlust sehen. Diese Angst weist in weiterer Folge einen Zusammenhang zu Fluktuation, Depressionen oder einem geringeren Engagement und geringer Arbeitszufriedenheit auf. Unterstützungen von Seiten der Organisation können diese negative Wahrnehmung mindern (Trenerry et al., 2021, S. 14f.).

Auf individueller Ebene wurden außer der Technologieakzeptanz noch die Fähigkeiten und Schulungen, die Belastbarkeit, Selbstwirksamkeit und Anpassungsfähigkeit am Arbeitsplatz sowie das arbeitsbezogene Wohlbefinden als Einflussfaktoren identifiziert (Gfrerer et al., 2021, S. 5; Höyng & Lau, 2023, S. 1; Kim & Lee, 2025, S. 1805; Marsh et al., 2022, S. 15; Trenerry et al., 2021, S. 4ff.). Arbeitnehmer:innen scheinen neue oder bestimmte Technologien eher zu akzeptieren, wenn sie einen persönlichen Nutzen für ihre Arbeit erkennen können und wenn sie einfach zu erlernen und bedienen ist. Die Technologieakzeptanz hängt zudem von Variablen wie dem Alter, Geschlecht oder der Berufserfahrung ab. Weiters steht die Technologieakzeptanz im Zusammenhang mit Resilienz und Weiterbildungsmöglichkeiten (Trenerry et al., 2021, S. 4ff.).

Das Voranschreiten der Technologie beeinflusst somit die Fähigkeiten und Kompetenzen, die von Arbeitnehmer:innen beziehungsweise Unternehmen erfordert werden. Mitarbeitende benötigen kognitive und technische beziehungsweise digitale Fähigkeiten, um mit der zunehmend digitalen Arbeitsumgebung umgehen zu können. Dadurch die digitale Transformation für Individuen als auch für Unternehmen mit Wandel zusammenhängt, sind individuelle Faktoren, wie beispielsweise Belastbarkeit und Anpassungsfähigkeit relevante Eigenschaften. Weiterbildungen und Umschulungen von solchen kognitiven und technischen Fähigkeiten sind daher essenziell (Trenerry et al., 2021, S. 1ff.). Die Relevanz von Anpassungsfähigkeit als individueller Faktor im Kontext der digitalen Transformation ist darin begründet, dass anpassungsfähige Mitarbeiter:innen flexibler sind und sich an Veränderungen im Arbeitsumfeld anpassen können (Kim & Jung, 2022, S. 18). Personen, die sich durch eine hohe Anpassungsfähigkeit auszeichnen, scheinen im Zuge der digitalen Transformation zufriedener zu sein. Dies lässt sich damit erklären, dass sie proaktiver sind und Verantwortung für die Anpassung an veränderte Situationen übernehmen (Trenerry et al., 2021, S. 15).

Auch Marsh et al. (2022, S. 15) schrieben, dass individuelle Faktoren, darunter die Persönlichkeit und Selbstwirksamkeit am Computer die Beziehung der digitalen Transformation und negativen Auswirkungen beeinflusst. Das Konzept der Selbstwirksamkeit (self-efficacy) wurde von Bandura geprägt und bezieht sich auf die Wahrnehmung und Überzeugung von Personen an ihre eigenen Fähigkeiten. Selbstwirksame Menschen glauben daran, Aufgaben in bestimmten Bereichen erfüllen zu können (Bandura, 1977, S. 191ff.). Selbstwirksamkeit ist in diversen Bereichen eine relevante Komponente, darunter auch in der beruflichen Weiterentwicklung oder der psychischen Gesundheit (Chen, Wei & Wei, 2024, S. 4). Technologische Selbstwirksamkeit, als eine spezifische Form der Selbstwirksamkeit, bedeutet, dass Personen davon überzeugt sind, dass sie digitale Technologien nutzen können, um

bestimmte Tätigkeiten auszuführen (Gelbrich & Sattler, 2014, S. 82ff.). Des Weiteren wird die KI-Selbstwirksamkeit definiert als die Überzeugung einer Person KI erfolgreich nutzen und mit ihr interagieren zu können (Wang & Chuang, 2024, S. 4785ff.). KI-Selbstwirksamkeit unterscheidet sich von technologischer und traditioneller Selbstwirksamkeit in mehreren Aspekten, da sie vor allem den Fokus auf kognitive und verhaltensbezogene Fähigkeiten im Zusammenhang mit der Interaktion zwischen KI und Mensch richtet (Kim & Lee, 2025, S. 1812). Durch Selbstwirksamkeit können Personen ihre technischen Fähigkeiten verbessern und Überlastung vermeiden sowie Stress reduzieren (Tams, Ahuja, Thatcher & Grover, 2020; Yin et al., 2018 zitiert nach Rasool et al., 2022, S. 9). Auch Delpechitre, Black & Farrish (2019, S. 330) zeigten in ihrer Studie zu den Auswirkungen neuer Technologien auf Vertriebsmitarbeiter:innen, dass die negativen Effekte von Technologieüberlastung reduziert werden konnten, wenn die Personen davon überzeugt waren, die Technologien beruflich zu ihrem Vorteil nutzen zu können.

Diverse Studien beschäftigten sich in der Vergangenheit bereits mit KI-Selbstwirksamkeit als Moderationseffekt (Kim et al., 2024, S. 17146ff.; Kim & Lee, 2025, S. 1805ff.). Dabei wurde beispielsweise der Effekt von KI-Selbstwirksamkeit auf die Beziehung von organisatorisch bedingtem Perfektionismus und Stress am Arbeitsplatz untersucht. Der Moderationseffekt konnte signifikant bestätigt werden und deutet darauf hin, dass KI-Selbstwirksamkeit Stress verringern kann (Kim & Lee, 2025, S. 1819ff.). Eine weitere Studie untersuchte den Moderationseffekt von KI-Selbstwirksamkeit auf die Beziehung von Arbeitsüberlastung und Arbeitsstress. Auch diese Beziehung konnte signifikant bestätigt werden und stellt aufgrund der raschen Integration von KI in der Arbeitswelt eine zentrale Erkenntnis dar (Kim et al., 2024, S. 17146ff.). Selbstwirksamkeit wirkt sich außerdem positiv auf KI-Kompetenzen und lebenslanges Lernen aus (Low, Wut, Lau & Tong, 2025, S. 1).

Zudem sollten auch demografische Eigenschaften Einfluss auf die Beziehung der digitalen Transformation und daraus resultierenden negativen Auswirkungen haben (Marsh et al., 2022, S. 15). Auf soziodemografischer Seite ist für die vorliegende Masterarbeit vor allem das Alter interessant. Ältere Personen werden tendenziell, den technisch unerfahrenen Nutzer:innen zugeordnet (Leite, Hodgkinson, Lachowski Volochtchuk & Cavalcante Nascimento, 2024, S. 1), wobei Forschungsergebnisse, die den Zusammenhang zwischen Alter und der Einstellung von KI betreffen, widersprüchlich sind (Kaya et al., 2024, S. 10). Galanti et al. (2023, S. 15) schreiben beispielsweise, dass der Einfluss des Alters im Zusammenhang mit der Nutzung digitaler Werkzeuge aufgrund der vereinfachten Nutzung digitaler Technologien abgenommen hat. Sie führen weiter aus, dass für die Nutzung digitaler Technologien keine speziellen Kenntnisse mehr vorausgesetzt

werden, weshalb Effekte aufgrund des Altersunterschiedes zu verschwinden scheinen. Dennoch scheinen jüngere Generationen aufgrund ihrer frühen Exposition gegenüber dem digitalen Wandel Vorteile im Umgang mit neuen Technologien zu haben (Brunetti et al., 2020, S. 706; Knowles et al., 2021, S. 66ff.; Leite et al., 2024, S. 2f.). Sie wirken zudem, als hätten sie eine positivere Einstellung gegenüber KI, indem sie KI mehr Vertrauen und Akzeptanz entgegenbringen (Gillespie, Lockey & Curtis, 2021, S. 2ff.). Ältere Arbeitnehmer:innen scheinen aufgrund geringerer Flexibilität und Anpassungsfähigkeit das Erlernen neuer Technologien anstrengender zu empfinden als ihre jüngeren Kolleg:innen (Galanti et al., 2023, S. 15). Dies könnte daran liegen, dass jüngere Generationen besser mit neuen Technologien vertraut sind und diese verstehen (Gillespie et al., 2021, S. 56), da beispielsweise Millennials, Generation Z oder Generation Alpha mit dem technologischen Wandel aufgewachsen oder in dieser Zeit geboren sind und den Umgang mit digitalen Werkzeugen routiniert beherrschen (Brunetti et al., 2020, S. 706; Knowles et al., 2021, S. 66ff.; Leite et al., 2024, S. 2f.).<sup>3</sup> Eine weitere Untersuchung kam zu dem Ergebnis, dass jüngere Menschen mehr digitalen Stress empfinden, wobei die Ergebnisse dieser Studie für Österreich nicht signifikant waren (Riedl et al., 2020, S. 32).

Außerdem soll erneut der Aspekt der digitalen Fähigkeiten, wie von Trenerry et al., (2021, S. 1ff.) thematisiert, aufgegriffen werden. Eine Begriffserklärung wurde bereits in Kapitel 2.2.1 diskutiert. Digitale Fähigkeiten werden in der vorliegenden Masterarbeit im Sinne von Nutzung und Auswahl von Technologien verstanden (Audrin et al., 2024, S. 1ff.). Begrenzte technische bzw. digitale Fähigkeiten der Beschäftigten am Arbeitsplatz führen zu einer Überlastung mit Technologie (Beveridge, 2018; Delpechitre, Black & Farish, 2019; Harris, Harris, Carlson & Carlson, 2015; Karr-Wisniewski & Lu, 2010; Schwartz, 2016; Yin, Ou, Davison & Wu, 2018 zitiert nach Rasool et al., 2022, S. 14), was wiederum zu Stress führen kann (Delpechitre et al., 2019; Harris, Lambert & Harris, 2013; Karr-Wisniewski & Lu, 2010; Ragu-Nathan, Tarafdar, Ragu-Nathan & Tu, 2008; Tarafdar, Tu, Ragu-Nathan & Ragu-Nathan, 2007 zitiert nach Rasool et al., 2022, S. 13). Haben Mitarbeitende geringe technische Fähigkeiten, kann dies hinderlich für den Einsatz neuer Technologien am Arbeitsplatz sein (Yin et al., 2018 zitiert nach Rasool et al., 2022, S. 9).

Künstliche Intelligenz kann die mentale und emotionale Gesundheit von Menschen auf verschiedene Weise positiv oder negativ beeinflussen, abhängig von mehreren Variablen (Cramarenco et al., 2023, S. 741ff.; Gupta et al., 2023, S. 194f.). Beispielsweise

---

<sup>3</sup> Diese Passage basiert auf Inhalten der eigenständig verfassten Einsendeaufgabe ESA1 der Lehrveranstaltung ACW501 – Wissenschaftstheorie und wissenschaftliches Arbeiten.

können sich Personen aufgrund der Verwendung und Analyse ihrer personenbezogenen Daten unsicher fühlen und Bedenken hinsichtlich Privatsphäre und Kontrolle erleben. Dies kann in weiterer Folge zu psychischer Anspannung und dem Gefühl beobachtet zu werden, führen. Personen könnten sich unwohl fühlen, sobald sie über die Verwendung und Analyse ihrer persönlichen Daten informiert werden (Gupta et al., 2023, S. 187).

Zudem weist der derzeitige Entwicklungsstand von KI noch ethische und technische Herausforderungen auf. Mondal et al. (2023, S. 15) kamen zu dem Schluss, dass GKI noch nicht vollumfänglich ausgereift ist und derzeit noch ethische und praktische Fragen offen sind, die es zu klären gilt. Technologien und Systeme im Zusammenhang mit Künstlicher Intelligenz sind (noch) fehleranfällig und Filter sind meist nicht in der Lage unangemessene Inhalte zu erkennen. KI ist daher anfällig für diskriminierende und vorurteilsbehaftete Handlungen. Dies kann auf betroffene Personen negative Einflüsse hinsichtlich deren mentaler Gesundheit haben. Eine ungerechte Behandlung von KI hinsichtlich Diskriminierung und Vorurteilen kann zu Frustrierung führen und Menschen können sich ungerecht behandelt fühlen. Ein potenzieller Nachteil von KI kann zudem sein, dass menschliche Interaktionen abnehmen und Personen verstärkt mit der Technologie kommunizieren. Eine Verringerung sozialer Interaktion kann sich nachteilig auf das Wohlbefinden auswirken (Gupta et al., 2023, S. 187ff.).

Digitale Technologien finden sowohl beruflich als auch privat Anwendung (Brunetti et al., 2020, S. 698). Sie tragen dazu bei, dass die Grenzen zwischen Arbeit und Privatleben verschmelzen. Dies kann infolgedessen zu geringerer Produktivität, Wohlbefinden und Engagement gegenüber dem Unternehmen führen (Trenerry et al., 2021, S. 16). Folglich sollten Arbeitgeber:innen Strategien entwickeln, um negative Auswirkungen auf das Wohlbefinden der Arbeitnehmer:innen zu vermindern und den Herausforderungen der digitalen Transformation standzuhalten (Hess et al., 2016, S. 2; Matt et al., 2015, S. 1; Trenerry et al., 2021, S. 16). Dazu zählen beispielsweise Schulungen zu Resilienz und Anpassungsfähigkeit. Weitere berufliche Stressoren, die durch digitale Technologien hervorgerufen werden, und vor allem Manager:innen betreffen, sind beispielsweise Arbeitsüberlastung oder das Gefühl von mangelnder Kontrolle. Andererseits können die Steigerung der Effektivität und Innovation positive Auswirkungen von neuen Technologien darstellen. Allgemein zeigten vergangene Studien, dass digitale Technologien zu zunehmendem Stress führen können (Trenerry et al., 2021, S. 16). Das nachfolgende Kapitel widmet sich daher dem Aspekt des Stresses.

## **2.3 Stresstheorien und Stressempfinden durch digitale Transformation**

Einige Studien, die Stress im Kontext von digitaler Transformation oder KI untersuchten, griffen dabei auf das Job Demands-Resources Modell als theoretische Basis zurück (Marsh et al., 2022, S. 6; Rasool et al., 2022, S. 4; Wang, Kakhki & Uppala, 2017, S. 1). Marsh et al. (2022, S. 15) schrieben in ihrem Artikel, dass das Job Demands-Resources Modell eine nützliche theoretische Grundlage für weitere Untersuchungen von digitaler Transformation und Stress ist. Weitere Studien, die sich mit technologiebezogenem Stress beschäftigten, nutzten das transaktionale Stressmodell (Transactional Model of Stress and Coping) (Marsh et al., 2022, S. 6).

In den nachfolgenden Unterkapiteln werden die beiden theoretischen Modelle erörtert, die als Grundlage der Arbeit dienen. Darüber hinaus wird die zentrale Komponente des Stressempfindens durch digitale Transformation definiert.

### **2.3.1 Theoretische Modelle**

Die vorherrschende wissenschaftliche Literatur zu technologiebedingtem Stress bedient sich primär dem transaktionalen Stressmodell, wobei auch andere theoretische Modelle, wie beispielsweise das Job Demands-Resources-Modell Anwendung finden (Marsh et al., 2022, S. 14).

In Bezug auf die vorliegende Masterarbeit und den Untersuchungsgegenstand erweisen sich die beiden genannten Modelle als relevant, weshalb sie im Folgenden beschrieben werden. Dies dient dazu, im weiteren Verlauf der Arbeit darauf zu referieren und die Ergebnisse mit theoretischen Modellen zu untermauern.

#### **2.3.1.1 Transaktionales Stressmodell**

Das transaktionale Stressmodell (Transactional Model of Stress and Coping) dient der Untersuchung von psychischem Stress. Das Modell geht davon aus, dass Stress kontextabhängig ist. Das bedeutet, dass es sich um eine Wechselwirkung zwischen der Person und ihrer Umwelt handelt. Stress ist ein Prozess, der sich im Zeitverlauf verändert (Folkman, 2010, S. 902). Gemäß dieser Theorie stellen sowohl der Bewertungs- als auch der Bewältigungsprozess entscheidende Faktoren für kontextabhängigen Stress dar. Kontextabhängiger Stress resultiert aus der Beziehung zwischen einer Person und ihrer Umwelt. Die Bewertung und Bewältigung sieht die Theorie zudem als entscheidend für die akuten und langfristigen Folgen (Folkman, Lazarus, Dunkel-Schetter, DeLongis & Gruen, 1986, S. 992).

Die kognitive Bewertung ist ein Prozess, bei dem eine Person beurteilt, ob und in welcher Weise eine bestimmte Begegnung mit der Umwelt für ihr Wohlbefinden relevant ist (Folkman et al., 1986, S. 992). Zunächst erfolgt die primäre Bewertung der Situation, bei der Personen die persönliche Bedeutung der Situation einschätzen. Personen bewerten, was geschieht und ob dies Bedeutung für sie hat sowie den Grund für die Bedeutung. Die primäre Bewertung wird von den Überzeugungen, Werten und Zielen der Person beeinflusst (Folkman, 2010, S. 902; Folkman et al., 1986, S. 993). In einem weiteren Schritt erfolgt die sekundäre Bewertung. Hier werden die Bewältigungsmöglichkeiten der Person eingeschätzt. Dies wird einerseits von der Situation selbst, als auch von den physischen, psychischen, materiellen und spirituellen Ressourcen der Person zur Bewältigung beeinflusst (Folkman, 2010, S. 902; Folkman et al., 1986, S. 993). Die primäre und sekundäre Bewertung beeinflussen gemeinsam, wie eine Situation eingeschätzt und ob sie als stressauslösend wahrgenommen wird. Sie bestimmen, ob eine Situation als Bedrohung oder als Herausforderung erlebt wird. Auf Basis der beiden Prozesse wird evaluiert, welche Bewältigungsoptionen vorliegen, wie mit der Situation umgegangen wird und welche Auswirkungen es auf das Wohlbefinden hat. Bereits der Bewertungsprozess generiert Emotionen (Folkman, 2010, S. 902; Folkman et al., 1986, S. 993).

Bewältigung (Coping) bezieht sich auf Denkmuster und Verhaltensweisen, die Personen einsetzen, um mit den internen und externen Anforderungen stressreicher Ereignisse umzugehen. Drei Bewältigungstypen, die im Zusammenhang mit dieser Theorie genannt werden, sind problemorientiertes, emotionsorientiertes und sinnorientiertes Coping (Folkman, 2010, S. 902). Bewältigung ist prozessorientiert, das bedeutet sie konzentriert sich darauf, was eine Person in einer Stresssituation denkt und wie sich dies im weiteren Prozess verändert. Eine Bewertung, ob eine Bewältigungsstrategie gut oder schlecht ist, wird nicht vorgenommen. Bewältigung wird also definiert als das Bemühen einer Person, mit Anforderungen umzugehen, unabhängig davon, ob dieses Bemühen erfolgreich ist oder nicht. Darüber hinaus wird Coping als kontextabhängig betrachtet. Das bedeutet, dass Personen auf der Grundlage ihrer Selbsteinschätzung der Anforderungen und Ressourcen (Demands and Resources) die Bewältigungsmöglichkeiten beurteilen (Folkman et al., 1986, S. 993). Die Bewältigung von Stress kann in zwei Hauptfunktionen unterteilt werden: die emotionsorientierte Bewältigung und die problemorientierte Bewältigung. Die emotionsorientierte Bewältigung umfasst die Regulierung belastender Emotionen, während die problemorientierte Bewältigung die Veränderung der Stress auslösenden Faktoren beinhaltet (Folkman et al., 1986, S. 993).

Abschließend sei erwähnt, dass es auch Kritik an dem Modell gibt. So thematisierten Steffen & Anderson (2025, S. 1ff.), dass der Bewertungsprozess im ursprünglichen

transaktionalen Stressmodell ein kognitiver ist. Die Autoren postulierten jedoch, dass die aktuelle neurowissenschaftliche Forschung zeigt, dass der initiale Bewertungsprozess körperlich und nicht dualistisch ist. Die Autoren stellten eine revidierte Version des Stressmodells vor. Diese soll hier nicht weiter vertieft werden, es soll aber gezeigt werden, dass auch dieses Modell kritisiert wird und Optimierungspotential aufweist.

### 2.3.1.2 Job Demands-Resources Modell

Die Grundidee des Job Demands-Resources Modells ist, dass jeder Job spezifische Merkmale aufweist, die entweder als Anforderungen oder als Ressourcen kategorisiert werden können (Bakker & Demerouti, 2017, S. 274; Schaufeli, 2017, S. 121; Schaufeli & Bakker, 2004, S. 295). Anders ausgedrückt hat jeder Beruf spezifische Risikofaktoren in Bezug auf beruflichen Stress, die in weiterer Folge in die beiden Kategorien Anforderungen (Demands) oder Ressourcen (Resources) unterteilt werden können. Unabhängig der jeweiligen Anforderungen oder Ressourcen, kann das Modell auf unterschiedliche berufliche Umgebungen angewandt werden (Demerouti, 2007, S. 312). Ausgangspunkt des Modells ist, dass sich Arbeitsanforderungen von Arbeitsressourcen unterscheiden und Arbeitsanforderungen die Ressourcen von Mitarbeitenden verringern, während es bei Arbeitsressourcen umgekehrt ist (Carlson, Carlson, Zivnuska, Harris & Harris, 2017, S. 318). Das Modell bietet einen Ansatz auf individueller Ebene (Schaufeli & Taris, 2014, S. 58).

Arbeitsanforderungen (Demands) sind psychologische, physische, soziale oder organisatorische Aspekte der Arbeit, die mit Aufwand oder Fähigkeiten und damit Kosten verbunden sind. Beispiele sind Arbeitsdruck und eine schlechte physische Arbeitsumgebung (Carlson et al., 2017, S. 318; Demerouti, 2007, S. 312). Arbeitsanforderungen müssen nicht zwangsläufig negativ sein. Dennoch können sie sich zu Stressoren entwickeln und zu negativen Auswirkungen, wie beispielsweise Depressionen oder Burnout führen (Schaufeli & Bakker, 2004, S. 296). Weitere Beispiele können Arbeitsüberlastung, schweres Heben, zwischenmenschliche Konflikte, Arbeitsplatzunsicherheit oder Computer Probleme sein (Schaufeli & Taris, 2014, S. 45ff.). Das Modell geht davon aus, dass hohe Arbeitsanforderungen zu zusätzlichen Anstrengungen führen, weshalb sich die Leistung verringert und in weiterer Folge die Erfüllung von Arbeitszielen verhindert. Eine Folge davon sind psychische und physische Auswirkungen, wie Müdigkeit oder Reizbarkeit. Eine dauerhafte Überforderung, von der sich Mitarbeitende nicht ausreichend erholen, kann zu Erschöpfung und schließlich zu Burnout führen (Schaufeli & Taris, 2014, S. 45). Arbeitsanforderungen stehen in positivem Zusammenhang zu Burnout (Demerouti, Taris, Schaufeli & Schreurs, 2003, S. 17).

Arbeitsressourcen (Resources) hingegen sind jene Aspekte der Arbeit, die diese verbessern (Carlson et al., 2017, S. 318). Dies zeigt sich entweder darin, dass sie das Erreichen der Arbeitsziele unterstützen, die Arbeitsanforderungen und damit die physiologischen und psychologischen Kosten reduzieren oder die persönliche Entwicklung und das Wachstum fördern. Ressourcen sind unabhängig davon wichtig, ob sie der Bewältigung von Arbeitsanforderungen dienen oder nicht (Demerouti, 2007, S. 312). Beispiele für Arbeitsressourcen sind Feedback, Kontrolle oder soziale Unterstützung (Schaufeli & Taris, 2014, S. 45). Arbeitsressourcen haben potenziell eine motivierende Wirkung, was zu höherem Arbeitsengagement, geringerem Zynismus und besseren Leistungen führen kann. Arbeitsressourcen können eine intrinsische Motivation auslösen, wenn sie beispielsweise persönliches Wachstum, Lernen und die Entwicklung von Personen fördern. Zudem können sie auch die extrinsische Motivation fördern, indem sie maßgeblich zur Erreichung der Arbeitsziele beitragen, was eine Steigerung des Engagement bewirken kann (Demerouti, 2007, S. 313f.). Arbeitsressourcen mildern die negativen Auswirkungen der Arbeitsanforderungen (Schaufeli & Taris, 2014, S. 45). Zudem stehen Arbeitsressourcen im negativen Zusammenhang zu Zynismus und positivem Zusammenhang zu Effizienz (Demerouti et al., 2003, S. 17). Aufgrund fehlender Ressourcen kann es dazu kommen, dass Arbeitsanforderungen nicht erfüllt und folglich Arbeitsziele nicht erreicht werden (Schaufeli & Taris, 2014, S. 45). Personen, die auf eine Vielzahl von Ressourcen zurückgreifen können, fühlen sich meist effizienter und wirksamer. Dieser positive Effekt kann als Lerneffekt interpretiert werden, da diese Personen aufgrund ihrer Ressourcen mehr Möglichkeiten haben, neue Verhaltensweisen zu erlernen (Demerouti et al., 2003, S. 33).

Hinsichtlich des Forschungsthemas dieser Masterarbeit lässt sich festhalten, dass Technologie solange eine Ressource ist, bis die Anforderungen an die Technologie den Nutzen übersteigen (Delpechitre et al., 2019, S. 329). In diesem Fall wird Technologie selbst zu einer Herausforderung, wie es das Job Demands-Resources Modell beschreibt.

Dem Job Demands-Resources Modells liegen zwei Prozesse zu Grunde (Demerouti, 2007, S. 312; Schaufeli, 2017, S. 121), die in der Vergangenheit von diversen Studien bestätigt werden konnten (Demerouti, 2007, S. 315). Einerseits ein Überforderungs- und Erschöpfungsprozess. Bei diesem Prozess führen hohe Arbeitsanforderungen zur Erschöpfung und Belastung von Mitarbeitenden, woraus gesundheitliche Folgen resultieren können. Demgegenüber steht ein Motivationsprozess, in dem hohe Ressourcen eine Steigerung der Motivation und Produktivität bedingen (Demerouti, 2007, S. 316f.; Demerouti et al., 2003, S. 33; Schaufeli, 2017, S. 121; Schaufeli & Bakker, 2004, S. 296; Schaufeli & Taris, 2014, S. 43).

Ursprünglich wurde das Modell zur Erklärung von Burnout entwickelt, wobei es mittlerweile zur Analyse des Wohlbefindens (Bakker & Demerouti, 2017, S. 273; Schaufeli, 2017, S. 120f.) und Arbeitsengagements verwendet wird. Arbeitsengagement ist ein positiver Zustand, gekennzeichnet durch Elan, Hingabe und Absorption. Während Burnout als Resultat hoher Arbeitsanforderungen bei gleichzeitig niedrigen oder fehlenden Ressourcen verstanden wird (Demerouti et al., 2003, S. 16f.; Schaufeli & Bakker, 2004, S. 293; Schaufeli & Taris, 2014, S. 46ff.). Es bestehen starke und konsistente Zusammenhänge zwischen Arbeitsanforderungen und Burnout sowie in weiterer Folge zwischen Burnout und Gesundheitsproblemen. Zudem finden sich Zusammenhänge zwischen Arbeitsressourcen und Engagement (Schaufeli & Bakker, 2004, S. 308). Die überarbeitete Version des Modells berücksichtigt neben arbeitsbezogenen auch persönliche Faktoren, da menschliches Verhalten meist aus dem Zusammenspiel von Person und Umwelt resultiert (Schaufeli & Taris, 2014, S. 46ff.).

Das Job Demands-Resources Modell beschränkt sich nicht auf bestimmte Arbeitsanforderungen oder Arbeitsressourcen, weshalb es breit anwendbar und flexibel einsetzbar ist (Schaufeli, 2017, S. 120; Schaufeli & Taris, 2014, S. 44). Obwohl es in unterschiedlichen Berufen verschiedene Ursachen und Gründe für Burnout geben kann, ist das Job Demands-Resources Modell als allgemeine theoretische Grundlage in diversen Situationen geeignet (Demerouti et al., 2003, S. 32). Trotz dieser Vorteile gibt es auch Kritik. Aufgrund der Offenheit und Flexibilität, ist es begrenzt in seiner Generalisierbarkeit. Zudem ist es kein erklärendes, sondern ein beschreibendes Modell. Weiters ist der Unterschied zwischen Arbeitsanforderungen und Arbeitsressourcen nicht eindeutig. Auch die Integration persönlicher Ressourcen in das Modell ist noch ausbaufähig (Schaufeli & Taris, 2014, S. 44ff.).

### **2.3.2 Definition Stressempfinden durch digitale Transformation**

Zwei zentrale Herausforderungen für Unternehmen in der heutigen Zeit sind Stress und Arbeitszufriedenheit (Halkos & Bousinakis, 2010, S. 415). Die Forschung rund um Stress hat in den vergangenen Jahren zugenommen. Ebenso vielfältig wurde die Verwendung und Interpretation des Begriffes „Stress“ (Koolhaas et al., 2011, S. 1291f.; Krohne, 2024, S. 5). Ursprünglich wurde Stress als eine unspezifische Reaktion des Körpers auf einen belastenden Reiz verstanden (Koolhaas et al., 2011, S. 1291f.).

Stress ist eine unangenehme emotionale Situation, die Individuen als erheblich empfinden und welche Anforderungen an Individuen stellt, die deren Ressourcen und Fähigkeiten zur Bewältigung übersteigen. Stress basiert auf subjektiven Einschätzungen und kann schwanken, also zu- und abnehmen. Er ist kontextbezogen, bedeutungsbasiert,

dynamisch und wirkt sich auf das Wohlbefinden in schwierigen Situationen aus. Psychischer Stress scheint am höchsten zu sein, wenn die persönliche Kontrolle gering ist oder fehlt. Erhöhter Stress resultiert in verringerter Produktivität (Folkman, 2010, S. 901ff.; Halkos & Bousinakis, 2010, S. 415ff.).

Koolhaas et al. (2011, S. 1291f.) definierten Stresssituationen als Situationen, die mit Unvorhersehbarkeit und Unkontrollierbarkeit verbunden sind. Demnach tritt Stress in Situationen auf, in denen die Umweltbedingungen die Anpassungsfähigkeit von Individuen übersteigen, insbesondere in Zusammenhang mit Unvorhersehbarkeit und Unkontrollierbarkeit. Stresssituationen bringen stets ein gewisses Maß an Unsicherheit mit sich (Folkman, 2010, S. 903). Ungewissheit kann sich auf verschiedene Aspekte wie das Ereignis selbst, die eigene Handlungswirksamkeit, den Ausgang oder den Zeitpunkt beziehen und geht häufig mit psychischem Stress einher (Lazarus & Folkman, 1984 zitiert nach Folkman, 2010, S. 903). Nicht jeder Aspekt der Unsicherheit muss in allen Stresssituationen relevant sein. Hoffnung ist eine wesentliche Komponente hinsichtlich der erfolgreichen Bewältigung von Stress, wobei Hoffnung nicht immer verfügbar ist (Folkman, 2010, S. 903ff.).

Digitaler Stress, auch Technostress genannt, ist Stress, der durch die Nutzung und Omnipräsenz digitaler Technologien entsteht (Ragu-Nathan et al., 2008, S. 417; Riedl, 2012, S. 18; Riedl et al., 2020, S. 3). In einer Fragebogenstudie mit über 3.300 Proband:innen untersuchte die Fachhochschule Oberösterreich unter Beteiligung der Universität Linz und der Universität Bonn diese Art von Stress. Es zeigte sich, dass digitaler Stress sowohl auf individueller als auch auf Unternehmensebene zu negativen Folgen führen kann. Zu den negativen Folgen zählen beispielsweise eine verminderte Arbeitszufriedenheit, sowie negative Auswirkungen auf das Innovationsklima oder die (mentale) Gesundheit, was auch in Depressionen resultieren kann. Weiters kann erhöhter digitaler Stress zu emotionaler Erschöpfung führen, wobei sich aufgrund emotionaler Erschöpfung Burnout entwickeln kann. Zudem wurde im Zuge dieser Studie festgestellt, dass digitaler Stress zu höherem Stress am Arbeitsplatz führt. Eine Reduktion von digitalem Stress würde demnach auch zu einer Reduktion des gesamten Arbeitsstresses führen. Es konnten zudem Zusammenhänge zwischen personenbezogenen Eigenschaften und digitalem Stress festgestellt werden (Riedl et al., 2020, S. 3ff.).

Gemäß Makowska-Tłomak et al. (2023, S. 1f.) bezeichnet digital transformation stress (engl.) den Stress, der durch die digitale Transformation bedingt ist und dabei eine zentrale Variable in der vorliegenden Masterarbeit darstellt. Die Digital Transformation Stress Scale (DTSS) misst das Stressempfinden von Mitarbeitenden aufgrund der digitalen Transformation in Organisationen.

Obwohl eine Gleichsetzung der Begriffe "digital transformation stress" und "digitaler Stress" beziehungsweise „technostress“ nicht vollkommen zutreffend ist, lassen sich die Auswirkungen von digitalem Stress auf individueller Ebene sowie Unternehmensebene vermutlich auf das Konzept des digital transformation stress übertragen. Um den Begriff des digital transformation stress zu übersetzen, wird in der gegebenen Masterarbeit der Terminus "Stressempfinden durch digitale Transformation" verwendet.

## 3 Methodik

In Kapitel 3 erfolgt die Ableitung der Hypothesen aus der bestehenden Literatur. Im weiteren Verlauf werden das verwendete Erhebungsinstrument (Onlinefragebogen) sowie die Begründung für den quantitativen Zugang und die verwendete Methode in dieser Arbeit erörtert. Die vorbereitenden Analysen werden in Kapitel 3.4 dargestellt. Anschließend erfolgt die Präsentation der Stichprobe sowie der Durchführung der empirischen Untersuchung. Zuletzt werden die angewandten Analysemethoden geschildert.

### 3.1 Hypothesen

Stress am Arbeitsplatz ist ein Problem, das die Leistung, Produktivität und das Wohlbefinden vieler Arbeitnehmer:innen beeinträchtigt. Daher ist es unerlässlich, Stress zu bewältigen, um die Leistungsfähigkeit und Produktivität der Mitarbeiter:innen zu fördern (Kim & Jung, 2022, S. 19). Die vorliegende Masterarbeit setzt hier an und analysiert Faktoren, die die Beziehung der unabhängigen auf die abhängige Variable beeinflussen (Moderation H2-7).

In einem ersten Schritt ist zu untersuchen, ob ein genereller Zusammenhang zwischen der unabhängigen und der abhängigen Variable besteht. Dabei ist zu prüfen, ob ein Zusammenhang zwischen der Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext und dem Stressempfinden der Mitarbeitenden durch digitale Transformation vorliegt.

**Hypothese 1: Es besteht ein Zusammenhang zwischen der Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext und dem Stressempfinden durch digitale Transformation.**

Personen scheinen sich eher an digitalen Entwicklungen zu beteiligen und digitale Transformation zu akzeptieren, wenn sie eine positive Einstellung gegenüber digitaler Technologien aufweisen (Gfrerer et al., 2021, S. 4) und persönlichen Nutzen der Systeme und Entwicklungen sehen (Trenerry et al., 2021, S. 14). Die digitale Bereitschaft ist eine essenzielle Komponente hinsichtlich der Akzeptanz und Nutzung von digitalen Werkzeugen (Höyng & Lau, 2023, S. 1). In der Studie von Bergdahl et al. (2023, S. 1ff.) wurde konkret die generelle Einstellung zu KI untersucht, die entweder positiv oder negativ ausfallen kann. Wenn sich Menschen im Umgang mit KI kompetent fühlen, scheint dies zu einer weniger negativen Einstellung gegenüber KI zu führen. Es wird angenommen, dass die generelle Einstellung zu KI die Beziehung zwischen der Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext und dem Stressempfinden durch digitale Transformation beeinflusst, weshalb sich folgende Hypothese ableiten lässt:

**Hypothese 2: Die generelle Einstellung zu KI moderiert den Zusammenhang zwischen der Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext und dem Stressempfinden durch digitale Transformation, sodass Personen mit einer positiven Einstellung weniger Stress durch digitale Transformation empfinden.**

Für Unternehmen wird es stets relevanter, dass ihre Mitarbeitenden über technisches Verständnis und digitale Fähigkeiten verfügen. Es gilt die notwendigen digitalen Fähigkeiten allen Mitarbeitenden zu vermitteln und auf die individuellen Bedürfnisse, sofern möglich, einzugehen (Brunetti et al., 2020, S. 706ff.). In Anbetracht der schnellen Entwicklungen im Bereich der Künstlichen Intelligenz sollten Unternehmen auch in die Aus- und Weiterbildung ihrer Mitarbeitenden im Bereich der KI investieren (Kim et al., 2024, S. 17160; Kim & Lee, 2025, S. 1827). Begrenzte digitale Fähigkeiten der Beschäftigten am Arbeitsplatz führen zu einer Überlastung mit Technologie was wiederum zu Stress führen kann (Delpechitre et al., 2019, S. 329; Ragu-Nathan et al., 2008, S. 417ff.). Haben Mitarbeitende geringe technische Fähigkeiten, kann dies hinderlich für den Einsatz neuer Technologien am Arbeitsplatz sein (Yin et al., 2018 zitiert nach Rasool et al., 2022, S. 9). Daraus lässt sich folgende Hypothese ableiten:

**Hypothese 3: Digitale Fähigkeiten moderieren den Zusammenhang zwischen der Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext und dem Stressempfinden durch digitale Transformation, sodass Personen mit hohen digitalen Fähigkeiten weniger Stress durch digitale Transformation empfinden.**

Marsh et al. (2022, S. 15) kamen zu dem Ergebnis, dass individuelle Faktoren, wie die Persönlichkeit, demografische Faktoren und Selbstwirksamkeit am Computer die Beziehung von Nebenwirkungen der digitalen Transformation und negativen Auswirkungen moderieren. Die digitale Transformation wird durch die Anpassungsfähigkeit von Mitarbeitenden auf individueller Ebene beeinflusst. Anpassungsfähige Mitarbeiter:innen sind flexibler und können sich an Veränderungen im Arbeitsumfeld anpassen (Kim & Jung, 2022, S. 18). Personen, die sich durch eine hohe Anpassungsfähigkeit auszeichnen, scheinen im Zuge der digitalen Transformation zufriedener zu sein. Dies lässt sich damit erklären, dass sie proaktiver sind und Verantwortung für die Anpassung an veränderte Situationen übernehmen (Trenerry et al., 2021, S. 15). Daher soll folgende Hypothese untersucht werden:

**Hypothese 4: Die Anpassungsfähigkeit einer Person moderiert den Zusammenhang zwischen der Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext und dem Stressempfinden durch digitale Transformation, sodass Personen mit hoher Anpassungsfähigkeit weniger Stress durch digitale Transformation empfinden.**

Selbstwirksamkeit beschreibt die Wahrnehmung und Überzeugung von Personen an ihre eigenen Fähigkeiten (Bandura, 1977, S. 191ff.). Selbstwirksamkeit kann Personen antreiben ihre technischen Fähigkeiten zu verbessern, Überlastung zu vermeiden und Stress zu reduzieren (Tams, Ahuja, Thatcher & Grover, 2020; Yin et al., 2018 zitiert nach Rasool et al., 2022, S. 9). Zudem kann Selbstwirksamkeit die berufliche Widerstandsfähigkeit und das lebenslange Lernen erhöhen, wodurch Mitarbeitende neue Kenntnisse und Fähigkeiten zur Anpassung an den technologischen Wandel erwerben können (Low et al., 2025, S. 14). In vorangegangenen Studien wurde der Moderationseffekt von Selbstwirksamkeit auf die Beziehung einer unabhängigen Variable auf Stress (als abhängige Variable) untersucht und signifikant bestätigt. In der Konsequenz lässt sich ableiten, dass Selbstwirksamkeit bereits in diesen Studien in einem negativen Zusammenhang zu Stress stand (Kim et al., 2024, S. 17146ff.; Kim & Lee, 2025, S. 1805ff.). Außerdem zeigte die Studie von Riedl et al. (2020, S. 32), dass eine geringe Selbstwirksamkeit mit einem höheren Stressempfinden zusammenhängt, weshalb die vorliegende Masterarbeit ebenso den Moderationseffekt der Selbstwirksamkeit untersucht:

**Hypothese 5: Die Selbstwirksamkeit einer Person moderiert den Zusammenhang zwischen der Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext und dem Stressempfinden durch digitale Transformation, sodass Personen mit hoher Selbstwirksamkeit weniger Stress durch digitale Transformation empfinden.**

Digitale Technologien beeinflussen den Arbeitsmarkt und können dabei unterschiedliche Effekte auf verschiedene Gruppen von Erwerbstätigen haben, darunter auch unterschiedliche Altersgruppen (Morandini et al., 2023, S. 58). Mit der alternden Bevölkerung und fortschreitenden technologischen Entwicklungen sind auch ältere Arbeitnehmer:innen immer häufiger mit der Nutzung neuer Technologien konfrontiert (Wang, Zhou, Chen & Fang, 2024, S. 4609). Älteren Arbeitnehmer:innen wird zugeschrieben, weniger flexibel und anpassungsfähig zu sein, was sie in der Nutzung neuer Technologien, wie beispielsweise Künstlicher Intelligenz, einschränkt (Galanti et al., 2023, S. 15). Dadurch kann das Erlernen neuer Technologien von ihnen als anstrengender empfunden werden als von ihren jüngeren Kolleg:innen (Galanti et al., 2023, S. 15)<sup>4</sup>. Folglich kann dies in Stressempfinden resultieren (Knowles et al., 2021; Leite et al., 2024, S. 3) Daher soll nachstehende Hypothese untersucht werden:

---

<sup>4</sup> Diese Passage basiert auf Inhalten der eigenständig verfassten Einsendeaufgabe ESA1 der Lehrveranstaltung ACW501 – Wissenschaftstheorie und wissenschaftliches Arbeiten.

**Hypothese 6: Das Alter einer Person moderiert den Zusammenhang zwischen der Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext und dem Stressempfinden durch digitale Transformation, sodass mit zunehmendem Alter mehr Stress durch digitale Transformation empfunden wird.**

In der Literatur findet sich keine eindeutige Evidenz dafür, ob die Digitalisierung und insbesondere KI zu einer Zunahme oder einer Reduktion von Arbeitsplätzen führt (Aly, 2020, S. 238; Mondal et al., 2023, S. 11). Einige Autor:innen sprechen davon, dass die digitale Transformation inklusive Künstlicher Intelligenz neue Jobs generieren wird (Aly, 2020, S. 242). Während andere postulieren, dass durch Roboter administrative Fähigkeiten von Menschen obsolet werden. Von weiteren Personen wurde vorausgesagt, dass ein beträchtlicher Anteil an menschlicher Arbeit zukünftig durch Computer ersetzt wird (Mondal et al., 2023, S. 13). Es ist anzunehmen, dass einige Tätigkeiten substituiert werden, während andere Tätigkeiten nicht ersetzbar sind und weitere Positionen durch die Entwicklungen generiert werden. Von Menschen wird jedoch meist jener Aspekt stärker gesehen, dass KI zu einer Reduktion von Arbeitsplätzen und Steigerung der Arbeitslosigkeit führen kann (Aly, 2020, S. 241ff.). Arbeitsplatzunsicherheit ist eine Variable, aufgrund dessen Mitarbeitende der digitalen Transformation negativ gestimmt sein können (Trener et al., 2021, S. 14). Xu et al. (2023, S. 1ff.) untersuchten unter anderem den Moderationseffekt der Wahrnehmung des Risikos von Arbeitslosigkeit (Unemployment Risk Perception) auf das Wohlbefinden der Mitarbeitenden am Arbeitsplatz. Nehmen Mitarbeitende das Risiko eines potenziellen Personalabbaus wahr, kann dies zu Stress führen (Winasis et al., 2020, S. 532f.). Daher ergibt sich folgende Hypothese:

**Hypothese 7: Die Wahrnehmung des Risikos von Arbeitslosigkeit moderiert den Zusammenhang zwischen der Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext und dem Stressempfinden durch digitale Transformation, sodass Personen, die ein höheres Risiko von Arbeitslosigkeit wahrnehmen, mehr Stress durch digitale Transformation empfinden.**

Die aufgestellten Hypothesen bedürfen einer fundierten Untersuchung, für die eine sorgfältige methodische Vorbereitung erforderlich ist. Im folgenden Kapitel wird zunächst die systematische Literaturrecherche erläutert, die der theoretischen Fundierung der Arbeit zugrunde liegt. Im Anschluss erfolgt die Begründung des gewählten Forschungsdesigns.

## 3.2 Literaturrecherche und Begründung des Forschungsdesigns

Empirische Studien benötigen angemessene Vorbereitung sowohl hinsichtlich inhaltlicher als auch methodischer Aspekte. Inhaltlich umfasst die Vorbereitung die Formulierung einer adäquaten Forschungsfrage, welche auf dem Stand der aktuellen Forschung basiert. Für die Ermittlung des aktuellen Forschungsstands ist wiederum eine Literaturrecherche essenziell (Döring & Bortz, 2016, S. 22f.). Der aktuelle Forschungsstand beziehungsweise die Erkenntnisse aus der Literaturrecherche wurden bereits in den Kapiteln 1 und 2 dargelegt. Im nachfolgenden soll noch präsentiert werden, wie die Literaturrecherche durchgeführt wurde. Anschließend daran wird erörtert, weshalb sich für eine quantitative Methode entschieden wurde und was die Vorteile und Nachteile davon sind.

Der Beantwortung der Forschungsfrage ging eine systematische Literaturrecherche voraus. Zu diesem Zweck wurden die Datenbanken Science Direct, Google Scholar und EBSCOhost verwendet. Nach der Identifizierung potenziell relevanter Quellen erfolgte ein Screening der Titel und Abstracts, wodurch eine erste Selektion initiiert wurde. Im Anschluss wurden die Volltexte der verbliebenen Quellen gescreent und eine weitere Selektion vorgenommen. Weiters ist anzumerken, dass ein großer Teil der verwendeten Literatur über Zitationen in anderen Quellen identifiziert und somit im Rahmen des Screeningprozesses aufgenommen wurde.

Ziel der Recherche war die Identifizierung aktueller und relevanter wissenschaftlicher Quellen, um den aktuellen Stand der Forschung zum Thema der Masterarbeit zu erheben und abzubilden. Quellen, die aus weiteren Literaturquellen identifiziert und im Anschluss ergänzt wurden, wurden zum Teil aus zusätzlichen Datenbanken wie ResearchGate oder den Bibliothekskatalogen der Wirtschaftsuniversität Wien (WU Katalog oder KatalogPLUS) sowie der Universitätsbibliothek und des Universitätsarchivs der Universität für Weiterbildung Krems (Donau-Universität) bezogen.

In Tabelle 1 wird eine Übersicht der verwendeten Suchbegriffe dargestellt. Diese wurden mittels Booleschen Operatoren kombiniert und eine Suchbegriffskette gebildet. Zumeist erfolgte eine zeitliche Einschränkung auf Veröffentlichungen ab dem Jahr 2020, um die Aktualität der Quellen zu gewährleisten. Allgemein wurden die Suchbegriffe flexibel miteinander kombiniert.

Tabelle 1: *Keywords Literaturrecherche*

<b>Thema</b>	<b>Keywords</b>
Künstliche Intelligenz	artificial intelligence, AI, A.I.
Beruflicher Kontext	work, in the workplace, workplace
Stressempfinden	stress, workplace stressors, technostress, digital stress, employee job stress, work stress, digital transformation stress, digital transformation stress scale
Digitale Transformation	digital transformation, digitalization, digital technologies, digital technology
Sonstige	well-being, burnout, job insecurity, technological overload, literature review, review, age, age differences, self-efficacy, job demands-resources model, jd-r, job demands resources model, transactional model of stress and coping, digital skills, definition, definitions

Die unter der Kategorie "Sonstige" aufgeführten Schlüsselbegriffe, fungierten zunächst als Hilfestellung bei der initialen Suche als auch bei ergänzenden und vertiefenden Recherchen zu spezifischen Aspekten. Konkret bedeutet dies, dass die Begriffe „literature review“ oder „review“ in Kombination mit anderen Schlüsselbegriffen vor allem zu Beginn verwendet wurden, um einen Überblick über den aktuellen Forschungsstand zu erhalten. Die Begriffe „definition“ oder „definitions“ wurden außerdem verwendet, um Begriffsklärungen zu unterstützen. Weitere Keywords wie „well-being“ oder „job insecurity“ wurden genutzt, wenn diese Aspekte in den Artikeln der systematischen Literaturrecherche thematisiert wurden, aus Sicht der Autorin jedoch zusätzlicher Kontext erforderlich war.

Die weitere Selektion der Literatur erfolgte zusätzlich auf Basis der Verfügbarkeit, Qualität und Aktualität der Literaturquellen. Es wurde darauf geachtet, dass die Quellen, sofern möglich, nicht älter als fünf Jahre alt waren und ein Peer-Review vorhanden war. Zusätzlich war es erforderlich, dass der Zugriff auf den Volltext über verfügbare Bibliotheken sichergestellt war. Des Weiteren erfolgte ein Screening basierend auf inhaltlichen Kriterien im Hinblick auf die Themen digitale Transformation und insbesondere Künstliche Intelligenz. Weiters waren psychologische und arbeitsbezogene Auswirkungen relevant, sodass Arbeiten eingeschlossen wurden, die psychologische Aspekte wie Stress, Belastung oder technologische Überforderung thematisieren. Der berufliche beziehungsweise organisationale Kontext war zudem ausschlaggebend für die Selektion.

Weiters wurde die Anbindung an theoretische Konzepte, insbesondere das transaktionale Stressmodell oder das Job Demands-Resources Modell, positiv bewertet. Artikel, die keinen Bezug zu diesen theoretischen Konzepten vorwiesen, wurden jedoch aus diesem Grund nicht ausgeschlossen. In die Arbeit wurden sowohl empirische Studien als auch theoretische Fachliteratur einbezogen, sofern sie empirische Erkenntnisse oder zentrale theoretische Beiträge lieferten.

Die Begriffe „technostress“ und „digitalization“ wurden anfangs als Suchbegriffe aufgenommen, im weiteren Verlauf des Screenings jedoch nur selektiv verwendet. Im Rahmen der inhaltlichen Auseinandersetzung mit der Thematik wurde deutlich, dass die Begriffe nicht synonym mit dem Thema dieser Arbeit verwendet werden können. Wie in Kapitel 2 dargelegt, bestehen begriffliche Unterschiede. Dennoch wurden einzelne Artikel mit diesen Begriffen nicht ausgeschlossen, um die Unterschiede in den Konzepten erläutern zu können.

Wie zu Beginn dieses Kapitels erwähnt, bedürfen empirische Studien einer angemessenen methodischen Vorbereitung (Döring & Bortz, 2016, S. 22f.). Allgemein ist in der empirischen Sozialforschung eine Differenzierung zwischen qualitativen und quantitativen Methoden erforderlich. Quantitative Forschungsmethoden dienen der Beschreibung und Vorhersagbarkeit des Verhaltens in Form von Modellen, Zusammenhängen und Zahlen. Vorteile quantitativer Forschung sind, dass große Stichproben untersucht werden können sowie die Ergebnisse quantifizierbar sind. Weiters bieten sie den Vorteil der Objektivität und Vergleichbarkeit. Ein weiterer, für diese Forschung zentraler Aspekt, ist die mögliche Ermittlung von statistischen Zusammenhängen. Trotz ihrer Vorteile sind quantitative Methoden weniger flexibel, ermöglichen keine individuelle Betrachtung der Teilnehmenden und bergen das Risiko von Missverständnissen bei der Interpretation der Fragen. Zudem lassen sich Ursachen mit quantitativen Ansätzen nur eingeschränkt untersuchen (Berger-Grabner, 2022, S. 126ff.), wobei dies auch nicht Gegenstand der durchgeführten Forschung ist.

Für die vorliegende Arbeit wurde ein quantitatives Forschungsdesign für den empirischen Teil der Masterarbeit gewählt, um die Zielsetzung und Forschungsfrage (siehe Kapitel 1.2) bestmöglich bearbeiten zu können. In diesem Zusammenhang stehen insbesondere die Analyse und Auswertung der Hypothesen (siehe Kapitel 3.1) im Vordergrund, weshalb sich ein quantitativer Zugang besonders gut eignet. Die quantitative Forschung ermöglicht die Erhebung von Daten aus größeren Stichproben, was eine bessere Vergleichbarkeit der Ergebnisse erlaubt (Berger-Grabner, 2022, S. 126ff.). Die Wahl dieses Designs erfolgte zudem unter Berücksichtigung der bestehenden Forschungslücke

im quantitativen Bereich zum Thema "Stress durch digitale Transformation", mit dem Ziel, auf breiter Datenbasis belastbare Aussagen treffen zu können.

Als Erhebungsinstrument wurde ein vollstandardisierter Fragebogen verwendet, da diese Methodik geeignet ist, subjektives Erleben, individuelle Erfahrungen und Verhaltensweisen zu erfassen. Generell bieten quantitative Fragebögen den Vorteil der Effizienz durch Selbstadministration und ermöglichen eine diskrete und anonyme Datenerhebung. Ein Nachteil ist, dass die Zielgruppe auf Personen mit Lese- und Schreibkompetenz beschränkt ist, was jedoch für die Zielgruppe der vorliegenden Masterarbeit nicht relevant ist. Ein weiterer Nachteil kann beispielsweise sein, dass der Fragebogen unverständlich aufgebaut ist (Döring & Bortz, 2016, S. 398f.). Dieser Nachteil sollte durch die Durchführung eines Pretests (siehe Kapitel 3.3.2) sowie die Verwendung von validierten Skalen minimiert werden. Für das konkrete Forschungsvorhaben wurde eine Online-Befragung mit [SoSci Survey](#) durchgeführt. Online-Befragungen werden digital durchgeführt und verteilt. Es ergibt sich der Vorteil, dass eine geografische Einschränkung vermindert oder ausgeschlossen werden kann. Zudem ist es bei Online-Fragebogen möglich, eine Vielzahl an Personen in kurzer Zeit zu erreichen. Hier ist jedoch zu beachten, dass es je nach Publizierung der Befragung zu Gelegenheitsstichproben kommen kann (Berger-Grabner, 2022, S. 177). Das Erhebungsinstrument wird im anschließenden Kapitel erläutert.

### **3.3 Material / Instrument**

Auf Basis der vorangegangenen Erläuterung der Wahl der quantitativen Methodik soll nun das eingesetzte Erhebungsinstrument vorgestellt werden. Zu diesem Zweck wird zunächst ein Überblick über die Struktur des Onlinefragebogens gegeben, bevor Informationen zur Durchführung des Pretests dargelegt werden.

#### **3.3.1 Aufbau der Befragung**

Zur Überprüfung der Hypothesen wurden verschiedene zentrale Konstrukte mithilfe bestehender und in der wissenschaftlichen Literatur verwendeter Skalen erhoben. Dazu zählen unter anderem das Stressempfinden durch digitale Transformation (Makowska-Tłomak et al., 2023, S. 10), die generelle Einstellung zu KI (Bergdahl et al., 2023, S. 11; Schepman & Rodway, 2023, S. 2724ff.), digitale Fähigkeiten (Audrin et al., 2024, S. 7ff.), die Wahrnehmung des Risikos von Arbeitslosigkeit (Hovick, Freimuth, Johnson-Turbes & Chervin, 2011 zitiert nach Xu et al., 2023, S. 14), Anpassungsfähigkeit (Van Dam & Meulders, 2021, S. 126) sowie Selbstwirksamkeit (Beierlein, Kovaleva, Kemper & Rammstedt, 2014). Ergänzend wurde die Nutzungserfahrung von KI im beruflichen

Kontext mithilfe eigens entwickelter Items operationalisiert. Im vorliegenden Kapitel wird zunächst der Aufbau des Fragebogens beschrieben. Eine detaillierte Darstellung der verwendeten Skalen und ihrer Items erfolgt in den Kapiteln 3.4.1 bis 3.4.7.

Die Datenerhebung erfolgte, wie bereits beschrieben, mittels Onlinefragebogen. Der Fragebogen umfasste insgesamt elf Seiten. Die erste Seite enthielt eine Einleitung, in der der Hintergrund der Studie erläutert wurde. Zudem wurden die Teilnehmenden über die Anonymität der Befragung sowie über den ungefähren Zeitaufwand informiert. Es wurde darauf hingewiesen, dass es keine richtigen oder falschen Antworten gibt. Zusätzlich wurden die Kontaktdaten der Studienleitung (E-Mail-Adresse) angegeben. Bereits zu Beginn wurde den Teilnehmenden für ihr Interesse und ihre Mitwirkung gedankt.

Auf der darauffolgenden Seite des Fragebogens wurde auf die Datenschutzerklärung der FernFH verwiesen, wobei ein Link zur [Datenschutzerklärung der FERNFH](#) bereitgestellt wurde. Die Proband:innen wurden angehalten, die Datenschutzerklärung durch Auswahl von "Ja" oder "Nein" zu beantworten, um die Befragung fortsetzen zu können. Diese Abfrage stellte die einzige Pflichtfrage im Fragebogen dar. Eine Teilnahme an der Studie war nur bei expliziter Zustimmung möglich. Im Falle einer Ablehnung wurden die Personen zu einer Informationsseite weitergeleitet, auf der ihnen für ihr Interesse gedankt und darauf hingewiesen wurde, dass ohne Zustimmung keine Daten erhoben werden.

Soziodemografische Merkmale dienen der Beschreibung der Stichprobe und werden meist am Ende der Befragung, aber teilweise auch zu Beginn abgefragt (Döring & Bortz, 2016, S. 265). In Abstimmung mit der Betreuung der Masterarbeit wurden die soziodemografischen Daten zu Beginn des Fragebogens erfragt. Der Hintergrund dieser Vorgehensweise bestand darin, den Teilnehmer:innen einen leichten Einstieg in die Befragung zu ermöglichen. Darüber hinaus ergäbe sich der Vorteil, dass nicht vollständig ausgefüllte Fragebögen dennoch für die Testung bestimmter Hypothesen einbezogen werden können.

Auf der dritten Seite wurden insgesamt sechs Fragen zu demografischen Merkmalen gestellt. Das Alter wurde in einem offenen Textfeld erfasst, wobei die Eingabe auf zwei Zeichen beschränkt war. Anschließend wurden Geschlecht und der höchste Bildungsabschluss per Single-Choice-Format erhoben. Zusätzlich wurden zu deskriptiven Zwecken die Berufserfahrung in Jahren (ebenfalls als offenes Textfeld mit Zeichenbegrenzung) sowie die Branche, in der die Teilnehmenden hauptsächlich tätig sind, mittels Single-Choice abgefragt. Darüber hinaus wurde erfasst, ob im Rahmen der beruflichen Tätigkeit überwiegend (> 50 %) mit dem Computer gearbeitet wird (Single-Choice).

Im Anschluss an die soziodemografischen Angaben wurden auf den Seiten vier bis zehn die zentralen Skalen zur Überprüfung der Hypothesen (ergänzend zum Alter) erhoben. Für jede Skala wurde eine eigene Seite im Fragebogen eingerichtet, auf der die jeweiligen Items dargestellt wurden. Soweit in den folgenden Abschnitten nicht anders beschrieben, wurden alle Skalen mittels fünfstufiger Likert-Skala abgefragt.

Um die Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext zu erheben, wurden drei Fragen gestellt, die auf die Regelmäßigkeit und Vertrautheit der Arbeit mit KI-Tools im beruflichen Kontext eingehen. Die Nutzungserfahrung von KI stellt eine zentrale Komponente in der vorliegenden Forschung dar, da sie als Variable jeder Hypothese dient. Für die Nutzungserfahrung von KI konnte keine Skala aus der bestehenden Literatur gefunden werden, weshalb diese Skala selbst gebildet wurde. Auf dieser Seite des Fragebogens wurden zudem zwei weitere, thematisch passende, Fragen für deskriptive Zwecke gestellt.

Ein weiteres zentrales Konstrukt stellt das wahrgenommene Stressempfinden durch digitale Transformation dar, das mittels sechs Items erfasst wurde. Grundlage hierfür bildet die DTS-Skala von Makowska-Tłomak et al. (2023, S. 10). Die Skala wurde aus dem Englischen ins Deutsche übersetzt und sprachlich angepasst, da in der Originalfassung Abkürzungen verwendet wurden, die ohne Erläuterung potenziell unverständlich sind. In der vorliegenden Version wurden daher sowohl die Begriffe „IKT“ als auch „IT“ im Fragebogen näher erklärt.

Die Abfrage der generellen Einstellung zu KI erfolgte auf Basis der GAAI-Skala (General Attitude towards Artificial Intelligence Scale) von Schepman & Rodway (2023, S. 2724ff.). Die komplette Skala von Schepman & Rodway (2023, S. 2724ff.) umfasst 20 Items, wobei jeweils die Hälfte der Items die positive Einstellung oder negative Einstellung messen. Eine gekürzte Version dieser Skala fand in der Studie von Bergdahl et al. (2023, S. 11) Anwendung. In dieser wurden jeweils vier Items zu positiver und negativer Einstellung verwendet. Diese gekürzte Skala wurde für die Befragung im Zuge der vorliegenden Masterarbeit herangezogen. Eine Übersetzung erfolgte von Englisch auf Deutsch.

Zur Erfassung der digitalen Fähigkeiten der Teilnehmenden wurden drei Items aus der Skala von Audrin et al. (2024, S. 7ff.) verwendet. Konkret wurde die Dimension „Technology Use“ mit dem Fokus auf den Bereich „Software“ eingesetzt, um den Fragebogen möglichst kompakt zu halten. Auch hier wurden die Items von Englisch auf Deutsch übersetzt.

Die Erhebung der Wahrnehmung des Risikos von Arbeitslosigkeit wurde mit drei Items erhoben (Hovick, Freimuth, Johnson-Turbes & Chervin, 2011 zitiert nach Xu et al., 2023, S. 14). Mit dieser Skala sollte ermittelt werden, ob und wie stark die Proband:innen das Risiko einstufen, aufgrund Künstlicher Intelligenz ihren Job zu verlieren. Die Skala wurde von Englisch auf Deutsch übersetzt.

Zur Ermittlung der Anpassungsfähigkeit der Untersuchungsteilnehmer:innen wurde die Adaptability Scale von van Dam & Meulders (2021, S. 126) mit zehn Items herangezogen. Eine Übersetzung der Skala erfolgte von Englisch auf Deutsch.

Abschließend wurde die Selbstwirksamkeit mit Hilfe der Allgemeinen Selbstwirksamkeit Kurzskala (ASKU) erhoben. Diese Skala umfasst drei Items, welche in der Originalskala bereits auf Deutsch formuliert waren. Gefunden wurde die Skala über [ZIS](#), einem Open Access Repository für Messinstrumente (Beierlein et al., 2014).

Auf der letzten Seite des Fragebogens wurde ein Abschlusstext angezeigt, in dem nochmals für die Teilnahme gedankt wurde. Die Teilnehmenden wurden darüber informiert, dass sie die Befragung erfolgreich abgeschlossen haben und das Browserfenster nun schließen können. Zudem wurden nochmals Kontaktdaten für Rückfragen oder Anmerkungen angegeben (E-Mail-Adresse der Studienleitung).

### **3.3.2 Pretest**

Um die Qualität der Forschung und vor allem der Befragung sicherzustellen, wurde bereits im Zuge der Vorbereitungen der Masterarbeit ein Pretest geplant. Die finale Version des Fragebogens wurde vor der Eingabe in SoSciSurvey durch die Betreuerin freigegeben.

Der Pretest wurde im entsprechenden Modus von SoSciSurvey durchgeführt und fand im Zeitraum vom 05. bis 11. Februar 2025 statt. Insgesamt nahmen sechs Personen daran teil. Zu den Testpersonen zählten unter anderem die Studiengangsleitung sowie drei Studierende aus dem privaten Umfeld, die bereits Erfahrung mit der Konzeption und Durchführung von Online-Erhebungen hatten. Ergänzt wurde die Gruppe durch zwei Personen ohne akademischen Abschluss, die den Fragebogen insbesondere im Hinblick auf Verständlichkeit und sprachliche Korrektheit überprüften.

Anmerkungen und Verbesserungsvorschläge, insbesondere zu Formulierungen oder technischen Aspekten der Umsetzung, wurden weitgehend berücksichtigt und in die finale Version des Fragebogens eingearbeitet. Eine wiederholt vorgebrachte Anmerkung betraf die deskriptive Erfassung der am häufigsten genutzten KI-Tools. Ursprünglich war diese Frage als Single-Choice-Frage gestaltet. Aufgrund der Rückmeldungen aus dem

Pretest wurde diese jedoch in ein Multiple-Choice-Format überführt, um eine detailliertere Beantwortung zu ermöglichen. Darüber hinaus wurde eine Anmerkung zur Definition des Wortes "überwiegend" mehrmals vorgebracht. Um die Verständlichkeit zu gewährleisten, wurde dies mit über 50 % als Anmerkung im Fragetext näher erläutert.

Darüber hinaus gab es vereinzelt Hinweise zu Items, die auf etablierten Skalen basierten. In diesen Fällen wurden die jeweiligen Formulierungen und vor allem die Übersetzungen nochmals überprüft und, sofern mit der zugrundeliegenden Skala vereinbar, adaptiert. In den meisten Fällen blieb die ursprüngliche Formulierung jedoch beibehalten, da die Items bereits in früheren Studien Anwendung fanden und somit als valide gelten.

Auf Grundlage der Erfahrungen aus dem Pretest wurde die durchschnittliche Durchführungsdauer des Fragebogens schließlich mit etwa zehn Minuten festgelegt.

### **3.4 Vorbereitende Analysen**

In diesem Kapitel werden die vorbereitenden Analysen dargelegt. Für die Datenanalyse wurde das Statistikprogramm IBM SPSS Statistics (Version 29.0.2.0 (20)) verwendet. Die Vorgehensweise der Analysen und Skalenbildung war für alle in den Unterkapiteln angeführten Skalen gleich, weshalb sie im Anschluss übergeordnet erläutert werden. Details zu den einzelnen Skalen, wie beispielsweise ob Items ausgeschlossen wurden oder Werte wie Mittelwerte, Standardabweichung oder Cronbachs Alpha, werden im jeweiligen Unterkapitel der entsprechenden Skala angeführt.

In einem ersten Schritt erfolgte eine univariate Auswertung der einzelnen Variablen (Cleff, 2015, S. 66f.). Dabei werden noch keine Beziehungen zwischen den Variablen untersucht, um einen Überblick über die Strukturen der Daten zu gewinnen. In diesem Zusammenhang werden zumeist Häufigkeiten, Mittelwerte oder Modalwerte untersucht (Berger-Grabner, 2022, S. 183). Konkret wurden in diesem Schritt alle Items der relevanten Skalen einer explorativen Datenanalyse unterzogen, wobei ein besonderes Augenmerk auf den Mittelwert und Median sowie auf die Standardabweichung und Schiefe gelegt wurde. Eine Normalverteilung der einzelnen Items sowie der gesamten Skalen wurde angestrebt, konnte jedoch nicht durchgängig erreicht werden. Die Ergebnisse dieser Analysen werden in den Unterkapiteln sowohl tabellarisch als auch im Text beschrieben und es wird darauf hingewiesen, ob Items auf Basis dieser Analysen bereits ausgeschlossen wurden oder nicht.

Da sich sozialwissenschaftliche Phänomene selten mittels einer einzigen Variable erklären lassen, bedarf es zumeist der Bündelung mehrerer Variablen, also Items. Der

Terminus "Itembatterien" bezeichnet in der Empirie die Verwendung unterschiedlicher Items, um einen spezifischen Begriff oder Sachverhalt zu erfassen. Das Ziel besteht darin, die Itembatterien auf die wesentlichsten Faktoren zu reduzieren. Im Rahmen der Faktorenanalyse erfolgt schließlich die Analyse, welche Items auf wie viele Faktoren zu reduzieren sind (Cleff, 2015, S. 217f.). Vor der Durchführung der Faktorenanalyse kann mittels diverser gleichwertiger Tests untersucht werden, ob sich die Daten überhaupt für eine Faktorenanalyse eignen. Dies kann beispielsweise mittels Bartlett Test, Kaiser-Meyer-Olkin Kriterium oder Anti-Image-Kovarianz-Matrix getestet werden (Backhaus, Erichson, Gensler, Weiber & Weiber, 2023, S. 421f.). Für die relevanten Faktorenanalysen wurde die Eignung sowohl mittels Bartlett Test als auch Kaiser-Meyer-Olkin Kriterium analysiert. Für alle Untersuchungen ergab sich eine Signifikanz nach Bartlett von  $<,001$ . Ist der Wert kleiner als 0,05, kann von einer Korrelation zwischen den Items ausgegangen werden (Cleff, 2015, S. 219). Es lässt sich folgern, dass unter der annähernden Fehlerwahrscheinlichkeit von Null davon ausgegangen werden kann, dass sich die Korrelationsmatrix von einer Identitätsmatrix unterscheidet und somit für die Faktorenanalyse geeignet ist. Das Maß der Stichprobeneignung nach Kaiser-Meyer-Olkin (KMO-Wert) lag bei allen untersuchten Analysen über 0,6 oder höher. Diese Werte bestätigen ebenso die Eignung für eine Faktorenanalyse, da der KMO-Wert zumindest größer als 0,5 sein sollte (Backhaus et al., 2023, S. 418ff.). Aufgrund der bestätigten Eignung erfolgte in einem weiteren Schritt die Durchführung einer Faktorenanalyse, die als multivariates Auswertungsverfahren zu klassifizieren ist (Backhaus et al., 2023, S. 410; Berger-Grabner, 2022, S. 191). Multivariate Auswertung bedeutet, dass die Beziehungen zwischen mehreren metrischen Variablen untersucht werden (Berger-Grabner, 2022, S. 191).

Im Rahmen der Faktorenanalyse sind zunächst zwei unterschiedliche Ansätze zu unterscheiden, nämlich die Hauptkomponentenanalyse und die Hauptachsenanalyse (Cleff, 2015, S. 221). Für die vorliegende Forschung wurde die Hauptkomponentenanalyse herangezogen. Zudem besteht eine grundlegende Unterscheidung zwischen explorativen und konfirmatorischen Faktorenanalysen. Das Ziel der explorativen Faktorenanalyse besteht darin, die Strukturen des Datensatzes zu "entdecken" und zu ermitteln, auf wie viele Faktoren die Items zusammengefasst werden. In der Folge erfolgt die Extraktion der Faktoren sowie eine Entscheidung bezüglich der Anzahl der extrahierten Faktoren (Backhaus et al., 2023, S. 413). Die Entscheidung über die Anzahl der zu extrahierenden Faktoren kann anhand unterschiedlicher Kriterien beziehungsweise Verfahren getroffen werden. Für die vorliegende Masterarbeit wurde sich an dem Kaiser-Kriterium beziehungsweise Kaiser-Guttman-Kriterium orientiert. Gemäß diesem Kriterium werden alle

Faktoren berücksichtigt, deren Eigenwert größer als eins ist. Dies impliziert, dass der Varianzklärungsanteil mindestens demjenigen eines einzelnen Items entspricht oder darüber hinausgeht (Cleff, 2015, S. 224f.). In der vorliegenden Forschung konnte für die meisten Skalen eine Ein-Faktor-Lösung anhand des Kaiser-Guttman-Kriteriums eindeutig identifiziert werden. Bei den Skalen zur Generellen Einstellung von KI und der Anpassungsfähigkeit wurde anhand des Kaiser-Guttman-Kriteriums eine Zweifaktor-Lösung vermutet. Auf diese spezifischen Fälle wird in den entsprechenden Unterkapiteln näher eingegangen.

Die konfirmatorische Faktorenanalyse dient schließlich der Bestätigung von vordefinierten Annahmen oder den Erkenntnissen der explorativen Faktorenanalyse und kam vor allem bei den beiden zuvor genannten Skalen zur Anwendung (Backhaus et al., 2023, S. 413). Des Weiteren ist es von essenzieller Bedeutung, darauf hinzuweisen, dass die Zuordnung eines Items zu einem Faktor erfolgt, sofern die Faktorladung einen Wert größer als 0,5 aufweist (Cleff, 2015, S. 225). Im Rahmen der durchgeführten Faktorenanalyse wurde demgemäß eine Überprüfung durchgeführt, ob die Skala eindimensional ist und welche Items aufgrund einer unzureichenden Faktorladung auszuschließen wären, bevor der Gesamtscore zur Bildung der Skala kalkuliert wurde (Döring & Bortz, 2016, S. 271).

Die interne Konsistenz fungiert als Indikator für die Reliabilität. Ihre Bestimmung erfolgt in der Regel anhand des Koeffizienten Cronbachs Alpha. Die Berechnung von Cronbachs Alpha ergibt sich aus der durchschnittlichen Korrelation zwischen allen Einzelitems. Die Reliabilität bzw. die interne Konsistenz einer Skala wird dabei mit einem hohen Koeffizienten ausgedrückt, der einen Wert von Cronbachs Alpha von größer 0,80 anzeigt. Dieser Wert wurde vor der Berechnung der Skalen für alle Konstrukte geprüft und auch für jede Sub-Skala einzeln bestimmt. In diesem Zusammenhang ist von zentraler Bedeutung, dass Cronbachs Alpha mit der Anzahl der Items steigt (Döring & Bortz, 2016, S. 271ff.). Im Rahmen der Testung wurden zudem die Werte der internen Konsistenz bei Weglassen einzelner Items dargestellt. In der Regel resultierte dies nicht in einem höheren Cronbachs Alpha. In einigen Fällen wäre ein Anstieg des Cronbachs Alpha mit dem Wegfall eines Elements zu verzeichnen gewesen. Diese Vorgehensweise konnte jedoch nicht umgesetzt werden, da die Konstrukte in der Regel lediglich drei Items umfassen. Das bedeutet, dass trotz eines geringfügig höheren Cronbachs Alpha kein Item ausgeschlossen wurde. Die entsprechenden Werte der einzelnen Skalen sind in den Unterkapiteln angegeben.

Anschließend an die Testung der Reliabilität wurden die Skalen aus den Mittelwerten gebildet (Döring & Bortz, 2016, S. 592). Abschließend erfolgte eine univariate

Auswertung der gebildeten Skalen, wobei der Fokus wieder auf dem Mittelwert und dem Median sowie auf der Standardabweichung und der Schiefe lag.

Die gängigste Einteilung von Skalenniveaus unterscheidet vier Skalenniveaus, die jeweils unterschiedliche Berechnungs- und Anwendungsmöglichkeiten erlauben. Diese Skalenniveaus haben zudem Einfluss auf die Art der erhobenen Informationen. Grundsätzlich wird zwischen nichtmetrischen und metrischen Skalen unterschieden, wobei die Nominalskala und die Ordinalskala zu den nichtmetrischen Skalen zählen, während beispielsweise die Intervallskala eine metrische Skala darstellt. Mit metrischen Skalen können unter anderem Mittelwerte, Standardabweichungen, Korrelationen oder Varianzkoeffizienten berechnet werden. Eine Eigenschaft von Intervallskalen ist, dass die Abstände zwischen den Antwortkategorien gleich groß sind. In der empirischen Forschung ist die Verwendung von Ratingskalen, wie sie in der vorliegenden Forschung ebenso Anwendung finden, häufig. Sofern die Abstände zwischen den Zahlenwerten einer Ratingskala von den Proband:innen als gleich groß wahrgenommen werden, können Ratingskalen als Intervallskala interpretiert werden. 5-stufige Ratingskalen mit annähernd gleichen Abständen, wie in dieser Forschung verwendet, können somit als Intervallskala interpretiert werden (Backhaus et al., 2023, S. 8ff.; Berger-Grabner, 2022, S. 133ff.; Döring & Bortz, 2016, S. 232ff.). Diese Annahme wird für die vorliegende Forschung getroffen, weshalb in weiterer Folge die gebildeten Skalen als intervallskaliert und somit metrisch behandelt werden.

#### **3.4.1 Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext**

Die univariate Auswertung der einzelnen Items zeigte für NE02\_01 und NE02\_02 eine relativ normale Verteilung, während Item NE02\_03 eine schiefe Verteilung aufwies. Da jedoch mindestens drei Items für die Bildung einer Skala herangezogen werden sollten, wurde das Item dennoch in die Skalenbildung einbezogen. Die Skala zur Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext wies insgesamt eine Schiefe von -1,075 auf, was bedeutet, dass sie nicht normalverteilt ist. Dieser Aspekt wird in Kapitel 5.2 erneut aufgegriffen. Cronbachs Alpha für die Skala zeigte mit ,871 eine gute Reliabilität.

Tabelle 2: Deskriptivstatistiken und Faktorladungen der Fragen zu Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext sowie Deskriptivstatistiken und Reliabilität der Skala Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext (n = 127)

Code	Frage	M	Sd	Schiefe	Faktor
NE02_01	Ich nutze KI-gestützte Tools regelmäßig in meinem beruflichen Alltag.	3,83	1,24	-,74	,89
NE02_02	Ich bin vertraut mit KI-gestützten Tools im beruflichen Kontext.	3,91	1,12	-,939	,94
NE02_03	Ich fühle mich in der Lage, KI-Tools eigenständig für berufliche Aufgaben zu nutzen.	4,31	,930	-1,49	,85
Skala		M	Sd	Schiefe	Alpha
Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext		4,01	,98	-1,08	,87

### 3.4.2 Stressempfinden durch digitale Transformation

Die ursprüngliche Skala bestand aus sechs Items. Die explorative Datenanalyse zeigte für Item ST01\_05 keine Normalverteilung (1,019) und für ST01\_06 annähernd keine Normalverteilung (ungerundet ,995), weshalb die beiden Items in weiterer Folge ausgeschlossen wurden. Mit den restlichen Items wurde die Skala Stressempfinden durch digitale Transformation gebildet. Die Skala zeigte eine gute Reliabilität mit einem Cronbachs Alpha von ,850.

Tabelle 3: Deskriptivstatistiken und Faktorladungen der Fragen zu Stressempfinden durch digitale Transformation sowie Deskriptivstatistiken und Reliabilität der Skala Stressempfinden durch digitale Transformation (n = 127)

Code	Frage	M	Sd	Schiefe	Faktor
ST01_01	Wie oft haben Sie sich im Zusammenhang mit neuen IKT Programmen/Systemen geärgert? (IKT = Informations- und Kommunikationstechnologie)	2,65	1,08	,22	,85
ST01_02	Wie oft haben Sie sich im Zusammenhang mit neuen IKT-Lösungen, die sich auf Ihre beruflichen Pflichten/Aufgaben ausgewirkt haben, irritiert gefühlt?	2,40	1,12	,30	,89
ST01_03	Wie oft hatten Sie das Gefühl, dass Sie keine Kontrolle über IKT-Änderungen im Zusammenhang mit neuen Verfahren und Ihren Aufgaben hatten?	2,72	1,31	,18	,82
ST01_04	Wie oft haben Sie sich über neue Arbeitsaufgaben/Regeln im Zusammenhang mit System-/Programmänderungen geärgert, auf deren Umsetzung Sie keinen Einfluss hatten?	2,87	1,20	0,68	,77

ST01_05 s	Wie oft hatten Sie das Gefühl, dass das, was aufgrund von technologischen oder IT-Veränderungen von Ihnen erwartet wurde, Sie überfordert hat, so dass Sie es nicht bewältigen konnten?	1,83	,91	1,00	-
ST01_06 s	Wie oft hatten Sie das Gefühl, dass Ihre Kompetenzen und Fähigkeiten nicht ausreichten, um mit den neuen IT-Tools, die an Ihrem Arbeitsplatz eingeführt wurden, zurechtzukommen? (IT = Informationstechnologie)	1,91	1,05	1,02	-
<b>Skala</b>		<b>M</b>	<b>Sd</b>	<b>Schiefe</b>	<b>Alpha</b>
Stressempfinden durch digitale Transformation		2,66	,98	0,68	0,85

*Anmerkungen:* s bedeutet, dass das Item schiefverteilt ist und deshalb ausgeschlossen wurde.

### 3.4.3 Generelle Einstellung zu KI

Die univariate Auswertung ergab eine Schiefverteilung von -1,081 für das Item GE01\_06, weshalb es für weitere Analysen ausgeschlossen wurde. In der nachfolgenden explorativen Faktorenanalyse konnten unter Berücksichtigung des Kaiser-Guttman-Kriteriums zwei Faktoren mit Eigenwerten größer eins (Faktor 1: 2,934; Faktor 2: 1,675) identifiziert werden, was die Extraktion von zwei Faktoren nahelegte.

Die rotierte Komponentenmatrix gab zudem Aufschluss darüber, dass die Items GE01\_01, GE01\_05 und GE01\_08 stark auf den zweiten Faktor luden, während die übrigen Items (GE01\_02, GE01\_03, GE01\_04 und GE01\_07) dem ersten Faktor zugeordnet werden konnten. Es wurde festgestellt, dass alle Faktorladungen den Schwellenwert von 0,5 überstiegen. Die inhaltliche Analyse der Items zeigte, dass die beiden Faktoren unterschiedliche Dimensionen der Einstellung zu Künstlicher Intelligenz abbilden: positive und negative Einstellung zu KI. Aus diesem Grund wurde die Entscheidung getroffen, zwei Subskalen zu bilden, um die beiden Faktoren detaillierter untersuchen und interpretieren zu können. Aufgrund der Bildung zweier Skalen wurde auf die Rekodierung der Items GE01\_02, GE01\_03, GE01\_04 und GE01\_07 verzichtet, da eine Anpassung zur Vereinheitlichung der Skalenrichtung nicht mehr als notwendig erachtet wurde.

Die Subskala "positive Einstellung zu KI" setzt sich aus den Items GE01\_01, GE01\_05 und GE01\_08 zusammen und wies ein Cronbachs Alpha von ,670 auf.

Tabelle 4: Deskriptivstatistiken und Faktorladungen der Fragen zu positiver Einstellung zu KI sowie Deskriptivstatistiken und Reliabilität der Skala positive Einstellung zu KI (n = 127)

Code	Frage	M	Sd	Schiefe	Faktor
GE01_01	Künstliche Intelligenz kann diesem Land neue wirtschaftliche Möglichkeiten eröffnen.	4,29	,71	-,49	,75
GE01_05	Künstliche Intelligenz kann sich positiv auf das Wohlbefinden der Menschen auswirken.	3,87	,90	-,39	,79
GE01_06	Es gibt viele vorteilhafte Anwendungen von Künstlicher Intelligenz.	4,51	,69	-1,08	,73
GE01_08	Ein Großteil der Gesellschaft wird von einer Zukunft profitieren, in der Künstliche Intelligenz eine zentrale Rolle spielt.	3,83	,94	-,766	,68
Skala		M	Sd	Schiefe	Alpha
Positive Einstellung zu KI		4,00	,67	-,33	,67

Anmerkungen: s bedeutet, dass das Item schiefverteilt ist und deshalb ausgeschlossen wurde.

Die Skala "negative Einstellung zu KI" besteht aus den Items GE01\_02, GE01\_03, GE01\_04 und GE01\_07 und erzielte ein Cronbachs Alpha von ,837.

Tabelle 5: Deskriptivstatistiken und Faktorladungen der Fragen zu negativer Einstellung zu KI sowie Deskriptivstatistiken und Reliabilität der Skala negative Einstellung zu KI (n = 127)

Code	Frage	M	Sd	Schiefe	Faktor
GE01_02	Ich finde Künstliche Intelligenz bedrohlich.	2,80	1,15	,19	,84
GE01_03	Künstliche Intelligenz könnte die Kontrolle über Menschen übernehmen.	2,39	1,22	,63	,83
GE01_04	Ich denke, Künstliche Intelligenz ist gefährlich.	2,81	1,15	,25	,84
GE01_07	Ich schaudere vor Unbehagen, wenn ich an zukünftige Anwendungen von Künstlicher Intelligenz denke.	2,30	1,16	,67	,75
Skala		M	Sd	Schiefe	Alpha
Negative Einstellung zu KI		2,57	,96	,44	,84

### 3.4.4 Digitale Fähigkeiten

Die univariate Auswertung der Items DF01\_01, DF01\_02 und DF01\_03 zeigte, dass keines der genannten Items normalverteilt war. Da für die Bildung der Skala jedoch keine anderen Items zur Verfügung standen, wurde die Skala mit den Schiefverteilten Items gebildet. Infolgedessen ergab sich eine Schiefe der gesamten Skala von -1,116. Dennoch konnte eine gute Reliabilität berechnet werden, da Cronbachs Alpha bei ,837 lag. Die Thematik der Schiefe der Skala wird in Kapitel 5.2 ausführlicher behandelt.

Tabelle 6: *Deskriptivstatistiken und Faktorladungen der Fragen zu digitalen Fähigkeiten sowie Deskriptivstatistiken und Reliabilität der Skala digitale Fähigkeiten (n = 127)*

Code	Frage	M	Sd	Schiefe	Faktor
DF01_01	... mehrere Softwares und Anwendungen zur Erledigung Ihrer Aufgaben zu verwenden?	4,40	,84	-1,53	,91
DF01_02	... die richtige Software oder Anwendung auszuwählen, um bestimmte Aufgaben auszuführen?	4,29	,84	-1,26	,87
DF01_03	... sich mit einer neuen Software/einer neuen Anwendung vertraut zu machen, um Ihre Aufgaben zu erledigen?	4,30	,89	-1,19	,83
Skala		M	Sd	Schiefe	Alpha
	Digitale Fähigkeiten	4,33	,74	-1,12	,84

### 3.4.5 Anpassungsfähigkeit

Die explorative Datenanalyse zeigte für alle zehn Items zur Anpassungsfähigkeit eine Normalverteilung, so dass in weiterer Folge kein Item aus diesem Grund ausgeschlossen wurde. Die explorative Faktorenanalyse ergab unter Berücksichtigung des Kaiser-Guttman-Kriteriums bei zwei Faktoren Eigenwerte von über 1 (Faktor 1: 4,790; Faktor 2: 1,461). In weiterer Folge stellte sich zunächst die Frage, ob eine Ein- oder Zweifaktorenlösung geeigneter ist. Eine Analyse der Ladungsmuster ergab jedoch kein klar interpretierbares inhaltliches Muster zur weiteren Untergliederung. Zudem wurde eine deutliche Diskrepanz im Anteil der Varianzaufklärung zwischen dem ersten und zweiten Faktor festgestellt. Der erste Faktor erklärte bereits 48% der Gesamtvarianz, was auch grafisch durch den Screeplot gestützt wurde. In weiterer Folge wurde mittels konfirmatorischer Faktorenanalyse geprüft, ob eine Ein-Faktor-Lösung anwendbar ist. Diese Analyse ergab, dass sämtliche Items eine Faktorladung von über ,50 auf denselben Faktor aufwiesen, was nach Cleff (2015, S. 225) eine Zuordnung der Items zu dem

entsprechenden Faktor ermöglicht. Die interne Konsistenz der Skala kann mit einem Cronbachs Alpha von ,874 als sehr gut eingestuft werden.

Tabelle 7: *Deskriptivstatistiken und Faktorladungen der Fragen zu Anpassungsfähigkeit sowie Deskriptivstatistiken und Reliabilität der Skala Anpassungsfähigkeit (n = 127)*

<b>Code</b>	<b>Frage</b>	<b>M</b>	<b>Sd</b>	<b>Schiefe</b>	<b>Faktor</b>
AF01_01	Ich bin zuversichtlich, dass ich jede Herausforderung bewältigen kann.	4,44	,63	-,86	,58
AF01_02	Ich kann gut mit neuen und unbekannten Situationen umgehen.	4,20	,76	-,58	,73
AF01_03	Wenn ich meine Pläne ändern muss, bleibe ich entspannt.	3,57	1,00	-,38	,77
AF01_04	Ich bin immer neugierig, welche Entwicklung vor mir liegt.	4,28	,76	-,73	,63
AF01_05	Ich kann mich schnell auf Veränderungen einstellen.	3,99	,92	-,54	,81
AF01_06	Ich schöpfe Energie aus unerwarteten Dingen und Veränderungen.	3,41	1,06	-,16	,79
AF01_07	Ich bevorzuge es Dinge zu tun, die mich zwingen, etwas Neues zu lernen.	3,53	,97	-,11	,72
AF01_08	Ich genieße unerwartete Ereignisse.	3,02	1,01	-,00	,62
AF01_09	Ich kenne immer verschiedene Wege, um mit plötzlichen Veränderungen umzugehen.	3,93	,87	-,46	,64
AF01_10	Ich mag es immer, wenn sich die Situation ändert.	2,78	1,08	,26	,58
<b>Skala</b>		<b>M</b>	<b>Sd</b>	<b>Schiefe</b>	<b>Alpha</b>
Anpassungsfähigkeit		3,72	,63	-,19	,87

### 3.4.6 Selbstwirksamkeit

Im Rahmen der univariaten Auswertung für die Skala Selbstwirksamkeit wurde festgestellt, dass die Items SW01\_01, SW01\_02 und SW01\_03 teilweise nicht oder annähernd nicht normalverteilt waren. Dennoch wurde auch in diesem Fall die Skala unter Verwendung der vorhandenen Items konstruiert, ohne die schiefverteilten Items auszuschließen. Die daraus resultierende Skala wies schließlich eine Schiefe von -1,1096 auf, wobei

ein Cronbachs Alpha von ,837 ermittelt wurde, was auf eine gute Reliabilität schließen lässt. Die Skalenschiefe wird in Kapitel 5.2 weiter erläutert.

Tabelle 8: *Deskriptivstatistiken und Faktorladungen der Fragen zu Selbstwirksamkeit sowie Deskriptivstatistiken und Reliabilität der Skala Selbstwirksamkeit (n = 127)*

Code	Frage	M	Sd	Schiefe	Faktor
SW01_01	In schwierigen Situationen kann ich mich auf meine Fähigkeiten verlassen.	4,35	,70	-1,33	,83
SW01_02	Die meisten Probleme kann ich aus eigener Kraft gut meistern.	4,30	,71	-,77	,89
SW01_03	Auch anstrengende und komplizierte Aufgaben kann ich in der Regel gut lösen.	4,37	,69	-,93	,89
Skala		M	Sd	Schiefe	Alpha
Selbstwirksamkeit		4,34	,60	-1,10	,84

### 3.4.7 Wahrnehmung des Risikos von Arbeitslosigkeit

Die univariate Auswertung ergab, dass sämtliche einzelne Items eine Schiefverteilung aufwiesen, womit entsprechend auch die gebildete Skala eine Schiefverteilung aufwies (Schiefe 1,338). Dieser Aspekt wird, wie bereits bei den vorhergehenden Skalen angemerkt, in Kapitel 5.2 behandelt. Aufgrund fehlender Optionen war eine Bildung der Skala mit den nicht normalverteilten Items notwendig. Die Berechnung von Cronbachs Alpha ergab einen Wert von ,858, was auf eine gute Reliabilität schließen lässt.

Tabelle 9: *Deskriptivstatistiken und Faktorladungen der Fragen zu Wahrnehmung des Risikos von Arbeitslosigkeit sowie Deskriptivstatistiken und Reliabilität der Skala Wahrnehmung des Risikos von Arbeitslosigkeit (n = 127)*

Code	Frage	M	Sd	Schiefe	Faktor
RA01_01	Ich werde wahrscheinlich wegen der Entwicklung der Künstlichen Intelligenz meinen Job verlieren.	1,58	,78	1,29	,91
RA01_02	Ich mache mir Sorgen, dass ich wegen der Entwicklung der Künstlichen Intelligenz meinen Job verlieren könnte.	1,54	,84	1,60	,91
RA01_03	Im Vergleich zu anderen Menschen in demselben Beruf ist es wahrscheinlicher, dass ich durch die Entwicklung der Künstlichen Intelligenz meinen Arbeitsplatz verliere.	1,53	,77	1,48	,83
Skala		M	Sd	Schiefe	Alpha
Wahrnehmung des Risikos von Arbeitslosigkeit		1,55	,70	1,34	,86

### **3.5 Untersuchungsteilnehmer:innen / Stichprobe**

Die Zielgruppe der Forschung zu definieren, erwies sich aus Sicht der Autorin im Vorfeld als anspruchsvoll, da eine zu geringe Größe der Gruppe die Gefahr unzureichender Rückmeldungen birgt. Als Überlegung stand im Raum, Einschränkungen hinsichtlich der laufenden Berufstätigkeit, der Anstellungsart bzw. der beruflichen Tätigkeit sowie der Kenntnisse von KI zu treffen. Auch Personen ohne aufrechtes Arbeitsverhältnis können bereits Erfahrungen mit Künstlicher Intelligenz gemacht haben, beispielsweise in einem vorherigen Unternehmen. Zudem schließt die berufliche Tätigkeit (z. B. geistige oder körperliche Arbeit) die Erfahrungen mit Künstlicher Intelligenz nicht aus, weshalb hier keine Eingrenzung getroffen werden soll. Eine zentrale Variable der Forschung dieser Masterarbeit ist die „Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext“. Zu Beginn des Fragebogens wurde diese Variable erhoben, jedoch nicht als Ausschlusskriterium verwendet. Stattdessen kam ein Index zum Einsatz, um den Grad der Nutzungserfahrung zu bestimmen.

Die Onlinebefragung generierte in Summe 379 Klicks. Diese Zahl ist laut SoSciSurvey jedoch ein unzuverlässiger Indikator, da Mehrfachklicks (etwa durch die Autorin selbst zur Funktionsprüfung des Links) enthalten sind.

Es resultierten 161 gültige Fälle, wovon im Zuge der Datenbereinigung insgesamt 34 Fälle ausgeschlossen wurden. Vier der abgeschlossenen Fälle wurden ausgeschlossen, da die Teilnehmenden die Datenschutzerklärung abgelehnt hatten und somit nicht weiter berücksichtigt werden konnten. Bei weiteren vier Datensätzen fehlten mehr als 90% der Daten, weshalb sie unbrauchbar waren. 22 Datensätze wurden ausgeschlossen, da bei diesen mindestens eine der beiden zentralen Skalen (Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext und Stressempfinden durch digitale Transformation) nicht beantwortet wurden. Bei einem weiteren Datensatz wurde als Alter 13 Jahre angegeben. Dies könnte möglicherweise auf einen Tippfehler zurückzuführen sein. Dennoch muss davon ausgegangen werden, dass die Daten korrekt angegeben wurden. Diese minderjährige Person wurde aufgrund fehlender Berufserfahrung und auch hinsichtlich ethischer Aspekte ausgeschlossen. Im Anschluss wurden drei weitere Fälle nach eingehender Einzelbetrachtung ausgeschlossen, da diese Teilnehmenden den Fragebogen nicht vollständig ausgefüllt hatten. Ursprünglich bestand die Intention darin, unvollständige Fälle, unter der Prämisse, dass die wesentlichen Skalen beantwortet wurden, in die Stichprobe einzuschließen. Nach Einzelbetrachtung wurde jedoch festgestellt, dass die Stichprobe auch nach Ausschluss dieser drei Fälle ausreichend groß für das Forschungsvorhaben war. Zudem konnte nicht nachvollzogen werden, weshalb der Fragebogen nur lückenhaft beantwortet wurde. Um systematische Verzerrungen und potenziell verfälschte Ergebnisse

zu vermeiden, wurde sich somit für den Ausschluss dieser Fälle entschieden. Nach der Bereinigung der Daten resultierte eine Anzahl von 127 finalen Datensätzen, die die Stichprobe für die vorliegende Untersuchung bilden.

Diese Stichprobe in der Größe von  $n=127$  ist, wie bereits in der Vorbereitung der Forschung erwartet wurde, nicht repräsentativ für die Grundgesamtheit und stellt eine Gelegenheitsstichprobe dar. Bei einer Gelegenheitsstichprobe ist die Auswahl der Proband:innen willkürlich und abhängig davon, wer oder was zur Verfügung steht. Für die geplante Masterarbeit war vorgesehen, eine Gelegenheitsstichprobe heranzuziehen. Bei Gelegenheitsstichproben ist jedoch die Generalisierbarkeit der Ergebnisse zu hinterfragen (Döring & Bortz, 2016, S. 305f.).

Die Stichprobe der vorliegenden Untersuchung besteht zu rund 60 % aus Frauen und zu 40 % aus Männern. Das durchschnittliche Alter der Proband:innen beträgt rund 34 Jahre, wobei die Spannweite von 19 bis 72 Jahren eine breite Altersstruktur abbildet. Die Mehrheit der Proband:innen befindet sich in ihren Zwanzigern. Hinsichtlich der höchsten abgeschlossenen Ausbildung gaben die meisten Studienteilnehmer:innen an, studiert zu haben (Universität/Fachhochschule) oder eine mittlere oder höhere Schule abgeschlossen zu haben. Der Mittelwert der Berufserfahrung liegt bei rund 14 Jahren, wobei die Spannweite der angegebenen Werte erheblich variiert. So reicht das Spektrum von einem Jahr bis hin zu 50 Jahren Berufserfahrung. Die Branchen, in denen die befragten Personen angeben hauptsächlich tätig zu sein, sind mannigfaltig und sehr differenziert. Die Aufteilung beziehungsweise Einordnung in absolute Zahlen kann Tabelle 10 entnommen werden.

Tabelle 10: *Überblick über die demografischen Daten der Teilnehmer:innen in absoluten Zahlen (n = 127)*

Geschlecht	
Frauen	74
Männer	52
Keine Angabe	1
Alter in Jahren	
Mittelwert (Standardabweichung)	34,06 (11,53)
Range	19-72
Bildung	
Pflichtschulabschluss	2
Lehrabschluss	3
Mittlere oder höhere Schule	39
Universität/Fachhochschule	80
Keine Angabe	3
Berufserfahrung in Jahren	
Mittelwert (Standardabweichung)	13,87 (11,55)
Range	1-50
Berufliche Branche	
Land- und Forstwirtschaft, Fischerei	1
Industrie & Produktion	14
Energie, Wasser & Entsorgung	3
Bau	19
Handel	4
Transport & Logistik	10
Tourismus & Gastronomie	2
Information & Kommunikation	19
Finanzen & Versicherungen	13
Immobilien & Unternehmensdienstleistungen	7
Öffentliche Verwaltung	7
Bildung & Forschung	12
Gesundheit & Soziales	11
Keine Angabe	3
Derzeit nicht berufstätig	2

Im Rahmen der Untersuchung wurden ergänzend Fragen zu deskriptiven Zwecken hinsichtlich der Themen Computerarbeit und Künstliche Intelligenz gestellt. Die Ergebnisse sind in der nachfolgenden Tabelle komprimiert dargestellt. Es lässt sich festhalten, dass der Großteil der Proband:innen überwiegend Arbeit am Computer verrichtet. Im Rahmen der Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext wurde mittels einer Multiple-Choice-Frage ermittelt, welche KI-Tools am häufigsten genutzt werden. Rund 94 % der Studienteilnehmer:innen gaben ChatGPT als jenes KI-Tool an, das sie am häufigsten verwenden. Das zweit-meistgenutzte KI-Tool war DeepL, welches jedoch lediglich von rund 48 % der Befragten genannt wurde. Darüber hinaus wurden weitere KI-Tools erwähnt, die keiner der bestehenden Kategorien zugeordnet werden konnten, wie beispielsweise Perplexity oder Deepseek. In diesem Zusammenhang wurde zusätzlich abgefragt, ob diverse KI-Tools von Seiten der Arbeitgeber:innen zur Verfügung gestellt werden, was relativ ausgeglichen beantwortet wurde. Es ist jedoch anzumerken, dass eine wesentliche Anzahl von Teilnehmer:innen keine Angabe zu dieser Frage machte, was Raum für unterschiedliche Interpretationen eröffnet. Es ist möglich, dass die Antwort auf diese Frage nicht bekannt war.

Tabelle 11: *Übersicht zu Merkmalen Computerarbeit und KI-Tools in absoluten Zahlen (n = 127)*

Überwiegend (>50%) Computerarbeit	
Ja	113
Nein	13
Keine Angabe	1
KI-Tools (am häufigsten genutzte ; Mehrfachauswahl)	
ChatGPT	119
DeepL	62
Character AI	2
QuillBot	4
MidJourney	5
Microsoft Copilot	52
Google Gemini	17
Keine Angabe	2
Sonstiges (nicht den Kategorien zuordenbar)	23
KI-Tools von Arbeitgeber gestellt	
Ja	54
Nein	59
Keine Angabe	14

### **3.6 Durchführung der empirischen Untersuchung**

Die empirische Untersuchung wurde ursprünglich im Zeitraum vom 12.02. bis 26.02.2025 durchgeführt, wobei der Befragungszeitraum anschließend noch auf den 02.03.2025 verlängert wurde. Dieser Schritt erfolgte, da die Autorin die Daten aufgrund verschiedener Faktoren ohnehin nicht früher auswerten konnte, weshalb die Entscheidung getroffen wurde, den Befragungszeitraum bis zum Wochenende zu verlängern.

Der Fragebogen wurde online über diverse Medien geteilt. Hierzu zählen die Anwendung WhatsApp (Status, Gruppenchats), die Plattform Instagram (über die Story-Funktion), das berufliche Netzwerk LinkedIn (öffentlicher Beitrag sowie Posting in privater SurveyCircle-Gruppe), der Online-Campus der FernFH (Kurse: Forschungs-Tinder und Studienvertretung) oder auch die persönliche Direktansprache mit anschließender Weiterleitung via MS Teams, E-Mail oder WhatsApp-Privatchats.

Die Verteilung der Studie über die verschiedenen Kanäle erfolgte schrittweise, ohne dass im Voraus festgelegt wurde, wo die Umfrage in welchen Abständen auf welchen Plattformen verbreitet werden sollte. Es erfolgten demnach mehrere Erinnerungen und auch alle Medien wurden mehrfach genutzt. So wurde beispielsweise der LinkedIn-Post selbst erneut geteilt, um nochmals Aufmerksamkeit zu generieren. Ein ähnliches Vorgehen wurde bei Instagram und WhatsApp gewählt. Neben der Anwendung digitaler Erinnerungsmechanismen erfolgte auch eine persönliche Ansprache sowie die Bitte um Unterstützung bei der Verbreitung der Studie.

Es wurde darauf hingewiesen, dass die Durchführungsdauer etwa 10 Minuten beträgt. Die empirische Erhebung ergab jedoch, dass die Proband:innen im Durchschnitt etwa 7 Minuten für die Durchführung benötigten. Darüber hinaus wurde in der Ansprache an die Proband:innen die Bitte um Teilnahme an der Studie formuliert, sofern sie bereits Erfahrung mit der Nutzung von Künstlicher Intelligenz im beruflichen Kontext gesammelt hatten. Dies könnte potenziell zu einer Verfälschung der Stichprobe geführt haben. Dieser Aspekt wird in den Limitationen dieser Arbeit (Kapitel 5.2) aufgegriffen und ausführlicher thematisiert.

## 3.7 Statistische Auswertungen

Zur Untersuchung der aufgestellten Hypothesen wurden verschiedene statistische Analysemethoden verwendet. Im Fokus der Untersuchung standen dabei die Korrelationsanalyse sowie die Moderationsanalyse. In den folgenden Unterkapiteln werden diese Analysemethoden näher erläutert. Die Präsentation der Ergebnisse dieser Analysen erfolgt anschließend in Kapitel 4.

### 3.7.1 Korrelationsanalyse

Mittels Korrelationsanalyse (Zusammenhangsanalyse) wird die Stärke eines (linearen) Zusammenhangs zweier Variablen überprüft (Berger-Grabner, 2022, S. 189; Natrop, 2015, S. 250). Als Maß für diesen Zusammenhang wird der Korrelationskoeffizient herangezogen, welcher Werte zwischen  $-1,0$  und  $+1,0$  annehmen kann. Der Betrag des Koeffizienten gibt Auskunft über die Stärke des Zusammenhangs und das Vorzeichen über die Richtung des Zusammenhangs. Ein negativer Korrelationskoeffizient weist auf einen gegenläufigen Zusammenhang der beiden Variablen hin (Berger-Grabner, 2022, S. 189; Cleff, 2015, S. 102ff.; Natrop, 2015, S. 262).

Die Berechnung des Korrelationskoeffizienten ist abhängig vom Skalenniveau der untersuchten Variablen. Häufig kommen die Berechnungen nach Pearson oder nach Spearman zur Anwendung (Berger-Grabner, 2022, S. 190). Die Anwendung der Rangkorrelation von Spearman ist auch bei nichtlinearen Zusammenhängen möglich (Backhaus et al., 2023, S. 71; Tiemann, 2019, S. 127f.). Ebenso kann sie eingesetzt werden, wenn eine der Variablen nicht normalverteilt ist (Berger-Grabner, 2022, S. 190).

In der vorliegenden Korrelationstabelle erfolgte die Berechnung mittels der Rangkorrelation nach Spearman. Dieser Ansatz wurde gewählt, da einige Variablen nicht normalverteilt waren. In diesem Fall wurde eine einheitliche Nutzung der Rangkorrelation nach Spearman als sinnvoll erachtet. Des Weiteren wurde die Hypothese 1 mithilfe der Rangkorrelation nach Spearman geprüft, da die Skala der Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext nicht normalverteilt war. Cleff (2015, S. 102ff.) führte aus, dass die Rangkorrelation nach Spearman den monotonen Zusammenhang zweier Rangreihen untersucht. Er wies zudem darauf hin, dass ein Wert von 1 auf einen perfekten, positiven und monotonen Zusammenhang zweier ordinaler oder metrischer Skalen deutet. Ein Wert von  $-1$  bedeutet einen perfekten, negativen und monotonen Zusammenhang. Auch nach Berger-Grabner (2022, S. 189f.) ist die Interpretation einer Korrelationsanalyse so zu verstehen, dass bei einem Wert von 0 kein Zusammenhang besteht. Umso näher der Koeffizient sich dem Wert 1 nähert, desto stärker ist die Korrelation.

Tabelle 12: *Interpretation Korrelationsanalyse*

Wert	Interpretation
0	Kein Zusammenhang
Bis 0,2	Sehr geringe Korrelation
Bis 0,5	Geringe Korrelation
Bis 0,7	Mittlere Korrelation
Bis 0,9	Hohe Korrelation
Über 0,9	Sehr hohe Korrelation

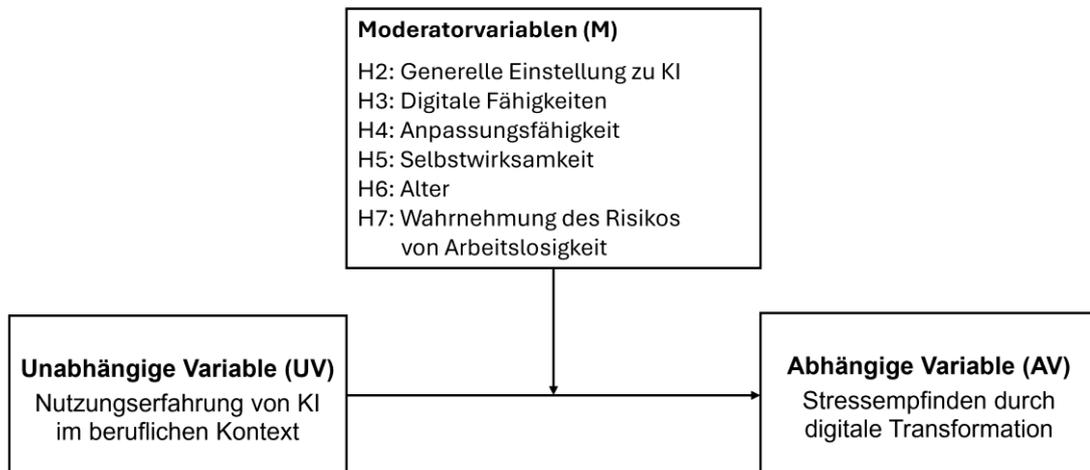
Quelle: eigene Darstellung in Anlehnung an (Berger-Grabner, 2022, S. 190)

### 3.7.2 Moderationsanalyse

Ein Moderationseffekt liegt vor, wenn eine Variable (Moderatorvariable ; M) den Effekt einer unabhängigen Variable (UV) auf eine abhängige Variable (AV) beeinflusst. Folglich kann M die Stärke, Signifikanz oder auch Richtung der Beziehung beeinflussen, also „moderieren“ (Hayes, 2018, S. 220; Urban & Mayerl, 2011, S. 294; Wentura & Pospeschill, 2015, S. 69).

In einem ersten Schritt wurden die relevanten Variablen für die Auswertung definiert und berechnet (siehe Kapitel 3.4 Vorbereitende Analysen). Als unabhängige Variable wurde für jede Hypothese die Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext definiert. Als abhängige Variable wurde für jede Hypothese das Stressempfinden durch digitale Transformation definiert. Die jeweiligen Moderatorvariablen, also die generelle Einstellung zu KI, digitale Fähigkeiten, Anpassungsfähigkeit, Selbstwirksamkeit, das Alter oder die Wahrnehmung des Risikos von Arbeitslosigkeit, variieren je Hypothese. Die Zusammensetzung der Beziehungen wird in Abbildung 1 grafisch dargestellt.

Abbildung 1: *Beziehungen der Moderationsanalysen*



Quelle: eigene Darstellung

Für die Durchführung einer Moderationsanalyse ist eine lineare Beziehung zwischen den beteiligten Variablen Voraussetzung, da die Analyse auf dem Verfahren der linearen Regression basiert (Hemmerich, n. d.).

Die multiple Korrelations- und Regressionsanalyse untersucht den Einfluss der Prädiktorvariablen (unabhängigen Variablen) auf die Zielvariable (abhängige Variable). Dabei werden Stärke und Richtung des Zusammenhangs ermittelt. Zur Beurteilung des Gesamtzusammenhangs zwischen den Prädiktorvariablen und der Zielvariable kann der multiple Korrelationskoeffizient (R) herangezogen werden. Einflüsse einzelner Prädiktoren können durch die Beta-Gewichte ausgedrückt werden (Döring & Bortz, 2016, S. 626). Im Rahmen der vorliegenden Untersuchung wurde der Zusammenhang zwischen der abhängigen Variable und den jeweiligen unabhängigen sowie Moderatorvariablen (als unabhängige Variablen) analysiert. Eine visuelle Inspektion der Streudiagramme unter Verwendung einer LOESS-Glättung ließ auf eine annähernd lineare Beziehung zwischen den betrachteten Variablen schließen.

Die Auswertung erfolgte mittels SPSS, wobei das PROCESS Makro von Andrew F. Hayes in der aktuellen Fassung (v4.2) ergänzend installiert wurde, um damit eine Moderationsanalyse durchzuführen. Da Hayes (2018, S. 305) selbst anmerkt, dass er die Mittelwertzentrierung als nicht erforderlich ansieht, um eine Moderationsanalyse durchzuführen und zu interpretieren, wurde in der Auswertung der vorliegenden Arbeit ebenso davon abgesehen.

## **4 Ergebnisse**

In diesem Kapitel werden die Resultate der durchgeführten Analysen präsentiert. Zunächst wird eine Korrelationstabelle dargestellt, die einen Überblick über die Zusammenhänge zwischen den zentralen Variablen gibt. Im weiteren Verlauf werden die Resultate der Korrelations- und Moderationsanalysen wiedergegeben, die im Rahmen der Überprüfung der Hypothesen 1 bis 7 durchgeführt wurden.

### **4.1 Zusammenhang zwischen Nutzungserfahrung von KI und Stressempfinden durch digitale Transformation**

Um einen Überblick über potenzielle Zusammenhänge aller relevanten Variablen zu geben, wurde eine Korrelationstabelle erstellt (Toutenburg & Heumann, 2006, S. 301). Die Resultate werden in Tabelle 13 präsentiert. Im weiteren Verlauf wird auf die Untersuchung von Hypothese 1, welcher ebenfalls eine Korrelationsanalyse zu Grunde liegt, eingegangen.

Tabelle 13: *Bivariate Korrelationen (Spearman-Rho) zwischen den zentralen Studienvariablen (n = 127)*

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
1. Alter	-	-,04	,19*	,94**	-,16	-,02	,18*	-,19*	,02	,10	-,13	,13	,19*
2. Geschlecht	-,04	-	-,07	,01	-,02	-,03	,07	,08	-,05	,02	,32**	,03	-,01
3. Bildungsstand	,19*	-,07	-	,07	-,05	,04	,04	,22*	-,16	,04	-,13	,18	,20*
4. Berufserfahrung	,94**	,01	,07	-	-,14	,03	,22*	-,19*	,08	,08	-,05	,10	,18*
5. Computerarbeit (> 50%)	-,16	-,02	-,05	-,14	-	-,36**	-,15	-,10	,20*	-,28**	-,21*	-,12	-,06
6. Nutzungserfahrung	-,02	-,03	,04	,03	-,36**	-	-,17	,25**	-,24**	,31**	-,06	,24**	,15
7. Stressempfinden	,18*	,07	,04	,22*	-,15	-,17	-	-,08	,16	-,28**	,18*	-,21*	-,17
8. Positive Einstellung zu KI	-,19*	,08	,22*	-,19*	-,10	,25**	-,08	-	-,22*	,13	-,04	,20*	,11
9. Negative Einstellung zu KI	,02	-,05	-,16	,08	,20*	-,24**	,16	-,22*	-	-,46**	,08	-,20*	-,22*
10. Digitale Fähigkeiten	,10	,02	,04	,08	-,28**	,31**	-,28**	,13	-,46**	-	-,01	,30**	,44**
11. Risikowahrnehmung Arbeitslosigkeit	-,13	,32**	-,13	-,05	-,21*	-,06	,18*	-,04	,08	-,01	-	-,09	-,16
12. Anpassungsfähigkeit	,13	,03	,18	,10	-,12	,24**	-,21*	,20*	-,20*	,30**	-,09	-	,58**
13. Selbstwirksamkeit	,19*	-,01	,20*	,18*	-,06	,15	-,17	,11	-,22*	,44**	-,16	,58**	-

Anmerkungen:  $p < .05$  (\*),  $p < .01$  (\*\*), zweiseitig geprüft.

**Hypothese 1: Es besteht ein Zusammenhang zwischen der Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext und dem Stressempfinden durch digitale Transformation.**

Die Korrelationsanalyse ergab einen Korrelationskoeffizienten nach Spearman von -0,171 (siehe Tabelle 13) bei einer Signifikanz von 0,055 (n=127). Die Analyse ergab demnach eine sehr geringe negative Korrelation zwischen der Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext und dem Stressempfinden durch digitale Transformation. Dies bedeutet, dass bei zunehmender Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext das Stressempfinden durch digitale Transformation abnimmt. Umgekehrt bedeutet dies, dass bei abnehmender Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext das Stressempfinden durch digitale Transformation zunimmt. Aufgrund des nahe bei null liegenden Korrelationskoeffizienten kann jedoch keine starke Korrelation abgeleitet werden. Zudem scheint die Korrelation knapp nicht signifikant ( $> 0,05$ ) zu sein. Dennoch deutet das Ergebnis auf eine tendenzielle Beziehung in die erwartete Richtung hin, sodass bei höherer Nutzungserfahrung ein geringeres Stressempfinden beobachtet wurde.

#### **4.2 Moderierende Faktoren der Beziehung von Nutzungserfahrung von KI und Stressempfinden durch digitale Transformation**

Im Folgenden werden für die einzelnen Hypothesen (H2-7) die Interpretationen des Gesamtmodells sowie die moderierende Wirkung der jeweiligen Konstrukte dargestellt. Des Weiteren wurden die Haupteffekte der Moderatorvariablen als Prädiktoren auf die abhängige Variable auf Grundlage der zuvor durchgeführten Regressionsanalyse untersucht. Die entsprechenden Zusammenhänge werden über den Regressionskoeffizienten (b) dargestellt (Döring & Bortz, 2016, S. 817). Hierfür wurde sich an den Inhalten des Buches von Hayes (2018, S. 238ff.) sowie Beiträgen von Hemmerich (n. d.) und Walther (2024) orientiert.

**Hypothese 2: Die generelle Einstellung zu KI moderiert den Zusammenhang zwischen der Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext und dem Stressempfinden durch digitale Transformation, sodass Personen mit einer positiven Einstellung weniger Stress durch digitale Transformation empfinden.**

Die durchgeführte Moderationsanalyse untersuchte die Hypothese, dass die generelle Einstellung zu KI den Zusammenhang zwischen der Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext und dem Stressempfinden durch digitale Transformation moderiert.

Hierfür wurde die Analyse zwei Mal durchgeführt, einmal mit der Skala zur positiven Einstellung zu KI und ein zweites Mal mit der Skala zur negativen Einstellung zu KI.

Das Gesamtmodell der Analyse mit dem Moderator positive Einstellung zu KI ( $p = 0,7637$ ) war statistisch nicht signifikant. Auch die spezifischen Tests auf einen Moderationseffekt zeigten keinen signifikanten Einfluss der positiven Einstellung zu KI ( $b = 0,0039$  und  $p = 0,9818$ ). Dies wird auch in Tabelle 14 dargestellt.

Tabelle 14: *Moderationsanalyse positive Einstellung zu KI (n = 127)*

Parameter	Regressionskoeffizient b	Standardfehler	t	p
Konstanter Term	3,32	2,65	1,25	,21
Nutzungserfahrung	-,10	,66	-,15	,88
Positive Einstellung	-,08	,70	-,12	,90
Nutzungserfahrung x positive Einstellung	-,00	,17	,02	,98

Auch die Analyse mit dem Moderator negative Einstellung zu KI ( $p = 0,5772$ ) war statistisch nicht signifikant. Die spezifischen Tests auf einen Moderationseffekt zeigten ebenso keinen signifikanten Einfluss der negativen Einstellung zu KI ( $b = -0,0107$  und  $p = 0,9372$ ), wie in Tabelle 15 visualisiert.

Tabelle 15: *Moderationsanalyse negativer Einstellung zu KI (n = 127)*

Parameter	Regressionskoeffizient b	Standardfehler	t	p
Konstanter Term	2,51	1,49	1,68	,095
Nutzungserfahrung	-,04	,35	-,12	,90
Negative Einstellung	,17	,57	,29	,77
Nutzungserfahrung x negative Einstellung	-,01	,14	-,08	,94

In Übereinstimmung mit den methodischen Empfehlungen von Hayes (2018, S. 236f.) wurde der Interaktionsterm aus dem Modell entfernt, sodass ein reduziertes Regressionsmodell vorliegt, das ausschließlich die Haupteffekte berücksichtigt. Dafür wurde das zuvor berechnete Regressionsmodell herangezogen, um die direkte Beziehung der Moderatorvariable zur abhängigen Variable zu analysieren. Dieses neue Modell zeigte weder eine signifikante Beziehung zwischen der positiven Einstellung zu KI ( $b = -0,069$ ,  $p$

= 0,614) noch eine zwischen der negativen Einstellung zu KI ( $b = 0,125$ ,  $p = ,178$ ) in Bezug auf das Stressempfinden durch digitale Transformation.

Die vorliegende Untersuchung konnte keine Bestätigung für Hypothese 2 erbringen, da kein signifikanter Moderationseffekt nachgewiesen werden konnte. Auch die Regressionsanalysen zeigten keinen Zusammenhang zwischen der generellen Einstellung zu KI und dem Stressempfinden durch digitale Transformation.

**Hypothese 3: Digitale Fähigkeiten moderieren den Zusammenhang zwischen der Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext und dem Stressempfinden durch digitale Transformation, sodass Personen mit hohen digitalen Fähigkeiten weniger Stress durch digitale Transformation empfinden.**

Die durchgeführte Moderationsanalyse untersuchte die Hypothese, dass die digitalen Fähigkeiten einer Person den Zusammenhang zwischen der Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext und dem Stressempfinden durch digitale Transformation moderieren.

Das Gesamtmodell der Analyse war statistisch signifikant ( $p = 0,0392$ ). Wie in Tabelle 16 dargestellt, zeigte die Untersuchung des Moderationseffekts einen schwachen Effekt, der jedoch nicht signifikant bestätigt werden konnte ( $b = -0,2217$  und  $p = 0,0777$ ). Folglich ergeben sich innerhalb des beobachteten Bereichs des Moderators auch keine statistisch signifikanten Übergangspunkte, die mittels der Johnson-Neyman-Methode ermittelt wurden.

Tabelle 16: *Moderationsanalyse digitaler Fähigkeiten (n = 127)*

Parameter	Regressionskoeffizient b	Standardfehler	t	p
Konstanter Term	,59	1,95	,30	,76
Nutzungserfahrung	,93	,54	1,71	,09
Digitale Fähigkeiten	,52	,46	1,11	,27
Nutzungserfahrung x digitale Fähigkeiten	-,22	,12	-1,78	,08

Die Regressionsanalyse zeigte, dass digitale Fähigkeiten signifikant negativ mit dem Stressempfinden durch digitale Transformation zusammenhängen ( $b = -0,271$  und  $p = 0,027$ ). Dieses Ergebnis legt nahe, dass die digitalen Fähigkeiten einer Person einen signifikanten Einfluss auf das Stressempfinden durch digitale Transformation haben,

unabhängig davon, wie die Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext ist. Das Stressempfinden scheint sich mit höheren digitalen Fähigkeiten zu verringern.

Die vorliegende Untersuchung konnte keine Bestätigung für Hypothese 3 erbringen, da kein signifikanter Moderationseffekt nachgewiesen werden konnte. Die Regressionsanalyse zeigte jedoch einen negativen Zusammenhang zwischen den digitalen Fähigkeiten und dem Stressempfinden durch digitale Transformation.

**Hypothese 4: Die Anpassungsfähigkeit einer Person moderiert den Zusammenhang zwischen der Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext und dem Stressempfinden durch digitale Transformation, sodass Personen mit hoher Anpassungsfähigkeit weniger Stress durch digitale Transformation empfinden.**

Die durchgeführte Moderationsanalyse untersuchte die Hypothese, dass die Anpassungsfähigkeit einer Person den Zusammenhang zwischen der Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext und dem Stressempfinden durch digitale Transformation moderiert.

Das Gesamtmodell der Analyse war statistisch knapp nicht signifikant ( $p = 0,0512$ ). Auch die spezifischen Tests auf einen Moderationseffekt zeigten keinen signifikanten Einfluss der Anpassungsfähigkeit auf die Beziehung der Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext und dem Stressempfinden durch digitale Transformation ( $b = -0,1350$  und  $p = 0,3901$ ). Dies kann auch untenstehender Tabelle entnommen werden.

Tabelle 17: *Moderationsanalyse Anpassungsfähigkeit (n = 127)*

Parameter	Regressionskoeffizient b	Standardfehler	t	p
Konstanter Term	2,10	2,38	,88	,38
Nutzungserfahrung	,44	,56	,77	,44
Anpassungsfähigkeit	,23	,67	,34	,74
Nutzungserfahrung x Anpassungsfähigkeit	-,14	,16	-,86	,39

Unter Betrachtung der Regressionsanalyse konnte jedoch ein signifikanter negativer Effekt der Anpassungsfähigkeit beobachtet werden ( $b = -0,325$  und  $p = 0,022$ ). Folglich kann interpretiert werden, dass mit steigender Anpassungsfähigkeit das Stressempfinden durch digitale Transformation geringer wird, ohne Berücksichtigung der Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext.

Auch für H4 konnte keine Bestätigung geliefert werden, da kein signifikanter Moderationseffekt nachgewiesen werden konnte. Die Regressionsanalyse bestätigte damit den zuvor beschriebenen negativen Zusammenhang zwischen der Anpassungsfähigkeit und dem Stressempfinden durch digitale Transformation.

**Hypothese 5: Die Selbstwirksamkeit einer Person moderiert den Zusammenhang zwischen der Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext und dem Stressempfinden durch digitale Transformation, sodass Personen mit hoher Selbstwirksamkeit weniger Stress durch digitale Transformation empfinden.**

Die durchgeführte Moderationsanalyse untersuchte die Hypothese, dass die Selbstwirksamkeit einer Person den Zusammenhang zwischen der Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext und dem Stressempfinden durch digitale Transformation moderiert.

Das Gesamtmodell der Analyse war statistisch nicht signifikant ( $p = 0,3596$ ). Auch die spezifischen Tests auf einen Moderationseffekt zeigten keinen signifikanten Einfluss der Selbstwirksamkeit auf die Beziehung der Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext und dem Stressempfinden durch digitale Transformation ( $b = -0,2222$  und  $p = 0,1567$ ), wie in untenstehender Tabelle dargestellt.

Tabelle 18: *Moderationsanalyse Selbstwirksamkeit (n = 127)*

Parameter	Regressionskoeffizient b	Standardfehler	t	p
Konstanter Term	,06	2,42	,03	,98
Nutzungserfahrung	,88	,67	1,31	,19
Selbstwirksamkeit	,68	,57	1,19	,24
Nutzungserfahrung x Selbstwirksamkeit	-,22	,16	-1,42	,16

Auch unter Berücksichtigung der methodischen Empfehlungen von Hayes (2018, S. 236f.), konnte unter ausschließlicher Berücksichtigung der Haupteffekte keine signifikante Beziehung aufgefunden werden ( $b = -0,167$  und  $p = 0,254$ ).

Die durchgeführte Untersuchung lässt keine Bestätigung der Hypothese 5 zu, da kein Nachweis eines Moderationseffekts erbracht werden konnte. Auch die Regressionsanalyse zeigte keinen Zusammenhang zwischen der Selbstwirksamkeit und dem Stressempfinden durch digitale Transformation.

**Hypothese 6: Das Alter einer Person moderiert den Zusammenhang zwischen der Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext und dem Stressempfinden durch digitale Transformation, sodass mit zunehmendem Alter mehr Stress durch digitale Transformation empfunden wird.**

Die durchgeführte Moderationsanalyse untersuchte die Hypothese, dass das Alter einer Person den Zusammenhang zwischen der Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext und dem Stressempfinden durch digitale Transformation moderiert.

Das Gesamtmodell der Analyse war statistisch signifikant ( $p = 0,0000$ ). Wie auch in folgender Tabelle visualisiert, zeigten die spezifischen Tests auf einen Moderationseffekt einen schwachen, aber signifikanten Einfluss des Alters auf die Beziehung der Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext und dem Stressempfinden durch digitale Transformation ( $b = -0,0213$  und  $p = 0,0064$ ). Gemäß der Johnson-Neyman-Methode zeigen sich statistisch signifikante Übergangspunkte des Moderators im Bereich ab ca. 37 Jahren.

Tabelle 19: *Moderationsanalyse Alter (n = 127)*

Parameter	Regressionskoeffizient b	Standardfehler	t	p
Konstanter Term	-,40	1,14	-,35	,73
Nutzungserfahrung	,62	,29	2,15	,03*
Alter	,10	,03	3,49	,00**
Nutzungserfahrung x Alter	-,02	,01	-2,77	,01**

*Anmerkungen:*  $p < .05$  (\*),  $p < .01$  (\*\*)

In der Schlussfolgerung konnte die Hypothese 6 nicht bestätigt werden. Die Analyse ergab einen signifikanten Moderationseffekt des Alters in die entgegengesetzte Richtung. Die ursprüngliche Annahme, dass das Stressempfinden durch die digitale Transformation mit zunehmendem Alter ansteigt, konnte somit nicht bestätigt werden. Demzufolge deuten die Untersuchungsergebnisse darauf hin, dass ältere Personen mit zunehmender Nutzungserfahrung von KI weniger Stress empfinden. Der Johnson-Neyman-Test bestätigt diesen Effekt als signifikant negativ ab einem Alter von ca. 37 Jahren.

**Hypothese 7: Die Wahrnehmung des Risikos von Arbeitslosigkeit moderiert den Zusammenhang zwischen der Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext und dem Stressempfinden durch digitale Transformation, sodass Personen, die ein höheres Risiko von Arbeitslosigkeit wahrnehmen, mehr Stress durch digitale Transformation empfinden.**

Die durchgeführte Moderationsanalyse untersuchte die Hypothese, dass die Wahrnehmung des Risikos von Arbeitslosigkeit den Zusammenhang zwischen der Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext und dem Stressempfinden durch digitale Transformation moderiert.

Das Gesamtmodell der Analyse war statistisch knapp nicht signifikant ( $p = 0,0562$ ). Auch die spezifischen Tests auf einen Moderationseffekt zeigten keinen signifikanten Einfluss der Wahrnehmung des Risikos von Arbeitslosigkeit auf die Beziehung der Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext und dem Stressempfinden durch digitale Transformation ( $b = -0,1030$  und  $p = 0,5443$ ). Die Ergebnisse werden zusätzlich untenstehend in tabellarischer Form wiedergegeben.

Tabelle 20: *Moderationsanalyse Wahrnehmung des Risikos von Arbeitslosigkeit (n = 127)*

Parameter	Regressionskoeffizient b	Standardfehler	t	p
Konstanter Term	2,06	1,08	1,91	,058
Nutzungserfahrung	,04	,26	,15	,88
Wahrnehmung Risiko Arbeitslosigkeit	,70	,69	1,01	,31
Nutzungserfahrung x Wahrnehmung Risiko Arbeitslosigkeit	-,10	,17	-,61	,54

Unter Betrachtung der Regressionsanalyse konnte jedoch ein signifikanter Effekt der Wahrnehmung des Risikos von Arbeitslosigkeit auf das Stressempfinden durch digitale Transformation beobachtet werden ( $b = 0,289$  und  $p = 0,020$ ).

Es ist jedoch anzumerken, dass die Skala zur Erfassung der Wahrnehmung des Risikos von Arbeitslosigkeit eine sehr geringe Streuung aufwies. Lediglich drei der 127 Proband:innen wiesen einen Wert über 3 (auf einer 5-Punkte-Likert-Skala) bei dieser Skala auf. Dies lässt darauf schließen, dass die Mehrheit der Befragten kein subjektives Risiko sieht, durch KI den Arbeitsplatz zu verlieren. Aus der Perspektive der Autorin führt dieser

Aspekt zu einer Einschränkung der Aussagekraft des Regressionseffektes, was dazu führt, dass keine generalisierenden Aussagen getroffen werden können.

Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass Hypothese 7 nicht bestätigt werden kann, da auch hier kein signifikanter Moderationseffekt festgestellt werden konnte. Zwar zeigte die Regressionsanalyse einen positiven signifikanten Effekt, jedoch ist dieser aufgrund der geringen Streuung der Skala zur Wahrnehmung des Risikos von Arbeitslosigkeit wenig aussagekräftig.

## 5 Diskussion und Ausblick

Das abschließende Kapitel dieser Masterarbeit hat die Funktion, die erlangten Erkenntnisse aus Literatur und empirischer Forschung zusammenzufassen und zu diskutieren. Die zusammenfassende Diskussion der Ergebnisse erfolgt in Kapitel **Fehler! Verweisquelle konnte nicht gefunden werden.** Im Anschluss werden die Einschränkungen und Defizite der Arbeit reflektiert und verschriftlicht. Abschließend werden auf der Grundlage aller Erkenntnisse Implikationen für potenzielle weitere Forschungen oder für die Praxis gegeben.

### 5.1 Zusammenfassende Diskussion der Ergebnisse

Digitale Transformation und mit ihr einhergehend die Künstliche Intelligenz haben sowohl für Unternehmen als auch für Individuen in den vergangenen Jahren an Bedeutung gewonnen (Gupta et al., 2023, S. 184). Der Begriff der digitalen Transformation bezeichnet den Einsatz digitaler Technologien, durch die Prozesse und Leistungen von Unternehmen verändert oder optimiert werden (Fitzgerald et al., 2014, S. 2; Westerman et al., 2011, S. 5). Ein Bestandteil der digitalen Transformation ist Künstliche Intelligenz (Aly, 2020, S. 240). KI bezeichnet die Fähigkeit von Maschinen, kognitive Prozesse des Menschen, wie beispielsweise logisches Denken, Lernvermögen, Planungsfähigkeiten und Kreativität, zu imitieren. Der Einsatz von KI ermöglicht es technischen Systemen, ihre Umwelt wahrzunehmen, das Wahrgenommene zu verarbeiten und darauf zu reagieren. Darüber hinaus sind KI-Systeme in der Lage, aus früheren Aktionen zu lernen und folglich ihr Handeln anzupassen (Europäisches Parlament, 2023). Obwohl bereits Forschung auf diesem Gebiet betrieben wurde, sind die Auswirkungen auf individueller Ebene (Galanti et al., 2023, S. 1ff.; Xu et al., 2023, S. 1f.), sowie die damit verbundenen Risiken wie Stress (Marsh et al., 2022, S. 1) noch nicht umfassend erforscht. Aus diesem Grund widmete sich die vorliegende Masterarbeit der Untersuchung der folgenden Fragestellung:

*„Welche Faktoren beeinflussen den Zusammenhang zwischen dem Stressempfinden durch digitale Transformation und der Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext?“*

Zur Beantwortung dieser Forschungsfrage wurde zu Beginn eine systematische Literaturrecherche durchgeführt, auf Basis welcher anschließend sieben Hypothesen abgeleitet wurden, die zur Beantwortung der Forschungsfrage beitragen. Für den empirischen Teil dieser Arbeit wurde ein quantitatives Forschungsdesign gewählt, bei dem ein Onlinefragebogen als Erhebungsinstrument diente. Die Auswertung der Ergebnisse erfolgte

anschließend mit dem Statistikprogramm IBM SPSS Statistics (Version 29.0.2.0 (20)), wobei das PROCESS Makro von Andrew F. Hayes in der Fassung (v4.2) ergänzend installiert wurde. Auf Grundlage der formulierten Hypothesen wurden Korrelations- und Moderationsanalysen durchgeführt.

Die Ergebnisse der Hypothesentests ergaben eine nicht-signifikante Korrelation zwischen der Nutzungserfahrung von KI und dem Stressempfinden (H1), wobei sich eine Tendenz in die erwartete Richtung zeigte. Mit zunehmender Nutzungserfahrung nimmt das Stressempfinden tendenziell ab. Für fünf der sechs untersuchten Moderationshypothesen konnte kein signifikanter Moderationseffekt nachgewiesen werden, wenngleich in einigen Fällen signifikante Haupteffekte identifiziert wurden. Auf diese wird in der Folge dieses Kapitels näher eingegangen. Ein signifikanter Moderationseffekt konnte lediglich für das Alter (H6) festgestellt werden, der jedoch in die entgegengesetzte Richtung als ursprünglich angenommen deutet. Auch dieser Befund soll im weiteren Verlauf dieses Kapitels ausführlicher diskutiert werden.

**Hypothese 1: Es besteht ein Zusammenhang zwischen der Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext und dem Stressempfinden durch digitale Transformation.**

Künstliche Intelligenz als Bestandteil digitaler Transformation (Aly, 2020, S. 240; Kraus et al., 2021, S. 2; Perifanis & Kitsios, 2023, S. 30) betrifft auch Individuen (Brunetti et al., 2020, S. 698). Aufgrund der Aktualität und steigenden Relevanz dieser Thematik war es von Bedeutung, die Einstellung der Menschen gegenüber KI, inklusive potenzieller Sorgen und Ängste im Zusammenhang mit KI und auch den Einfluss auf die mentale Gesundheit zu untersuchen (Bergdahl et al., 2023, S. 1; Gupta et al., 2023, S. 184f.).

In der Literatur wurde festgestellt, dass KI Auswirkungen auf die psychische Gesundheit, Emotionen und Wohlbefinden der Menschen haben kann, die damit arbeiten. Es wurde in diesem Zusammenhang festgehalten, dass sich KI potenziell auch negativ auf das Wohlbefinden auswirken kann (Gupta et al., 2023, S. 187). KI kann mit Fragen und Zweifeln einhergehen (Brunetti et al., 2020, S. 712f.). Die Arbeit mit KI kann in Stress resultieren (Marsh et al., 2022, S. 1), weshalb angenommen wurde, dass die Nutzungserfahrung von KI (im beruflichen Kontext) mit dem Stressempfinden durch digitale Transformation in Beziehung steht.

Die Korrelationsanalyse ergab einen Korrelationskoeffizienten nach Spearman von -0,171 bei einer Signifikanz von 0,055 (n=127). Dies deutet somit auf eine negative Korrelation zwischen der Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext und dem Stressempfinden durch die digitale Transformation hin. Dies lässt sich dahingehend

interpretieren, dass das Stressempfinden durch digitale Transformation mit zunehmender Nutzungserfahrung abnimmt. Dieser Zusammenhang konnte jedoch knapp nicht signifikant nachgewiesen werden ( $p > 0,05$ ). Aufgrund der bei der Datenanalyse gewonnenen Erkenntnisse wurde die erste Hypothese als bestätigt deklariert, wenngleich der Nachweis der Signifikanz nicht erbracht werden konnte.

Theoretisch lässt sich dieses Ergebnis durch das Transactional Model of Stress and Coping untermauern, nachdem Stress auf einer subjektiven Bewertung der Situation basiert (Folkman et al., 1986, S. 992). Personen, die eine höhere Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext aufweisen, könnten demnach die technologische Veränderung als weniger bedrohlich oder überfordernd wahrnehmen, da sie sich besser vorbereitet oder kompetent fühlen. In der Folge wird auch das Stressempfinden geringer. Gemäß dem Job Demands-Resources Modell könnte die Nutzungserfahrung als Ressource dienen und die Arbeitsanforderungen, die durch KI entstehen, abschwächen, was folglich zu einem geringeren Stressempfinden führt.

Die knapp verfehlte Signifikanz könnte auf eine begrenzte statistische Kraft hindeuten, die beispielsweise aus der Stichprobengröße oder einer geringen Varianz in der Nutzungserfahrung resultiert. Der Einfluss potenzieller Moderatoren wurde in den weiteren Hypothesen untersucht und wird im weiteren Verlauf dieses Kapitels diskutiert.

**Hypothese 2: Die generelle Einstellung zu KI moderiert den Zusammenhang zwischen der Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext und dem Stressempfinden durch digitale Transformation, sodass Personen mit einer positiven Einstellung weniger Stress durch digitale Transformation empfinden.**

Trenerry et al. (2021, S. 4ff.) waren der Annahme, dass die digitale Transformation in Unternehmen auch durch Faktoren auf individueller Ebene beeinflusst werden. Die Autor:innen nannten in diesem Zusammenhang auch die Einstellung und Wahrnehmung zu Technologie. Weiters untersuchten Höyng & Lau (2023, S. 2ff.) in ihrer Studie unterschiedliche Einflussfaktoren, die die digitale Bereitschaft direkt und indirekt beeinflussen. Die digitale Bereitschaft von Mitarbeitenden ist ein wesentlicher Aspekt für die Akzeptanz und Nutzung von digitalen Instrumenten (Höyng & Lau, 2023, S. 1). Menschen scheinen eher bereit zu sein sich an der Digitalisierung zu beteiligen, wenn sie eine positive Einstellung gegenüber digitaler Technologien aufweisen (Gfrerer et al., 2021, S. 4). Eine positive Einstellung scheinen eher jene Personen zu haben, die Vorteile und persönlichen Nutzen aus der Arbeit mit neuen Technologien sehen (Trenerry et al., 2021, S. 14f.). Auf Ebene der Künstlichen Intelligenz untersuchten Bergdahl et al. (2023, S. 1ff.) die Einstellung von Personen gegenüber Künstlicher Intelligenz. Im Rahmen der

Querschnittstudie konnte eine Korrelation zwischen der täglichen Nutzung intelligenter Technologien und einer positiven Einstellung gegenüber der Künstlichen Intelligenz festgestellt werden. Konkret wurde die generelle Einstellung zu KI untersucht, die entweder positiv oder negativ ausfallen kann. Wenn sich Menschen im Umgang mit KI kompetent fühlen, scheint dies zu einer weniger negativen Einstellung gegenüber KI zu führen. Es wird angenommen, dass die generelle Einstellung zu KI die Beziehung zwischen der Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext und dem Stressempfinden durch digitale Transformation beeinflusst.

Die vorliegenden Annahmen können mittels der beiden Stresstheorien gestützt werden. Gemäß dem transaktionalen Stressmodell könnte die Einstellung zu KI den Bewertungsprozess beeinflussen, sodass eine positivere Einstellung die subjektive Wahrnehmung dahingehend beeinflusst, dass weniger Stress empfunden wird. Demgegenüber kann eine negative Einstellung zu einem verstärkten Stressempfinden führen. Gemäß dem Job Demands-Resources-Modell könnte eine positive Einstellung zu KI dazu führen, dass die Technologie eher als Ressource wahrgenommen wird. Dies könnte wiederum mildernde Effekte auf das Stressempfinden haben.

Die Resultate der durchgeführten Moderationsanalysen zu Hypothese 2 konnten diese Annahme jedoch nicht bestätigen. Weder die Tests auf einen Moderationseffekt der positiven Einstellung zu KI ( $b = 0,0039$  und  $p = 0,9818$ ) noch der negativen Einstellung zu KI ( $b = -0,0107$  und  $p = 0,9372$ ) zeigten einen signifikanten Einfluss. Auch nach einzelner Betrachtung der Regression zwischen positiver Einstellung zu KI und dem Stressempfinden durch digitale Transformation sowie zwischen negativer Einstellung zu KI und dem Stressempfinden durch digitale Transformation konnten keine signifikanten Beziehungen festgestellt werden.

Eine mögliche Erklärung liegt im Einfluss der Einstellung selbst. Aus der Perspektive des transaktionalen Stressmodells könnte die generelle Einstellung zu KI zwar die Bewertung von KI beeinflussen, aber nicht notwendigerweise den Zusammenhang zwischen Nutzungserfahrung und Stressempfinden moderieren. Die Nutzungserfahrung ist vor allem handlungsbezogen, während die Einstellung eher einen übergreifenden Aspekt darstellt, der sich nicht automatisch in dieser Interaktion niederschlägt.

**Hypothese 3: Digitale Fähigkeiten moderieren den Zusammenhang zwischen der Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext und dem Stressempfinden durch digitale Transformation, sodass Personen mit hohen digitalen Fähigkeiten weniger Stress durch digitale Transformation empfinden.**

Digitale Fähigkeiten wurden in diesem Forschungsvorhaben definiert als die Fähigkeiten, digitale Werkzeuge zu nutzen und auszuwählen, um Aufgaben adäquat bearbeiten zu können (Audrin et al., 2024, S. 1ff.). In den Studien von Brunetti et al. (2020, S. 706ff.), Kim et al. (2024, S. 17146ff.) und Kim & Lee (2025, S. 1805ff.) wurde suggeriert, dass es für Unternehmen essenziell ist, ihren Mitarbeitenden digitale Fähigkeiten zu vermitteln. Weiters wurde empfohlen, auch speziell in KI-Schulungen zu investieren. Konkrete Vorschläge waren unter anderem KI-Schulungsprogramme, Mentoring oder Möglichkeiten zur praktischen Nutzung zu geben (Kim et al., 2024, S. 17146ff.; Kim & Lee, 2025, S. 1805ff.). Von der Literatur lässt sich ableiten, dass begrenzte digitale Fähigkeiten zu einer Überlastung mit Technologie führen können, was wiederum zu Stress führen kann (Delpechitre et al., 2019, S. 329; Ragu-Nathan et al., 2008, S. 417ff.). Daher wurde angenommen, dass digitale Fähigkeiten die Beziehung von Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext und dem Stressempfinden durch digitale Transformation moderieren.

In Anlehnung an das transaktionale Stressmodell kann davon ausgegangen werden, dass digitale Kompetenzen zur Veränderung der subjektiven Wahrnehmung beitragen und sich auf den Bewertungs- und Bewältigungsprozess auswirken. Personen, die über digitale Fähigkeiten verfügen, könnten Situationen demnach zunächst weniger angespannt bewerten und eine optimistischere Einstellung bezüglich der Bewältigung zeigen. Darüber hinaus ist das Job Demands-Resources-Modell zu nennen. Delpechitre et al. (2019, S. 329) schrieben, dass Technologie solange als Ressource einzustufen ist, bis die Anforderungen an die Technologie den Nutzen übersteigen. Wenn die digitalen Fähigkeiten folglich als hoch eingeschätzt werden, kann dies als Indikator dafür interpretiert werden, dass sie als Ressource wahrgenommen werden. Demgegenüber könnten niedrige Fähigkeiten eher als Herausforderung wahrgenommen werden.

Der angenommene Effekt konnte im Zuge der Moderationsanalyse jedoch nicht signifikant nachgewiesen werden ( $b = -0,2217$  und  $p = 0,0777$ ). Eine richtungsweisende Entwicklung konnte jedoch beobachtet werden. Zudem zeigte sich bei Betrachtung der Regressionsanalyse, dass digitale Fähigkeiten signifikant negativ mit dem Stressempfinden durch digitale Transformation zusammenhängen ( $b = -0,271$  und  $p = 0,027$ ). Die Ergebnisse der Regressionsanalyse scheinen demnach in Einklang mit den Erkenntnissen aus der Literatur zu sein, wenn man annimmt, dass begrenzte digitale Fähigkeiten zu mehr Stress führen. Dennoch konnte Hypothese 3 der vorliegenden Untersuchung nicht signifikant bestätigt werden.

Eine mögliche Erklärung für das Ausbleiben eines signifikanten Moderationseffekts könnte in der Stichprobengröße und -zusammensetzung liegen. Die Nähe zum

Signifikanzniveau ( $p = 0,0777$ ) und der negative Regressionskoeffizient ( $b = -0,2217$ ) deuten darauf hin, dass bei einer größeren oder differenzierteren Stichprobe möglicherweise ein signifikanter Effekt festgestellt worden wäre. In diesem Kontext ist anzumerken, dass nur eine geringe Anzahl an Personen angab, über geringe oder keine digitalen Fähigkeiten zu verfügen, weshalb die Skala „digitale Fähigkeiten“ schief war. Zudem scheint es einen direkte Zusammenhang zwischen digitalen Fähigkeiten und dem Stressempfinden zu geben, was durch den signifikanten negativen Effekt in der Regressionsanalyse bestätigt wird. Dies deutet darauf hin, dass das Vorhandensein digitaler Fähigkeiten, unabhängig von der Nutzungserfahrung von KI, mit einem geringeren Stressempfinden einhergeht.

**Hypothese 4: Die Anpassungsfähigkeit einer Person moderiert den Zusammenhang zwischen der Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext und dem Stressempfinden durch digitale Transformation, sodass Personen mit hoher Anpassungsfähigkeit weniger Stress durch digitale Transformation empfinden.**

Marsh et al. (2022, S. 11) sowie Trenerry et al. (2021, S. 4ff.) schrieben in ihren Studien, dass individuelle Faktoren, wie die Persönlichkeit und hierunter die Anpassungsfähigkeit die Beziehung zwischen der digitalen Transformation und psychologischen sowie verhaltensbezogenen Folgen beeinflussen. Auch Kim & Jung (2022, S. 18) merkten an, dass digitale Transformation und Anpassungsfähigkeit in Beziehung zueinander stehen. Da die digitale Transformation stark mit Wandel zusammenhängt, spielt die Anpassungsfähigkeit eine zentrale Rolle und sollte von Unternehmen hinsichtlich Fort- und Weiterbildungen forciert werden (Trenerry et al., 2021, S. 1ff.). Die Bedeutung von Anpassungsfähigkeit als individueller Faktor im Kontext der digitalen Transformation begründet sich darin, dass anpassungsfähige Mitarbeiter:innen flexibler sind und sich an Veränderungen im Arbeitsumfeld anpassen können (Kim & Jung, 2022, S. 18). Empirische Studien belegen, dass anpassungsfähige Mitarbeiter:innen eine höhere Flexibilität aufweisen und sich besser an Veränderungen im Arbeitsumfeld anpassen können. Es konnte beobachtet werden, dass Personen, die sich durch eine hohe Anpassungsfähigkeit auszeichnen, im Zuge der digitalen Transformation eine höhere Zufriedenheit aufweisen. Diese lässt sich dadurch erklären, dass sie proaktiver sind und Verantwortung für die Anpassung an veränderte Situationen übernehmen (Trenerry et al., 2021, S. 15). Marsh et al. (2022, S. 15) schrieben weiters, dass die Persönlichkeit die Beziehung von Nebenwirkungen der digitalen Transformation und negativen Auswirkungen moderiert.

Eine Betrachtung der beiden Stresstheorien legt nahe, dass sich die Anpassungsfähigkeit positiv auswirken könnte, indem sie einerseits als Ressource nach dem Job Demand-Resources-Modell wirken kann. Andererseits könnte sich die Anpassungsfähigkeit

gemäß dem transaktionalen Stressmodell positiv auf die primäre und sekundäre Bewertung auswirken, wodurch weniger Stress empfunden wird.

Dieser Effekt konnte jedoch in der vorliegenden Studie nicht signifikant nachgewiesen werden, sodass Anpassungsfähigkeit nicht die Beziehung von Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext und dem Stressempfinden durch digitale Transformation moderiert ( $b = -0,1350$  und  $p = 0,3901$ ). Die Regressionsanalyse zeigte jedoch zumindest einen signifikanten negativen Effekt der Wirkung von Anpassungsfähigkeit auf das Stressempfinden durch digitale Transformation ( $b = -0,325$  und  $p = 0,022$ ). Es lässt sich ableiten, dass eine stärkere Ausprägung von Anpassungsfähigkeit zu einem geringeren Stressempfinden durch digitale Transformation führt. Auch Hypothese 4 muss somit widerlegt werden.

Eine Erklärung für das Ausbleiben eines Moderationseffekts liegt möglicherweise im Einfluss der Anpassungsfähigkeit auf die primäre Bewertung im Sinne des transaktionalen Stressmodells. Anpassungsfähigkeit könnte daher direkt das Stressempfinden beeinflussen, jedoch nicht die Beziehung zwischen Nutzungserfahrung und Stress moderieren. Sie würde folglich bereits im ersten Bewertungsschritt, also bei der subjektiven Einschätzung der Situation, und nicht im Zusammenhang mit der konkreten Nutzungserfahrung wirken. Zudem ist anzumerken, dass der angenommene Moderationseffekt, soweit ersichtlich, in bisherigen Studien nicht direkt empirisch untersucht wurde. Er basiert vor allem auf theoretischen Überlegungen. In der Konsequenz erscheint es sinnvoll, diesen Zusammenhang in zukünftigen Studien weiter zu erforschen.

**Hypothese 5: Die Selbstwirksamkeit einer Person moderiert den Zusammenhang zwischen der Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext und dem Stressempfinden durch digitale Transformation, sodass Personen mit hoher Selbstwirksamkeit weniger Stress durch digitale Transformation empfinden.**

Selbstwirksamkeit bezieht sich auf die Wahrnehmung und Überzeugung hinsichtlich der eigenen Fähigkeiten. Selbstwirksame Personen sind davon überzeugt, bestimmte Aufgaben mit Hilfe ihrer Fähigkeiten erfüllen zu können (Bandura, 1977, S. 191ff.). Selbstwirksamkeit kann Personen antreiben ihre technischen Fähigkeiten zu verbessern, Überlastung zu vermeiden und Stress zu reduzieren (Tams, Ahuja, Thatcher & Grover, 2020; Yin et al., 2018 zitiert nach Rasool et al., 2022, S. 9). Delpechitre, Black & Farrish (2019, S. 330) untersuchten in ihrer Studie die Auswirkungen neuer Technologien auf Vertriebsmitarbeiter:innen. Dabei stellten sie fest, dass negative Auswirkungen der Technologieüberlastung verringert werden können, wenn Personen davon überzeugt

sind, dass sie die Technologien zu ihrem Vorteil für berufliche Zwecke nutzen können. Weitere Autor:innen, wie Kim et al. (2024, S. 17146ff.) und Kim & Lee (2025, S. 1805ff.) untersuchten den Moderationseffekt einer Form von Selbstwirksamkeit. Einerseits wurde der Effekt von KI-Selbstwirksamkeit auf die Beziehung von organisatorisch bedingtem Perfektionismus und Stress am Arbeitsplatz untersucht und signifikant bestätigt (Kim & Lee, 2025, S. 1819ff.). Andererseits wurde der Moderationseffekt von KI-Selbstwirksamkeit auf die Beziehung von Arbeitsüberlastung und Arbeitsstress untersucht und ebenfalls signifikant nachgewiesen (Kim et al., 2024, S. 17146ff.). Darüber hinaus zeigte die Studie von Riedl et al. (2020, S. 32), dass eine geringe Selbstwirksamkeit mit einem höheren Stressempfinden einhergeht. Basierend auf diesen Erkenntnissen früherer Studien wurde daher angenommen, dass die Selbstwirksamkeit den Zusammenhang zwischen der Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext und dem Stressempfinden durch digitale Transformation moderiert.

In Ähnlichkeit zur Anpassungsfähigkeit bezieht sich die Selbstwirksamkeit auf die Persönlichkeit von Individuen. In diesem Zusammenhang könnte Selbstwirksamkeit demnach ähnlich wie Anpassungsfähigkeit einen positiven Einfluss auf die subjektive Wahrnehmung von Stresssituationen ausüben. Es ist anzunehmen, dass die Bewertungsaber vor allem Bewältigungsprozesse bei selbstwirksamen Personen optimistischer ausfallen, da Personen von ihren eigenen Fähigkeiten überzeugt sind. Aus der Perspektive des Job Demand-Resources-Modells stellt Selbstwirksamkeit folglich eine Ressource dar, die sich förderlich auf das Wohlbefinden auswirkt.

In Bezug auf diese Hypothese konnte der Moderationseffekt nicht signifikant nachgewiesen werden ( $b = -0,2222$  und  $p = 0,1567$ ), weshalb die Hypothese verworfen wurde. Des Weiteren konnte kein direkter Regressionseffekt nachgewiesen werden ( $b = -0,167$  und  $p = 0,254$ ), was darauf hindeutet, dass die Selbstwirksamkeit weder die Beziehung zwischen Nutzungserfahrung und Stressempfinden moderiert noch Selbstwirksamkeit und das Stressempfinden durch digitale Transformation in Beziehung zueinander stehen.

Die Diskrepanz zwischen den Ergebnissen der Literatur und der Empirie könnte auf unterschiedliche Untersuchungsgegenstände zurückzuführen sein. In früheren Studien wurden spezifische Formen der Selbstwirksamkeit, wie beispielsweise KI-Selbstwirksamkeit, analysiert. Die allgemeine Selbstwirksamkeit, wie in der vorliegenden Untersuchung genutzt, könnte demnach zu unspezifisch gewesen sein. Darüber hinaus ist anzumerken, dass die erhobenen Daten eine erhebliche Schiefe der Skala zur Selbstwirksamkeit aufwiesen, was die Analyse der Daten potenziell beeinflusst haben könnte.

**Hypothese 6: Das Alter einer Person moderiert den Zusammenhang zwischen der Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext und dem Stressempfinden durch digitale Transformation, sodass mit zunehmendem Alter mehr Stress durch digitale Transformation empfunden wird.**

Demografische Eigenschaften können ebenso die Beziehung der digitalen Transformation und daraus resultierenden negativen Auswirkungen beeinflussen (Marsh et al., 2022, S. 15). Auf soziodemografischer Seite ist für die vorliegende Masterarbeit vor allem das Alter interessant. Es ist jedoch anzumerken, dass Forschungsergebnisse, die den Zusammenhang zwischen Alter und der Einstellung zu KI betreffen, nicht eindeutig sind (Kaya et al., 2024, S. 10). Einerseits werden ältere Personen tendenziell, den technisch unerfahrenen Nutzer:innen zugeordnet (Leite et al., 2024, S. 1). Andererseits schreiben Galanti et al. (2023, S. 15), dass der Einfluss des Alters im Zusammenhang mit der Handhabung digitaler Werkzeuge aufgrund der vereinfachten Nutzung digitaler Technologien abgenommen hat. Dennoch scheinen jüngere Generationen aufgrund ihrer frühen Exposition gegenüber dem digitalen Wandel Vorteile im Umgang mit neuen Technologien zu haben (Brunetti et al., 2020, S. 706; Knowles et al., 2021, S. 66ff.; Leite et al., 2024, S. 2f.). Jüngere Generationen scheinen außerdem eine positivere Einstellung zu KI vorzuweisen, indem sie KI mehr Vertrauen und Akzeptanz entgegenbringen (Gillespie et al., 2021, S. 2ff.). Mit zunehmendem Alter wird Personen weniger Flexibilität und Anpassungsfähigkeit bei der Nutzung neuer Technologien, wie beispielsweise Künstlicher Intelligenz, zugesprochen. (Galanti et al., 2023, S. 15). Folglich kann dies in Stressempfinden resultieren (Knowles et al., 2021; Leite et al., 2024, S. 3).

In Bezug auf diese Hypothese scheint das Job Demand-Resources-Modells eine untergeordnete Rolle einzunehmen, da aus Sicht der Autorin das Alter nicht als eine klassische Ressource im Sinne des Job Demand-Resources-Modells interpretiert werden kann. In diesem Kontext ist jedoch das transaktionale Stressmodell zu nennen. Gemäß dieser Theorie kann interpretiert werden, dass das Alter die subjektive Wahrnehmung und damit die Bewertungs- und Bewältigungsprozesse beeinflusst.

Die Datenanalyse zu Hypothese 6 konnte einen signifikanten negativen Moderationseffekt nachweisen. Es lässt sich somit interpretieren, dass ältere Personen mit zunehmender Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext weniger Stress durch digitale Transformation empfinden. Der Johnson-Neyman-Test bestätigte diesen Effekt als signifikant negativ ab einem Alter von ca. 37 Jahren. Dies ist jedoch entgegen der ursprünglichen Annahme, dass mit zunehmendem Alter mehr Stress durch digitale Transformation empfunden wird.

Bezüglich der Erklärung für die Diskrepanz zwischen theoretischen und empirischen Erkenntnissen sollte zu Beginn erwähnt werden, dass die Erkenntnisse aus dem Literaturteil ohnehin nicht eindeutig waren. Die Ergebnisse der empirischen Forschung stehen nun in Einklang mit den Resultaten der Studie von Riedl et al. (2020, S. 32), wonach jüngere Menschen mehr digitalen Stress empfinden. Wobei die Ergebnisse dieser Studie für Österreich nicht signifikant waren. Darüber hinaus kann das transaktionale Stressmodell als Erklärungsansatz herangezogen werden. Im Sinne dieses Modells könnten ältere Personen aufgrund ihrer Lebenserfahrung zu einer anderen subjektiven Bewertung der digitalen Transformation gelangen. Statt als Bedrohung oder Überforderung könnten sie den Umgang mit KI, insbesondere mit zunehmender Nutzungserfahrung, als weniger dramatisch oder eher bewältigbar wahrnehmen. Mehr Lebens- und Berufserfahrung könnte zu mehr Gelassenheit und weniger Stressempfinden führen. Zuletzt sei noch auf die schiefe Verteilung der Altersstruktur hingewiesen, welche die Auswertung dieser Hypothese möglicherweise beeinflusst hat.

**Hypothese 7: Die Wahrnehmung des Risikos von Arbeitslosigkeit moderiert den Zusammenhang zwischen der Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext und dem Stressempfinden durch digitale Transformation, sodass Personen, die ein höheres Risiko von Arbeitslosigkeit wahrnehmen, mehr Stress durch digitale Transformation empfinden.**

Technologische Entwicklungen, einschließlich Künstlicher Intelligenz, verändern die Arbeitswelt und führen zu Entwicklung am Arbeitsmarkt (Trenerry et al., 2021, S. 1). Hinsichtlich der Entwicklungen von KI auf die Strukturen am Arbeitsmarkt lassen sich jedoch noch keine eindeutigen Prognosen aufstellen. Es besteht die Möglichkeit, dass die digitale Transformation in Zukunft zu einem Arbeitsplatzabbau sowie der Generierung neuer Arbeitsplätze und Beschäftigungsfelder führt (Aly, 2020, S. 238; Mondal et al., 2023, S. 11). Aly (2020, S. 241ff.) schrieb jedoch, dass von Menschen der Aspekt stärker gesehen werden dürfte, dass KI dazu führen kann, Arbeitsplätze obsolet zu machen und daher zu höherer Arbeitslosigkeit führen kann. Darüber hinaus griffen Trenerry et al. (2021, S. 14f.) das Thema auf und schrieben, dass Arbeitsplatzunsicherheit eine Variable ist, aufgrund dessen Mitarbeitende der digitalen Transformation negativ gestimmt sein können. Die Einstellung gegenüber neuen Technologien wird eher negativ sein, wenn Personen sie als Ursache für Arbeitsplatzverlust sehen. Diese Angst weist in weiterer Folge einen Zusammenhang zu Fluktuation, Depressionen oder einem geringeren Engagement und geringer Arbeitszufriedenheit auf. Auch (Ping & Ying, 2018, S. 32ff.) thematisierten die Angst vor Arbeitslosigkeit. Sie führten die zunehmende Angst auf den Anstieg von

Arbeitslosigkeit zurück, der durch Entwicklungen in den Bereichen KI und Robotik begünstigt wurde. Mit diesen Entwicklungen stieg auch die Angst vor Arbeitslosigkeit aufgrund Künstlicher Intelligenz. Sie führten weiter aus, dass dieser Effekt stärker zu werden scheint, da KI immer präsenter wird. Gleichzeitig gelangten Riedl et al. (2020, S. 14) zu der Erkenntnis, dass die Proband:innen der DACH-Region kaum fürchteten, durch KI ersetzt zu werden oder ihren Arbeitsplatz zu verlieren. Xu et al. (2023, S. 1ff.) untersuchten unter anderem den Moderationseffekt der Wahrnehmung des Risikos von Arbeitslosigkeit auf das Wohlbefinden der Mitarbeitenden am Arbeitsplatz. Wenn Mitarbeitende das Risiko eines potenziellen Personalabbaus wahrnehmen, kann dies zu Stress führen (Winasis et al., 2020, S. 532f.).

Arbeitsplatzunsicherheit stellt gemäß dem Job Demands-Resources-Modell eine Arbeitsanforderung dar (Schaufeli & Taris, 2014, S. 45ff.), weshalb die Wahrnehmung des Risikos von Arbeitslosigkeit in diesem Sinne ebenso als Herausforderung betrachtet werden kann. Aus Sicht des transaktionalen Stressmodells könnte eine stärkere Wahrnehmung des Risikos von Arbeitslosigkeit den subjektiven Bewertungsprozess beeinflussen, sodass ein höheres Stressempfinden resultiert.

Die Moderationsanalyse zeigte keinen signifikanten Einfluss der Wahrnehmung des Risikos von Arbeitslosigkeit auf die Beziehung der Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext und dem Stressempfinden durch digitale Transformation ( $b = -0,1030$  und  $p = 0,5443$ ). Die Regressionsanalyse konnte jedoch einen signifikanten direkten Effekt der Wahrnehmung des Risikos von Arbeitslosigkeit auf das Stressempfinden durch digitale Transformation nachweisen ( $b = 0,289$  und  $p = 0,020$ ). Hypothese 7 konnte somit nicht bestätigt werden.

Ein wesentlicher methodischer Aspekt, der dieses Ergebnis erklären könnte, liegt in der Schiefe der Skala. Nur 11 von 127 Proband:innen gaben an, ein erhöhtes Risiko zu sehen (Wert  $\geq 3$  auf einer 5-Punkte-Likert-Skala), davon nur drei Proband:innen  $>3$ . Dies deutet darauf hin, dass die Mehrheit der Befragten kein subjektives Risiko sieht, durch KI den Arbeitsplatz zu verlieren. Dieser Umstand könnte die Ergebnisse beeinflusst haben und eine mögliche Erklärung dafür sein, dass die Hypothese nicht bestätigt werden konnte. Diese eingeschränkte Varianz könnte die statistische Aussagekraft der Moderationsanalyse stark eingeschränkt haben. Darüber hinaus ist anzumerken, dass auch die empirische Literatur zu diesem Thema keine einheitlichen Ergebnisse liefert. Aus Sicht des transaktionalen Stressmodells kann jedoch interpretiert werden, dass Personen, die ein höheres Risiko wahrnehmen, auch mehr Stress empfinden. Dieser direkte Effekt konnte im Rahmen der Regressionsanalyse nachgewiesen werden.

Zusammenfassend lässt sich die Forschungsfrage „*Welche Faktoren beeinflussen den Zusammenhang zwischen dem Stressempfinden durch digitale Transformation und der Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext?*“ wie folgt beantworten: Es konnte ein nicht signifikanter Zusammenhang zwischen dem Stressempfinden durch digitale Transformation und der Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext festgestellt werden. Ein Einfluss dieses Zusammenhangs konnte signifikant für das Alter der Personen festgestellt werden. Tendenziell scheinen digitale Fähigkeiten den Zusammenhang zu beeinflussen. Dieser moderierende Effekt konnte jedoch nicht signifikant nachgewiesen werden. Für die weiteren untersuchten Moderationsvariablen (generelle Einstellung zu KI, Anpassungsfähigkeit, Selbstwirksamkeit, Wahrnehmung des Risikos von Arbeitslosigkeit) konnten keine signifikanten Moderationseffekte nachgewiesen werden, so dass diese den Zusammenhang nicht zu beeinflussen scheinen.

## **5.2 Limitationen**

Obwohl die vorliegende Studie mit großer Sorgfalt geplant und durchgeführt wurde, sind bei der Interpretation der Ergebnisse mehrere Limitationen zu beachten.

Ein zentraler Aspekt betrifft die Zusammensetzung der Stichprobe. Zwar wurde mit dem quantitativen Forschungsdesign das Ziel verfolgt, eine möglichst große Stichprobe zu erheben, um eine solide Vergleichbarkeit und potenzielle Generalisierbarkeit der Ergebnisse zu gewährleisten. Wie bereits in der Planungsphase vermutet, handelte es sich letztlich um eine Gelegenheitsstichprobe (Berger-Grabner, 2022, S. 177). Bezüglich der Repräsentativität der Stichprobe ist weiters zu erwähnen, dass ein Großteil der Proband:innen über einen tertiären Bildungsabschluss („Universität/Fachhochschule“) verfügt, was eine Übertragung der Ergebnisse auf die Allgemeinbevölkerung erschwert. Darüber hinaus ist möglicher „Participation Bias“ zu berücksichtigen. Aufgrund der Freiwilligkeit der Teilnahme können keine Aussagen über Personen getroffen werden, die nicht freiwillig teilgenommen haben, was die Generalisierbarkeit zusätzlich einschränkt (Döring & Bortz, 2016, S. 125ff.). Zukünftige Studien sollten daher eine breitere und gezieltere Rekrutierung vornehmen, um eine bessere Repräsentativität zu gewährleisten.

Ein weiterer kritischer Punkt ergibt sich aus der Ansprache der Zielgruppe und Bewerbung des Fragebogens. In der Einladung zur Umfrage wurde unzutreffend formuliert, dass die Teilnahme eine berufliche Nutzungserfahrung von Künstlicher Intelligenz voraussetzt. Es war jedoch beabsichtigt, diesen Aspekt mittels eines Index innerhalb des Fragebogens zu erheben und nicht als Ausschlusskriterium zu verwenden. Trotz dieser irreführenden Ansprache nahmen auch Personen ohne oder mit nur geringer Nutzungserfahrung teil. Dieser Anteil war jedoch gering. Es kann angenommen werden, dass eine

präzisere Formulierung zu einer größeren und diverseren Stichprobe geführt hätte. Dieser Aspekt sollte in zukünftigen Studien beachtet werden. Eine Verbesserung in dieser Hinsicht wäre eine klare und offene Formulierung der Teilnahmevoraussetzungen um, Verzerrungen (self-selection bias) zu minimieren und eine diversere Stichprobe zu erzielen.

Auch auf methodischer Ebene sind Einschränkungen zu verzeichnen. Einige der verwendeten Skalen und Items zeigten keine Normalverteilung. Die Analyse der Histogramme zeigte, dass die meisten Variablen linksschief oder normalverteilt waren, während insbesondere das Alter der Teilnehmenden sowie die Skala zur Wahrnehmung des Risikos von Arbeitslosigkeit rechtsschief verteilt waren (Cleff, 2015, S. 59ff.). Die rechtsschiefe Verteilung des Alters ist unter anderem darauf zurückzuführen, dass sich der Großteil der Teilnehmenden im frühen bis mittleren Erwachsenenalter befindet, was möglicherweise durch das soziale Umfeld der Studienleiterin bedingt ist. Zudem war die Altersspanne der Stichprobe insgesamt breit, wobei Personen über 40 unterrepräsentiert waren. Hinsichtlich der Wahrnehmung des Risikos von Arbeitslosigkeit ist festzustellen, dass bei dieser Skala nur drei der 127 Proband:innen einen Wert über 3 (auf einer 5-Punkte-Likert-Skala) aufwiesen. Dies deutet darauf hin, dass das Risiko einer durch KI verursachten Arbeitslosigkeit in der untersuchten Stichprobe kaum wahrgenommen wurde. Folglich sind die Ergebnisse der entsprechenden Hypothesenprüfung vorsichtig zu interpretieren. Abschließend zum Aspekt der Schiefverteilung sei angemerkt, dass diese möglicherweise auf die Zusammensetzung der Stichprobe zurückzuführen ist, da nur eine Minderheit der Proband:innen angab, keine Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext zu haben. Dieser Sachverhalt ist womöglich auf die zuvor erwähnte suboptimale Bewerbung der Studie zurückzuführen und sollte in künftigen Studien durch eine gezieltere Ansprache vermieden werden.

Darüber hinaus muss die Operationalisierung der Skala zur Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext kritisch betrachtet werden. Die Skala wurde eigens für die vorliegende Studie entwickelt, da keine geeignete validierte Skala zur Verfügung stand. Ein zentrales Problem ist das Bewusstsein der Befragten über ihre tatsächliche Nutzung von KI. Insbesondere bei impliziter oder eingebetteter KI ist es möglich, dass die Nutzenden nicht erkennen, dass es sich um KI-gestützte Prozesse oder Anwendungen handelt. Dies kann zu einer systematischen Unterschätzung der eigenen KI-Nutzung führen und die Validität der erhobenen Daten beeinträchtigen. Teilnehmenden könnte unter Umständen nicht bewusst sein, dass sie im beruflichen Alltag mit KI-basierten Systemen arbeiten. Dieses mangelnde Bewusstsein über die Verwendung von KI kann die Validität der Angaben zur Nutzungserfahrung einschränken und somit die Aussagekraft entsprechender

Analysen relativieren. Dies kann zu einer Verzerrung bei der Abfrage der Nutzungserfahrungen mit KI im beruflichen Kontext führen. Zudem kann der Begriff „KI“ unterschiedlich interpretiert werden, was die Vergleichbarkeit der Antworten zusätzlich einschränkt. Zukünftige Studien sollten entweder auf validierte Skalen zur Erfassung der KI-Nutzung zurückgreifen oder die Items mit konkreten Anwendungsbeispielen ergänzen, um ein einheitlicheres Verständnis bei den Befragten zu fördern. Alternativ kann es sinnvoll sein, die Nutzung eines spezifischen KI-Tools (z. B. ChatGPT) im beruflichen Kontext direkt abzufragen, um Missverständnisse und Interpretationsspielräume zu reduzieren.

Schließlich ist ein weiterer methodischer Kritikpunkt bezüglich der Erhebung des Stressempfindens zu erwähnen. Wie von Riedl et al. (2020, S. 14) hervorgehoben, misst ein Fragebogen das subjektiv wahrgenommene Stressniveau. Es besteht jedoch häufig eine Diskrepanz zwischen bewusstem Stresserleben und physiologischen Stressreaktionen, wie etwa der Ausschüttung von Stresshormonen oder Veränderungen im kardiovaskulären System. Diese Einschränkung ist in Studien mit Selbstauskunft generell zu beachten. In der vorliegenden Arbeit wurde der Begriff „Stressempfinden“ bewusst gewählt, um diese Subjektivität zu betonen.

### **5.3 Implikationen für die Praxis und für weitere Forschung**

Basierend auf den Limitationen der vorliegenden Arbeit lassen sich Implikationen für weitere Forschung ableiten. Die Ansprache von Personen mit Nutzungserfahrung von Künstlicher Intelligenz im beruflichen Kontext führte zu einer Verzerrung, die die Generalisierbarkeit der Ergebnisse einschränkt. Die Stichprobe der Untersuchung besteht zum Großteil aus Personen mit entsprechender Nutzungserfahrung von KI, während Personen ohne Nutzungserfahrung kaum vertreten waren. In zukünftigen Studien sollte diese Zielgruppe daher explizit einbezogen werden. Zudem wäre es sinnvoll, in zukünftigen Studien Unterschiedshypothesen zu testen, die beispielsweise das erlebte Stressempfinden bei unterschiedlichen Nutzungserfahrungen untersuchen.

Im Rahmen der Studienvorbereitung wurde auf Basis der bestehenden Literatur entschieden, Moderationseffekte verschiedener Variablen auf die Beziehung zwischen der Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext und dem Stressempfinden durch digitale Transformation zu untersuchen. Zukünftige Studien könnten ergänzend oder alternativ auch direkte Zusammenhänge zwischen den zentralen Variablen analysieren, um ein umfassenderes Bild über mögliche Einflussfaktoren auf das Stressempfinden zu erhalten. Die Betrachtung direkter Effekte würde darüber hinaus ermöglichen, konkretere Aussagen über potenzielle Wirkmechanismen zu treffen.

Die in dieser Masterarbeit angeführten Stresstheorien können als Grundlage für weitere Forschungsarbeiten dienen. Das Job Demands-Resources-Modell wurde ursprünglich zur Erklärung von Burnout entwickelt (Bakker & Demerouti, 2017, S. 273; Schaufeli, 2017, S. 120f.). Für zukünftige Studien wäre es demnach sinnvoll, diesen Ansatz des Job Demands-Resources-Modells aufzugreifen und näher auf die Komponente des Burnouts im Zusammenhang mit der digitalen Transformation oder Künstlicher Intelligenz einzugehen. In Bezug auf das transaktionelle Stressmodell wäre zudem zu erwägen, die individuellen Aspekte und subjektiven Einschätzungen detaillierter zu untersuchen. Dies könnte im Rahmen qualitativer Forschung erfolgen, um die Gründe für individuelles Stressempfinden im Kontext der digitalen Transformation oder Künstlicher Intelligenz zu erforschen. In diesem Zusammenhang könnte die Untersuchung der Gründe für das scheinbar geringere Stressempfinden älterer Personen von Interesse sein. Besonders relevant erscheint dabei die Hypothese, dass dieses mit größerer Lebens- und Berufserfahrung begründet werden kann. Darüber hinaus wäre es interessant, den Aspekt von Riedl et al. (2020, S. 14) aufzugreifen und anstatt des subjektiv empfundenen Stresses die physiologischen Stressreaktionen im Zusammenhang mit der digitalen Transformation bzw. der Künstlichen Intelligenz zu untersuchen. Diese Untersuchung könnte im Zuge einer experimentellen Studie durchgeführt werden.

Im Kontext der vorliegenden Arbeit lassen sich aus dem Literaturteil bereits Implikationen für die Praxis ableiten, die teilweise durch die empirischen Ergebnisse untermauert werden können. Unternehmen sollten die Entwicklungen der digitalen Transformation und Künstlicher Intelligenz stets verfolgen und versuchen zu implementieren, um wettbewerbsfähig zu bleiben (Brunetti et al., 2020, S. 710; Fletcher & Griffiths, 2020, S. 1f.; Hess et al., 2016, S. 2; Matt et al., 2015, S. 1; Perifanis & Kitsios, 2023, S. 1). Auch die Unternehmenskultur sowie die Mitarbeitenden spielen eine zentrale Rolle. Sie sollten Anpassungsfähigkeit und technisches Verständnis aufweisen (Nadkarni & Prügl, 2021, S. 257f.). Es wird empfohlen, dass Unternehmen in die Fort- und Weiterbildung ihrer Mitarbeitenden investieren. Dies umfasst sowohl technische Kompetenzen wie digitale Fähigkeiten und die Nutzung von KI als auch die persönliche Weiterentwicklung (Brunetti et al., 2020, S. 706ff.; Trenerry et al., 2021, S. 1ff.). Darüber hinaus ist die gezielte Einbindung älterer Mitarbeitender (Brunetti et al., 2020, S. 706ff.) in Transformationsprozesse von Unternehmen zu empfehlen. Die in der Literatur oftmals vertretene Annahme, ältere Personen seien in ihrer Anpassungsfähigkeit an technologische Neuerungen eingeschränkt (Galanti et al., 2023, S. 15), konnte in dieser Studie nicht bestätigt werden. Stattdessen ist es von zentraler Bedeutung, ihnen vergleichbare Entwicklungschancen zu bieten und ihre Erfahrungen als Ressource zu begreifen.

Abschließend ist der Aspekt der Wahrnehmung des Risikos von Arbeitslosigkeit zu thematisieren. Hypothese 7, welche den moderierenden Effekt dieser Variable untersuchte, konnte nicht bestätigt werden. Des Weiteren wurde festgestellt, dass ein Großteil der Proband:innen kein Risiko eines möglichen Arbeitsplatzverlustes durch KI wahrnimmt. Dennoch ist es aus Sicht der Autorin relevant, dass Unternehmen die Entwicklungen und potenzielle Auswirkungen auf Arbeitsplätze im Unternehmen evaluieren. Die frühzeitige Einbindung der Mitarbeitenden ist dabei von entscheidender Bedeutung, um Transparenz zu schaffen und gemeinsam an Arbeitsplätzen und Tätigkeiten für die Zukunft zu arbeiten. Die Arbeitswelt befindet sich in einem ständigen Wandel, der sich fortsetzen wird. Es ist daher unerlässlich, dass Unternehmen sich mit den Entwicklungen beschäftigen und ihre Mitarbeitenden in diesem Veränderungsprozess begleiten, um Ängsten vorzubeugen, nachhaltige Lösungen zu schaffen und den langfristigen Erfolg zu sichern.

## **Erklärung über den Einsatz generativer KI und KI-gestützter Technologien in der Masterarbeit**

Während der Vorbereitung dieser Arbeit benutzte ich DeepL Übersetzer, um Skalen und Texte aus dem Englischen ins Deutsche zu übersetzen und so das Textverständnis zu erleichtern. Zudem nutzte ich DeepL Übersetzer unterstützend bei der Übersetzung des selbstverfassten Abstracts. Weiters benutzte ich DeepL Write, um eigens formulierte Texte zu paraphrasieren und Synonyme zu recherchieren. Zuletzt nutze ich ChatGPT, Version GPT-4 für das Lektorat sowie um eigens formulierte Texte zu paraphrasieren. Nach der Verwendung dieser Tools habe ich den Inhalt sorgfältig überprüft. Ich übernehme die volle Verantwortung für den Inhalt.

## Literaturverzeichnis

- Accenture. (2018). How Artificial Intelligence Can Drive Diversification in the Middle East.
- Alavi, Sascha & Habel, Johannes. (2021). The human side of digital transformation in sales: review & future paths. *Journal of Personal Selling & Sales Management*, 41(2), 83–86. Routledge. <https://doi.org/10.1080/08853134.2021.1920969>
- Aly, Heidi. (2020). Digital transformation, development and productivity in developing countries: is artificial intelligence a curse or a blessing? *Review of Economics and Political Science*, 7(4), 238–256. Emerald Publishing Limited. <https://doi.org/10.1108/REPS-11-2019-0145>
- Audrin, Bertrand, Audrin, Catherine & Salamin, Xavier. (2024). Digital skills at work – Conceptual development and empirical validation of a measurement scale. *Technological Forecasting and Social Change*, 202, 1–13. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2024.123279>
- Audrin, Catherine & Audrin, Bertrand. (2022). Key factors in digital literacy in learning and education: a systematic literature review using text mining. *Education and Information Technologies*, 27(6), 7395–7419. <https://doi.org/10.1007/s10639-021-10832-5>
- Austrian Standards International. (2023). *Informationstechnik - Künstliche Intelligenz - Konzepte und Terminologie der künstlichen Intelligenz (ISO/IEC 22989:2022)*. Nr. ÖVE/ÖNORM EN ISO/IEC 22989. Verfügbar unter: <https://www.austrian-standards.at/de/shop/ove-onorm-en-iso-iec-22989-2023-12-15~p3867372>
- Backhaus, Klaus, Erichson, Bernd, Gensler, Sonja, Weiber, Rolf & Weiber, Thomas. (2023). *Multivariate Analysemethoden: Eine anwendungsorientierte Einführung* (17. Aufl.). Wiesbaden: Springer Fachmedien. <https://doi.org/10.1007/978-3-658-40465-9>
- Bakker, Arnold B. & Demerouti, Evangelia. (2017). Job demands–resources theory: Taking stock and looking forward. *Journal of Occupational Health Psychology*, 22(3), 273–285. <https://doi.org/10.1037/ocp0000056>
- Bandura, Albert. (1977). Self-efficacy: Toward a unifying theory of behavioral change. *Psychological Review*, 84(2), 191–215. US: American Psychological Association. <https://doi.org/10.1037/0033-295X.84.2.191>
- Bankins, Sarah, Hu, Xinyu & Yuan, Yunyun. (2024). Artificial intelligence, workers, and future of work skills. *Current Opinion in Psychology*, 58, 1–6. <https://doi.org/10.1016/j.copsyc.2024.101828>
- Beierlein, C., Kovaleva, A., Kemper, C. J. & Rammstedt, B. (2014). Allgemeine Selbstwirksamkeit Kurzsкала (ASKU). *Zusammenstellung sozialwissenschaftlicher*

- Items und Skalen (ZIS)*. ZIS - GESIS Leibniz Institute for the Social Sciences. <https://doi.org/10.6102/ZIS35>
- Bennis, Warren. (2013). Leadership in a digital world: Embracing transparency and adaptive capacity. *MIS Quarterly*, 37(2), 635–636.
- Bergdahl, Jenna, Latikka, Rita, Celuch, Magdalena, Savolainen, Iina, Soares Mantere, Eerik, Savela, Nina et al. (2023). Self-determination and attitudes toward artificial intelligence: Cross-national and longitudinal perspectives. *Telematics and Informatics*, 82, 1–15. <https://doi.org/10.1016/j.tele.2023.102013>
- Berger-Grabner, Doris. (2022). *Wissenschaftliches Arbeiten in den Wirtschafts- und Sozialwissenschaften: Hilfreiche Tipps und praktische Beispiele* (4. Aufl.). Wiesbaden: Springer Fachmedien. <https://doi.org/10.1007/978-3-658-39586-5>
- Beveridge, S. (2018). Plugged in: Technology overload why too much tech can make teachers' lives harder. *Education Technology Solutions*, 82, 22–24.
- Brunetti, Federico, Matt, Dominik T., Bonfanti, Angelo, De, Longhi Alberto, Pedrini, Giulio & Orzes, Guido. (2020). Digital transformation challenges: strategies emerging from a multi-stakeholder approach. *The TQM Journal*, 32(4), 697–724. Emerald Publishing Limited. <https://doi.org/10.1108/TQM-12-2019-0309>
- Carlson, John R., Carlson, Dawn S., Zivnuska, Suzanne, Harris, Ranida B. & Harris, Kenneth J. (2017). Applying the job demands resources model to understand technology as a predictor of turnover intentions. *Computers in Human Behavior*, 77, 317–325. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2017.09.009>
- Chen, Chen, Wei, Hu & Wei, Xiaomin. (2024). From anxiety to action: exploring the impact of artificial intelligence anxiety and artificial intelligence self-efficacy on motivated learning of undergraduate students. *Interactive Learning Environments*, 1–16. Routledge. <https://doi.org/10.1080/10494820.2024.2440877>
- Cleff, Thomas. (2015). *Deskriptive Statistik und Explorative Datenanalyse: Eine computergestützte Einführung mit Excel, SPSS und STATA* (3. Aufl.). Wiesbaden: Gabler Verlag. <https://doi.org/10.1007/978-3-8349-4748-2>
- Cramarencu, Romana Emilia, Ioana Burcă-Voicu, Monica & Dabija, Dan-Cristian. (2023). The impact of artificial intelligence (AI) on employees' skills and well-being in global labor markets: A systematic review. *Oeconomia Copernicana*, 14(3), 731–767. <https://doi.org/10.24136/oc.2023.022>
- Delpechitre, Duleep, Black, Hulda G. & Farrish, John. (2019). The dark side of technology: examining the impact of technology overload on salespeople. *Journal of Business & Industrial Marketing*, 34(2), 317–337. <https://doi.org/10.1108/JBIM-03-2017-0057>

- Demerouti, Evangelia. (2007). The Job Demands-Resources Model: State of the Art. *Journal of Managerial Psychology*, 22(3), 309–328. <https://doi.org/10.1108/02683940710733115>
- Demerouti, Evangelia, Taris, Toon, Schaufeli, Wilmar & Schreurs, Paul. (2003). A Multigroup Analysis of the Job Demands-Resources Model in Four Home Care Organizations. *International Journal of Stress Management*, 10(1), 16–38. <https://doi.org/10.1037/1072-5245.10.1.16>
- Döring, Nicola & Bortz, Jürgen. (2016). *Forschungsmethoden und Evaluation in den Sozial- und Humanwissenschaften* (Springer-Lehrbuch). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg. <https://doi.org/10.1007/978-3-642-41089-5>
- Europäisches Parlament. (2023). Was ist künstliche Intelligenz und wie wird sie genutzt? *Themen | Europäisches Parlament*. Verfügbar unter: <https://www.europarl.europa.eu/topics/de/article/20200827STO85804/was-ist-kunstliche-intelligenz-und-wie-wird-sie-genutzt>
- Fitzgerald, Michael, Kruschwitz, Nina, Bonnet, Didier & Welch, Michael. (2014). Embracing Digital Technology: A New Strategic Imperative. *MIT Sloan Management Review*, 55(2), 1–12.
- Fletcher, Gordon & Griffiths, Marie. (2020). Digital transformation during a lockdown. *International Journal of Information Management*, 55, 1–3. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2020.102185>
- Folkman, Susan. (2010). Stress, coping, and hope. *Psycho-Oncology*, 19(9), 901–908. <https://doi.org/10.1002/pon.1836>
- Folkman, Susan, Lazarus, Richard S., Dunkel-Schetter, Christine, DeLongis, Anita & Gruen, Rand J. (1986). Dynamics of a stressful encounter: Cognitive appraisal, coping, and encounter outcomes. *Journal of Personality and Social Psychology*, 50(5), 992–1003. US: American Psychological Association. <https://doi.org/10.1037/0022-3514.50.5.992>
- Galanti, Teresa, De Vincenzi, Clara, Buonomo, Ilaria & Benevene, Paula. (2023). Digital Transformation: Inevitable Change or Sizable Opportunity? The Strategic Role of HR Management in Industry 4.0. *Administrative Sciences*, 13(2), 1–19. <https://doi.org/10.3390/admsci13020030>
- Gelbrich, Katja & Sattler, Britta. (2014). Anxiety, crowding, and time pressure in public self-service technology acceptance. *Journal of Services Marketing*, 28(1), 82–94. Emerald Group Publishing Limited. <https://doi.org/10.1108/JSM-02-2012-0051>
- Generaldirektion Kommunikation & Europäisches Parlament. (2025). KI-Gesetz: erste Regulierung der künstlichen Intelligenz. *Themen | Europäisches Parlament*. Verfügbar unter:

<https://www.europarl.europa.eu/topics/de/article/20230601STO93804/ki-gesetz-erste-regulierung-der-kunstlichen-intelligenz>

- Gfrerer, Anne, Hutter, Katja, Füller, Johann & Ströhle, Thomas. (2021). Ready or Not: Managers' and Employees' Different Perceptions of Digital Readiness. *California Management Review*, 63(2), 23–48. SAGE Publications Inc. <https://doi.org/10.1177/0008125620977487>
- Gillespie, Nicole, Lockey, Steve & Curtis, Caitlin. (2021). *Trust in Artificial Intelligence: A Five Country Study*. Brisbane, Australia: The University of Queensland and KPMG. <https://doi.org/10.14264/e34bfa3>
- Granados, Nelson & Gupta, Alok. (2013). Transparency strategy: Competing with information in a digital world. *MIS Quarterly*, 37(2), 637–641.
- Gupta, Dinesh, Singhal, Abhishek, Sharma, Sudarshana, Hasan, Arif & Raghuwanshi, Sandeep. (2023). Humans' Emotional and Mental Well-Being under the Influence of Artificial Intelligence. *Journal for Re Attach Therapy and Developmental Diversities*, 6(6s), 184–197.
- Halkos, George & Bousinakis, Dimitrios. (2010). The effect of stress and satisfaction on productivity. *International Journal of Productivity and Performance Management*, 59(5), 415–431. <https://doi.org/10.1108/17410401011052869>
- Harris, Kenneth J., Harris, Ranida B., Carlson, John R. & Carlson, Dawn S. (2015). Resource loss from technology overload and its impact on work-family conflict: Can leaders help? *Computers in Human Behavior*, 50, 411–417. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2015.04.023>
- Harris, Kenneth J., Lambert, Alysa & Harris, Ranida B. (2013). HRM effectiveness as a moderator of the relationships between abusive supervision and technology work overload and job outcomes for technology end users. *Journal of Applied Social Psychology*, 43(8), 1686–1695. United Kingdom: Wiley-Blackwell Publishing Ltd. <https://doi.org/10.1111/jasp.12122>
- Hayes, Andrew F. (2018). *Introduction to Mediation, Moderation and Conditional Process Analysis: A Regression-Based Approach* (2nd ed.). New York, NY: Guildford Press.
- Heeter, Maria, Clark, Kate & Woo, Erin. (2023). Benchmark Expected to Join Generative AI Rush With Deal for Startup LangChain. *The Information*. Verfügbar unter: <https://www.theinformation.com/articles/benchmark-expected-to-join-generative-ai-rush-with-deal-for-startup-langchain>
- Hemmerich, Wanja A. (n. d.). Moderationsanalyse: Gesamtmodell interpretieren | StatistikGuru.de. Verfügbar unter: <https://statistikguru.de/spss/moderation/gesamtmodell-interpretieren.html>

- Hess, Thomas, Matt, Christian, Benlian, Alexander & Wiesböck, Florian. (2016). Options for Formulating a Digital Transformation Strategy. *MIS Quarterly Executive*, 15(2), 123–139.
- Hovick, Shelly, Freimuth, Vicki, Johnson-Turbes, Ashani & Chervin, Doryn. (2011). Multiple Health Risk Perception and Information Processing Among African Americans and Whites Living in Poverty. *Risk analysis: an official publication of the Society for Risk Analysis*, 31(11), 1789–1799. <https://doi.org/10.1111/j.1539-6924.2011.01621.x>
- Höyng, Mona & Lau, Angelika. (2023). Being ready for digital transformation: How to enhance employees' intentional digital readiness. *Computers in Human Behavior Reports*, 11, 1–11. <https://doi.org/10.1016/j.chbr.2023.100314>
- IBM Data and AI Team. (2023, Oktober 12). Understanding the different types of artificial intelligence. *IBM*. Zugriff am 10.5.2025. Verfügbar unter: <https://www.ibm.com/think/topics/artificial-intelligence-types>
- Kalota, Faisal. (2024). A Primer on Generative Artificial Intelligence. *Education Sciences*, 14(2). Multidisciplinary Digital Publishing Institute. <https://doi.org/10.3390/educsci14020172>
- Karr-Wisniewski, Pamela & Lu, Ying. (2010). When more is too much: Operationalizing technology overload and exploring its impact on knowledge worker productivity. *Computers in Human Behavior*, 26(5), 1061–1072. Netherlands: Elsevier Science. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2010.03.008>
- Kaya, Feridun, Aydin, Fatih, Schepman, Astrid, Rodway, Paul, Yetişensoy, Okan & Demir Kaya, Meva. (2024). The Roles of Personality Traits, AI Anxiety, and Demographic Factors in Attitudes toward Artificial Intelligence. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 40(2), 497–514. <https://doi.org/10.1080/10447318.2022.2151730>
- Khuong, Mai Ngoc & Yen, Vu Hai. (2016). Investigate the Effects of Job Stress on Employee Job Performance — A Case Study at Dong Xuyen Industrial Zone, Vietnam. *International Journal of Trade, Economics and Finance*, 7(2), 31–37. <https://doi.org/10.18178/ijtef.2016.7.2.495>
- Kim, Byung-Jik, Kim, Min-Jik & Lee, Julak. (2024). Examining the impact of work overload on cybersecurity behavior: Highlighting self-efficacy in the realm of artificial intelligence. *Current Psychology: A Journal for Diverse Perspectives on Diverse Psychological Issues*, 43(19), 17146–17162. Germany: Springer. <https://doi.org/10.1007/s12144-024-05692-4>
- Kim, Byung-Jik & Lee, Dong-gwi. (2025). Self-efficacy in using artificial intelligence as a shield: Mitigating the detrimental effects of organizationally prescribed

- perfectionism on employee stress and anxiety. *Current Psychology: A Journal for Diverse Perspectives on Diverse Psychological Issues*, 44, 1805–1831. <https://doi.org/10.1007/s12144-024-07234-4>
- Kim, Jina & Jung, Hye-Sun. (2022). The Effect of Employee Competency and Organizational Culture on Employees' Perceived Stress for Better Workplace. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 19(8), 1–22. Multidisciplinary Digital Publishing Institute. <https://doi.org/10.3390/ijerph19084428>
- Knowles, Bran, Hanson, Vicki, Rogers, Yvonne, Piper, Anne Marie, Waycott, Jenny, Davies, Nigel et al. (2021). The harm in conflating aging with accessibility. *Communications of the ACM*, 64, 66–71. <https://doi.org/10.1145/3431280>
- Koolhaas, J. M., Bartolomucci, A., Buwalda, B., de Boer, S. F., Flügge, G., Korte, S. M. et al. (2011). Stress revisited: A critical evaluation of the stress concept. *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*, 35(5), 1291–1301. <https://doi.org/10.1016/j.neubiorev.2011.02.003>
- Kraus, Sascha, Jones, Paul, Kailer, Norbert, Weinmann, Alexander, Chaparro-Banegas, Nuria & Roig-Tierno, Norat. (2021). Digital Transformation: An Overview of the Current State of the Art of Research. *SAGE Open*, 11(3), 1–15. <https://doi.org/doi.org/10.1177/21582440211047576>
- Krohne, Heinz Walter. (2024). Die Grundbegriffe: Bedrohung, Stress, Angst und Bewältigung. *Stress, Bewältigung und Persönlichkeit: Forschungsüberblick und Anwendungsperspektiven* (S. 1–29). Berlin, Heidelberg: Springer. [https://doi.org/10.1007/978-3-662-69475-6\\_1](https://doi.org/10.1007/978-3-662-69475-6_1)
- Lazarus, Richard S. & Folkman, Susan. (1984). *Stress, Appraisal, and Coping*. Springer Publishing Company.
- Leite, Higor, Hodgkinson, Ian R., Lachowski Volochchuk, Ana Vitória & Cavalcante Nascimento, Thiago. (2024). 'It's not the boogeyman': How voice assistant technology is bridging the digital divide for older people. *Technovation*, 136, 1–18. Elsevier. <https://doi.org/10.1016/j.technovation.2024.103080>
- Low, Mei Peng, Wut, Tai Ming, Lau, Teck Chai & Tong, Wu. (2025). The interplay of self-efficacy, artificial intelligence literacy and lifelong learning for career resilience among older employees: a comparison study between China and Malaysia. *Current Psychology*. <https://doi.org/10.1007/s12144-025-07434-6>
- Makowska-Tłomak, Ewa, Bedyńska, Sylwia, Skorupska, Kinga, Nielek, Radosław, Kornacka, Monika & Kopeć, Wiesław. (2023). Measuring digital transformation stress at the workplace—Development and validation of the digital transformation stress scale. *PLoS ONE*, 18(10), 1–28. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0287223>

- Marsh, Elizabeth, Vallejos, Elvira Perez & Spence, Alexa. (2022). The digital workplace and its dark side: An integrative review. *Computers in Human Behavior*, 128, 1–21. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2021.107118>
- Matt, Christian, Hess, Thomas & Benlian, Alexander. (2015). Digital Transformation Strategies. *Business & Information Systems Engineering*, 57, 339–343. <https://doi.org/10.1007/s12599-015-0401-5>
- Mazzei, Matthew & Noble, David. (2017). Big data dreams: A framework for corporate strategy. *Business Horizons*, 60(3), 405–414. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2017.01.010>
- Mondal, Subhra, Das, Subhankar & Vrana, Vasiliki G. (2023). How to Bell the Cat? A Theoretical Review of Generative Artificial Intelligence towards Digital Disruption in All Walks of Life. *Technologies*, 11(2), 1–17. Multidisciplinary Digital Publishing Institute. <https://doi.org/10.3390/technologies11020044>
- Morandini, Sofia, Fraboni, Federico, De Angelis, Marco, Puzzo, Gabriele, Giusino, Davide & Pietrantoni, Luca. (2023). The Impact of Artificial Intelligence on Workers' Skills: Upskilling and Reskilling in Organisations. *Informing Science*, 26, 39–68. <https://doi.org/10.28945/5078>
- Nadkarni, Swen & Prügl, Reinhard. (2021). Digital transformation: a review, synthesis and opportunities for future research. *Management Review Quarterly*, 71(2), 233–341. <https://doi.org/10.1007/s11301-020-00185-7>
- Natrop, Johannes. (2015). *Angewandte Deskriptive Statistik: Praxisbezogenes Lehrbuch mit Fallbeispielen*. De Gruyter Oldenbourg. <https://doi.org/10.1515/9783110413878>
- Paul, Justin, Ueno, Akiko, Dennis, Charles, Alamanos, Eleftherios, Curtis, Lucill, Foroudi, Pantea et al. (2024). Digital transformation: A multidisciplinary perspective and future research agenda. *International Journal of Consumer Studies*, 48(2), 1–28. <https://doi.org/10.1111/ijcs.13015>
- Perifanis, Nikolaos-Alexandros & Kitsios, Fotis. (2023). Investigating the Influence of Artificial Intelligence on Business Value in the Digital Era of Strategy: A Literature Review. *Information*, 14(2), 85. Multidisciplinary Digital Publishing Institute. <https://doi.org/10.3390/info14020085>
- Ping, He & Ying, Gao. (2018). Comprehensive view on the effect of artificial intelligence on employment. *Topics In Education, Culture and Social Development*, 1(1), 32–35. <https://doi.org/10.26480/ismiemls.01.2018.32.35>
- Ragu-Nathan, T. S., Tarafdar, Monideepa, Ragu-Nathan, Bhanu S. & Tu, Qiang. (2008). The Consequences of Technostress for End Users in Organizations: Conceptual

- Development and Empirical Validation. *Information Systems Research*, 19(4), 417–433. <https://doi.org/10.1287/isre.1070.0165>
- Rasool, Tayba, Warraich, Nosheen Fatima & Sajid, Muhammad. (2022). Examining the Impact of Technology Overload at the Workplace: A Systematic Review. *SAGE Open*, 12(3), 1–18. <https://doi.org/doi.org/10.1177/21582440221114320>
- Riedl, René. (2012). On the biology of technostress. *ACM SIGMIS Database*, 44(1), 18–55. <https://doi.org/10.1145/2436239.2436242>
- Riedl, René, Fischer, Thomas, Kalischko, Thomas & Reuter, Martin. (2020). *Digitaler Stress - Eine Befragungsstudie im deutschsprachigen Raum*. (S. 1–46). FH OÖ Forschungs & Entwicklungs GmbH. <https://doi.org/10.5771/9783748915348-39>
- Schaufeli, Wilmar B. (2017). Applying the Job Demands-Resources model. *Organizational Dynamics*, 46(2), 120–132. <https://doi.org/10.1016/j.orgdyn.2017.04.008>
- Schaufeli, Wilmar B. & Bakker, Arnold B. (2004). Job demands, job resources, and their relationship with burnout and engagement: a multi-sample study. *Journal of Organizational Behavior*, 25(3), 293–315. <https://doi.org/10.1002/job.248>
- Schaufeli, Wilmar B. & Taris, Toon W. (2014). A critical review of the job demands-resources model: Implications for improving work and health. *Bridging occupational, organizational and public health: A transdisciplinary approach* (S. 43–68). New York, NY, US: Springer Science + Business Media. [https://doi.org/10.1007/978-94-007-5640-3\\_4](https://doi.org/10.1007/978-94-007-5640-3_4)
- Schepman, Astrid & Rodway, Paul. (2023). The General Attitudes towards Artificial Intelligence Scale (GAAIS): Confirmatory Validation and Associations with Personality, Corporate Distrust, and General Trust. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 39(13), 2724–2741. <https://doi.org/10.1080/10447318.2022.2085400>
- Schwartz, Shelly. (2016). How to manage technology overload. *Medical Economics*, 93(3), 30–32.
- Sia, Siew, Soh, Christina & Weill, P. (2016). How DBS bank pursued a digital business strategy, 15(2), 105–121.
- Steffen, Patrick R. & Anderson, Travis. (2025). Primary appraisal is affective not cognitive: Exploring a revised transactional model of stress and coping. *Applied Psychophysiology and Biofeedback*. Germany: Springer. <https://doi.org/10.1007/s10484-025-09699-w>
- Tams, Stefan, Ahuja, Manju, Thatcher, Jason & Grover, Varun. (2020). Worker stress in the age of mobile technology: The combined effects of perceived interruption overload and worker control. *The Journal of Strategic Information Systems*, 29(1), 101595. <https://doi.org/10.1016/j.jsis.2020.101595>

- Tarafdar, Monideepa, Tu, Qiang, Ragu-Nathan, Bhanu S. & Ragu-Nathan, T. S. (2007). The Impact of Technostress on Role Stress and Productivity. *Journal of Management Information Systems*, 24(1), 301–328. Routledge. <https://doi.org/10.2753/MIS0742-1222240109>
- Tiemann, Veith. (2019). *Inferenzmethoden und Multivariate Statistik: Grundlagen mit SPSS verstehen*. <https://doi.org/10.36198/9783838551210>
- Toutenburg, Helge & Heumann, Christian. (2006). *Deskriptive Statistik: Eine Einführung in Methoden und Anwendungen mit SPSS*. (5. Aufl.). München: Springer-Verlag Berlin Heidelberg.
- Trenerry, Brigid, Chng, Samuel, Wang, Yang, Suhaila, Zainal Shah, Lim, Sun Sun, Lu, Han Yu et al. (2021). Preparing Workplaces for Digital Transformation: An Integrative Review and Framework of Multi-Level Factors. *Frontiers in Psychology*, 12, 1–24. Frontiers. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2021.620766>
- Urban, Dieter & Mayerl, Jochen. (2011). *Regressionsanalyse: Theorie, Technik und Anwendung* (4. Aufl.). Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften. <https://doi.org/10.1007/978-3-531-91194-6>
- Van Dam, Karen & Meulders, Michel. (2021). The Adaptability Scale: Development, internal consistency, and initial validity evidence. *European Journal of Psychological Assessment*, 37(2), 123–134. Germany: Hogrefe Publishing. <https://doi.org/10.1027/1015-5759/a000591>
- Van Laar, Ester, Van Deursen, Alexander J. A. M., Van Dijk, Jan A. G. M. & De Haan, Jos. (2017). The relation between 21st-century skills and digital skills: A systematic literature review. *Computers in Human Behavior*, 72, 577–588. Pergamon. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2017.03.010>
- Walther, Björn. (2024, Juli 17). Moderation in SPSS rechnen. *Björn Walther*. Zugriff am 30.3.2025. Verfügbar unter: <https://bjoernwalther.com/moderation-in-spss-rechnen/>
- Wang, Weian, Kakhki, Mohammad Daneshvar & Uppala, Vishal. (2017). The Interaction Effect of Technostress and Non-Technological Stress on Employees' Performance. Gehalten auf der Twenty-third Americas Conference on Information Systems, Boston: Association for Information Systems. Verfügbar unter: [https://core.ac.uk/outputs/301371679/?utm\\_source=pdf&utm\\_medium=banner&utm\\_campaign=pdf-decoration-v1](https://core.ac.uk/outputs/301371679/?utm_source=pdf&utm_medium=banner&utm_campaign=pdf-decoration-v1)
- Wang, Yaxi, Zhou, Yiliang, Chen, Xing & Fang, Hao. (2024). Operational Performance and Subjective Preferences of Elderly Users in Intelligent Interactive Interfaces: A Systematic Review. *International Journal of Human-Computer Interaction*,

<https://doi.org/https://doi.org/10.1080/10447318.2024.2352226>

- Wang, Yu-Yin & Chuang, Yu-Wei. (2024). Artificial intelligence self-efficacy: Scale development and validation. *Education and Information Technologies*, 29(4), 4785–4808. <https://doi.org/10.1007/s10639-023-12015-w>
- Weill, Peter & Woerner, Stephanie. (2015). Thriving in an Increasingly Digital Ecosystem. *MIT Sloan Management Review*, 56(4), 27–34.
- Wentura, Dirk & Pospeschill, Markus. (2015). *Multivariate Datenanalyse: Eine kompakte Einführung*. Wiesbaden: Springer Fachmedien. <https://doi.org/10.1007/978-3-531-93435-8>
- Westerman, George, Calm ejane, Claire, Bonnet, Didier, Ferraris, Patrick & McAfee, Andrew. (2011). Digital Transformation A Road-Map For Billion-Dollar Organizations. *MIT Center for Digital Business and Capgemini Consulting*, 1, 1–68.
- Winasis, Shinta, Djumarno, Riyanto, Setyo & Ariyanto, Eny. (2020). Digital Transformation in the Indonesian Banking Industry: Impact on Employee Engagement, 12(4), 528–543.
- Xu, Guanglu, Xue, Ming & Zhao, Jidi. (2023). The Relationship of Artificial Intelligence Opportunity Perception and Employee Workplace Well-Being: A Moderated Mediation Model. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 20(3), 1–16. <https://doi.org/10.3390/ijerph20031974>
- Yin, Pengzhen, Ou, Carol X. J., Davison, Robert M. & Wu, Jie. (2018). Coping with mobile technology overload in the workplace. *Internet Research*, 28(5), 1189–1212. Emerald Publishing Limited. <https://doi.org/10.1108/IntR-01-2017-0016>
- Yozgat, Uğur, Yurtkoru, Serra & Bilginođlu, Elif. (2013). Job Stress and Job Performance Among Employees in Public Sector in Istanbul: Examining the Moderating Role of Emotional Intelligence. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 75, 518–524. <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2013.04.056>

## **Abbildungsverzeichnis**

Abbildung 1: <i>Beziehungen der Moderationsanalysen</i> .....	60
---	----

## Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: <i>Keywords Literaturrecherche</i> .....	37
Tabelle 2: <i>Deskriptivstatistiken und Faktorladungen der Fragen zu Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext sowie Deskriptivstatistiken und Reliabilität der Skala Nutzungserfahrung von KI im beruflichen Kontext (n = 127)</i> .....	47
Tabelle 3: <i>Deskriptivstatistiken und Faktorladungen der Fragen zu Stressempfinden durch digitale Transformation sowie Deskriptivstatistiken und Reliabilität der Skala Stressempfinden durch digitale Transformation (n = 127)</i> .....	47
Tabelle 4: <i>Deskriptivstatistiken und Faktorladungen der Fragen zu positiver Einstellung zu KI sowie Deskriptivstatistiken und Reliabilität der Skala positive Einstellung zu KI (n = 127)</i> .....	49
Tabelle 5: <i>Deskriptivstatistiken und Faktorladungen der Fragen zu negativer Einstellung zu KI sowie Deskriptivstatistiken und Reliabilität der Skala negative Einstellung zu KI (n = 127)</i> .....	49
Tabelle 6: <i>Deskriptivstatistiken und Faktorladungen der Fragen zu digitalen Fähigkeiten sowie Deskriptivstatistiken und Reliabilität der Skala digitale Fähigkeiten (n = 127)</i> ....	50
Tabelle 7: <i>Deskriptivstatistiken und Faktorladungen der Fragen zu Anpassungsfähigkeit sowie Deskriptivstatistiken und Reliabilität der Skala Anpassungsfähigkeit (n = 127)</i> .51	
Tabelle 8: <i>Deskriptivstatistiken und Faktorladungen der Fragen zu Selbstwirksamkeit sowie Deskriptivstatistiken und Reliabilität der Skala Selbstwirksamkeit (n = 127)</i> .....	52
Tabelle 9: <i>Deskriptivstatistiken und Faktorladungen der Fragen zu Wahrnehmung des Risikos von Arbeitslosigkeit sowie Deskriptivstatistiken und Reliabilität der Skala Wahrnehmung des Risikos von Arbeitslosigkeit (n = 127)</i> .....	52
Tabelle 10: <i>Überblick über die demografischen Daten der Teilnehmer:innen in absoluten Zahlen (n = 127)</i> .....	55
Tabelle 11: <i>Übersicht zu Merkmalen Computerarbeit und KI-Tools in absoluten Zahlen (n = 127)</i> .....	56
Tabelle 12: <i>Interpretation Korrelationsanalyse</i> .....	59
Tabelle 13: <i>Bivariate Korrelationen (Spearman-Rho) zwischen den zentralen Studienvariablen (n = 127)</i> .....	62
Tabelle 14: <i>Moderationsanalyse positive Einstellung zu KI (n = 127)</i> .....	64
Tabelle 15: <i>Moderationsanalyse negativer Einstellung zu KI (n = 127)</i> .....	64

Tabelle 16: <i>Moderationsanalyse digitaler Fähigkeiten (n = 127)</i> .....	65
Tabelle 17: <i>Moderationsanalyse Anpassungsfähigkeit (n = 127)</i> .....	66
Tabelle 18: <i>Moderationsanalyse Selbstwirksamkeit (n = 127)</i> .....	67
Tabelle 19: <i>Moderationsanalyse Alter (n = 127)</i> .....	68
Tabelle 20: <i>Moderationsanalyse Wahrnehmung des Risikos von Arbeitslosigkeit (n = 127)</i> .....	69

# Anhang A: Fragebogen

Anmelden

Fragebogen | Seite 1

https://www.soscisurvey.de/masterhoermer/?act=GGbWriAj2kxAEVubpUByh9hg

soSci  
oFb - der onlineFragebogen

6% ausgefüllt

Sehr geehrter Teilnehmer:in,  
vielen Dank für Ihr Interesse an dieser Studie. Ich möchte mich bereits vorab für Ihre Zeit bedanken.

Im Rahmen meiner **Masterarbeit** untersuche ich den Zusammenhang zwischen dem **Stressempfinden durch digitale Transformation** und der **Nutzungserfahrung von Künstlicher Intelligenz im beruflichen Kontext**. Künstliche Intelligenz (KI) ist ein Bereich der Informatik. Sie imitiert menschliches Denken, indem sie Informationen aus Daten erkennt und ordnet.

**Voraussetzung** für die Teilnahme an der Studie ist, dass Sie **KI bereits für berufliche Aufgaben genutzt haben**.

Die Befragung erfolgt **anonym**, das bedeutet es sind keine Rückschlüsse auf Ihre Person möglich. Ihre Angaben werden vertraulich behandelt und ausschließlich für wissenschaftliche Forschungszwecke verwendet.  
Die Beantwortung des Fragebogens nimmt etwa **10 Minuten** in Anspruch. Bitte beachten Sie, dass es keine richtigen oder falschen Antworten gibt. Gerne können Sie mich bei Fragen, Unklarheiten oder Anliegen per Mail via [agnes.hoermer@mail.fernfh.ac.at](mailto:agnes.hoermer@mail.fernfh.ac.at) kontaktieren.

Vielen Dank!

Mit freundlichen Grüßen  
Agnes Hörmer, BA

Weiter

🔍

Agnes Hörmer, BA, Ferdinand Porsche FernFH – 2025

Anmelden Fragebogen | Seite 2

https://www.soscisurvey.de/masterhoermer/index.php?i=DUAJ1FTLCVS&rnd=MOTW

soSci  
oFb - der onlineFragebogen

10% ausgefüllt

Für die Teilnahme an der Studie bitte ich Sie, die untenstehende Datenschutzerklärung sorgfältig zu lesen und Ihre Zustimmung (Option „Ja“) oder Ablehnung (Option „Nein“) zur Datenschutzerklärung abzugeben.

**Datenschutzerklärung:**

Ich bin damit einverstanden, dass die Studierende, der:die Masterarbeitsbetreuer:in sowie Mitarbeiter:innen der Ferdinand Porsche FERNFH die von mir im Zuge dieser Studie angeführten Daten zu Forschungszwecken speichern und in aggregierter Form verarbeiten dürfen, sodass keine Rückschlüsse auf Einzelpersonen möglich sind. Ich stimme der [Datenschutzerklärung der FERNFH](#) zu, welche auf der DSGVO basiert. Die Daten werden zu jeder Zeit vertraulich behandelt. Diese Einwilligungserklärung erfolgt auf freiwilliger Basis.

Ja

Nein

Zurück Weiter

🔊 🔍

Agnes Hörner, BA , Ferdinand Porsche FernFH - 2025



29% ausgefüllt

Zu Beginn bitte ich Sie, folgende **Angaben zu Ihrer Person** zu machen:

1. Bitte geben Sie Ihr Alter an:

Jahre

2. Welchem Geschlecht fühlen Sie sich zugehörig?

- Weiblich
- Männlich
- Divers
- Keine Angabe

3. Was ist Ihre höchste abgeschlossene Ausbildung?

- Kein Pflichtschulabschluss
- Pflichtschulabschluss
- Lehrabschluss
- Mittlere oder höhere Schule (z.B. BMS, AHS, BHS, ...)
- Universität/Fachhochschule
- Sonstiges:
- Keine Angabe

4. Wie viele Jahre Berufserfahrung haben Sie insgesamt?

Jahre

5. In welcher Branche sind Sie hauptsächlich tätig?

- Land- und Forstwirtschaft, Fischerei
- Industrie & Produktion (inkl. Bergbau, Herstellung von Waren)
- Energie, Wasser & Entsorgung
- Bau
- Handel
- Transport & Logistik
- Tourismus & Gastronomie
- Information & Kommunikation
- Finanzen & Versicherungen
- Immobilien & Unternehmensdienstleistungen
- Öffentliche Verwaltung
- Bildung & Forschung
- Gesundheit & Soziales
- Sonstiges:
- Keine Angabe
- Ich bin derzeit nicht berufstätig

6. Arbeiten Sie in Ihrer beruflichen Tätigkeit überwiegend (>50%) mit dem Computer?

- Ja
- Nein
- Keine Angabe

Zurück

Weiter



7. Ich wende mich im Rahmen meiner Befragung an Personen, die bereits Erfahrung mit KI im beruflichen Kontext haben. Im folgenden Abschnitt finden Sie einige Aussagen, die sich auf Ihre **Nutzungserfahrung mit KI im beruflichen Kontext** beziehen. Bitte geben Sie an, inwieweit Sie den folgenden Aussagen zustimmen.

	Stimme überhaupt nicht zu	Stimme voll zu
Ich nutze KI-gestützte Tools regelmäßig in meinem beruflichen Alltag.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Ich bin vertraut mit KI-gestützten Tools im beruflichen Kontext.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Ich fühle mich in der Lage, KI-Tools eigenständig für berufliche Aufgaben zu nutzen.	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

8. Welches KI-Tool bzw. welche KI-Tools nutzen Sie am häufigsten?

- ChatGPT
- DeepL
- Character AI
- QuillBot
- MidJourney
- Microsoft Copilot
- Google Gemini
- Sonstiges:
- keine Angabe

9. Wird Ihnen für Ihre beruflichen Aufgaben ein KI-Tool von Ihrem Arbeitgeber zur Verfügung gestellt?

- Ja
- Nein
- Keine Angabe

Zurück

Weiter



10. Im folgenden Abschnitt finden Sie einige Aussagen, die sich auf Ihr wahrgenommenes **Stressempfinden durch digitale Transformation** beziehen. Bitte geben Sie an, inwieweit Sie den folgenden Aussagen zustimmen.

Nie Sehr oft



Wie oft haben Sie sich über neue **Arbeitsaufgaben/Regeln** im Zusammenhang mit System-/Programmänderungen geärgert, auf deren Umsetzung Sie keinen Einfluss hatten?

Wie oft haben Sie sich im Zusammenhang mit neuen **IKT Programmen/Systemen** geärgert? (IKT = Informations- und Kommunikationstechnologie)

Wie oft haben Sie sich im Zusammenhang mit neuen **IKT-Lösungen**, die sich auf Ihre beruflichen Pflichten/Aufgaben ausgewirkt haben, irritiert geföhlt?

Wie oft hatten Sie das Gefühl, dass Sie keine Kontrolle über **IKT-Änderungen** im Zusammenhang mit neuen Verfahren und Ihren Aufgaben hatten?

Wie oft hatten Sie das Gefühl, dass Ihre **Kompetenzen und Fähigkeiten** nicht ausreichen, um mit den neuen IT-Tools, die an Ihrem Arbeitsplatz eingeföhrt wurden, zurechtzukommen? (IT = Informationstechnologie)

Wie oft hatten Sie das Gefühl, dass das, was aufgrund von **technologischen oder IT-Veränderungen** von Ihnen erwartet wurde, Sie überfordert hat, so dass Sie es nicht bewältigen konnten?

Zurück

Weiter



11. Im folgenden Abschnitt finden Sie einige Aussagen, die sich auf Ihre **generelle Einstellung zu KI** beziehen. Bitte geben Sie an, inwieweit Sie den folgenden Aussagen zustimmen.

stimme  
gar  
nicht zu

stimme  
voll zu



- Künstliche Intelligenz kann diesem Land neue wirtschaftliche Möglichkeiten eröffnen.
- Ich finde künstliche Intelligenz bedrohlich.
- Künstliche Intelligenz könnte die Kontrolle über Menschen übernehmen.
- Ich denke, künstliche Intelligenz ist gefährlich.
- Künstliche Intelligenz kann sich positiv auf das Wohlbefinden der Menschen auswirken.
- Es gibt viele vorteilhafte Anwendungen von künstlicher Intelligenz.
- Ich schauere vor Unbehagen, wenn ich an zukünftige Anwendungen von Künstlicher Intelligenz denke.
- Ein Großteil der Gesellschaft wird von einer Zukunft profitieren, in der Künstliche Intelligenz eine zentrale Rolle spielt.

Zurück

Weiter



12. Im folgenden Abschnitt finden Sie einige Aussagen, die sich auf Ihre **digitalen Fähigkeiten** beziehen. Bitte geben Sie an, inwieweit Sie den folgenden Aussagen zustimmen.

Inwieweit sind Sie in der Lage, ...

überhaupt nicht      voll und ganz

- |  |                            |
|--|---|
| ... mehrere Softwares und Anwendungen zur Erledigung Ihrer Aufgaben zu verwenden?                          | <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> |
| ... die richtige Software oder Anwendung auszuwählen, um bestimmte Aufgaben auszuführen?                   | <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> |
| ... sich mit einer neuen Software/einer neuen Anwendung vertraut zu machen, um Ihre Aufgaben zu erledigen? | <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> <input type="radio"/> |

Zurück

Weiter



13. Im folgenden Abschnitt finden Sie einige Aussagen, die sich auf Ihre **Wahrnehmung des Risikos von Arbeitslosigkeit aufgrund von KI** beziehen. Bitte geben Sie an, inwieweit Sie den folgenden Aussagen zustimmen.

stimme  
gar  
nicht zu

stimme  
voll zu

- Ich werde wahrscheinlich wegen der Entwicklung der künstlichen Intelligenz meinen Job verlieren.
- Ich mache mir Sorgen, dass ich wegen der Entwicklung der künstlichen Intelligenz meinen Job verlieren könnte.
- Im Vergleich zu anderen Menschen in demselben Beruf ist es wahrscheinlicher, dass ich durch die Entwicklung der künstlichen Intelligenz meinen Arbeitsplatz verliere.

Zurück

Weiter



14. Im folgenden Abschnitt finden Sie einige Aussagen, die sich auf Ihre **Anpassungsfähigkeit** beziehen. Bitte geben Sie an, inwieweit Sie den folgenden Aussagen zustimmen.

stimme  
gar  
nicht zu

stimme  
voll zu



- Ich bin zuversichtlich, dass ich jede Herausforderung bewältigen kann.
- Ich kann gut mit neuen und unbekanntem Situationen umgehen.
- Wenn ich meine Pläne ändern muss, bleibe ich entspannt.
- Ich bin immer neugierig, welche Entwicklung vor mir liegt.
- Ich kann mich schnell auf Veränderungen einstellen.
- Ich schöpfe Energie aus unerwarteten Dingen und Veränderungen.
- Ich bevorzuge es Dinge zu tun, die mich zwingen, etwas Neues zu lernen.
- Ich genieße unerwartete Ereignisse.
- Ich kenne immer verschiedene Wege, um mit plötzlichen Veränderungen umzugehen.
- Ich mag es immer, wenn sich die Situation ändert.

Zurück

Weiter



15. Im folgenden Abschnitt finden Sie einige Aussagen, die sich auf Ihre **Selbstwirksamkeit** beziehen. Bitte geben Sie an, inwieweit Sie den folgenden Aussagen zustimmen.

stimme  
gar  
nicht zu

stimme  
voll zu



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

Zurück

Weiter





**Vielen Dank für Ihre Teilnahme!**

Sie sind nun am Ende meiner Studie angelangt. Bei Fragen oder Anmerkungen können Sie sich gerne per Mail an [agnes.hoermer@mail.fernfh.ac.at](mailto:agnes.hoermer@mail.fernfh.ac.at) wenden.

Ihre Antworten wurden gespeichert, Sie können das Browser-Fenster nun schließen.

Mit freundlichen Grüßen  
Agnes Hörner, BA

## Anhang B: Codebuch

Code	Fragetext	Antwortmöglichkeiten
AF01_01	Ich bin zuversichtlich, dass ich jede Herausforderung bewältigen kann.	1 stimme gar nicht zu 2 3 4 5 stimme voll zu
AF01_02	Ich kann gut mit neuen und unbekannten Situationen umgehen.	1 stimme gar nicht zu 2 3 4 5 stimme voll zu
AF01_03	Wenn ich meine Pläne ändern muss, bleibe ich entspannt.	1 stimme gar nicht zu 2 3 4 5 stimme voll zu
AF01_04	Ich bin immer neugierig, welche Entwicklung vor mir liegt.	1 stimme gar nicht zu 2 3 4 5 stimme voll zu
AF01_05	Ich kann mich schnell auf Veränderungen einstellen.	1 stimme gar nicht zu 2 3 4 5 stimme voll zu
AF01_06	Ich schöpfe Energie aus unerwarteten Dingen und Veränderungen.	1 stimme gar nicht zu 2 3 4 5 stimme voll zu
AF01_07	Ich bevorzuge es Dinge zu tun, die mich zwingen, etwas Neues zu lernen.	1 stimme gar nicht zu 2 3 4 5 stimme voll zu
AF01_08	Ich genieße unerwartete Ereignisse.	1 stimme gar nicht zu 2 3 4 5 stimme voll zu
AF01_09	Ich kenne immer verschiedene Wege, um mit plötzlichen Veränderungen umzugehen.	1 stimme gar nicht zu 2 3 4 5 stimme voll zu

AF01_10	Ich mag es immer, wenn sich die Situation ändert.	1 stimme gar nicht zu 2 3 4 5 stimme voll zu
DF01_01	... mehrere Softwares und Anwendungen zur Erledigung Ihrer Aufgaben zu verwenden?	1 überhaupt nicht 2 3 4 5 voll und ganz
DF01_02	... die richtige Software oder Anwendung auszuwählen, um bestimmte Aufgaben auszuführen?	1 überhaupt nicht 2 3 4 5 voll und ganz
DF01_03	... sich mit einer neuen Software/einer neuen Anwendung vertraut zu machen, um Ihre Aufgaben zu erledigen?	1 überhaupt nicht 2 3 4 5 voll und ganz
GE01_01	Künstliche Intelligenz kann diesem Land neue wirtschaftliche Möglichkeiten eröffnen.	1 stimme gar nicht zu 2 3 4 5 stimme voll zu
GE01_02	Ich finde Künstliche Intelligenz bedrohlich.	1 stimme gar nicht zu 2 3 4 5 stimme voll zu
GE01_03	Künstliche Intelligenz könnte die Kontrolle über Menschen übernehmen.	1 stimme gar nicht zu 2 3 4 5 stimme voll zu
GE01_04	Künstliche Intelligenz könnte die Kontrolle über Menschen übernehmen.	1 stimme gar nicht zu 2 3 4 5 stimme voll zu
GE01_05	Künstliche Intelligenz kann sich positiv auf das Wohlbefinden der Menschen auswirken.	1 stimme gar nicht zu 2 3 4 5 stimme voll zu
GE01_06	Es gibt viele vorteilhafte Anwendungen von künstlicher Intelligenz.	1 stimme gar nicht zu 2 3 4 5 stimme voll zu

GE01_07	Ich schaudere vor Unbehagen, wenn ich an zukünftige Anwendungen von Künstlicher Intelligenz denke.	1 stimme gar nicht zu 2 3 4 5 stimme voll zu
GE01_08	Ein Großteil der Gesellschaft wird von einer Zukunft profitieren, in der Künstliche Intelligenz eine zentrale Rolle spielt.	1 stimme gar nicht zu 2 3 4 5 stimme voll zu
NE02_01	Ich nutze KI-gestützte Tools regelmäßig in meinem beruflichen Alltag.	1 Stimme überhaupt nicht zu 2 3 4 5 Stimme voll zu
NE02_02	Ich bin vertraut mit KI-gestützten Tools im beruflichen Kontext.	1 Stimme überhaupt nicht zu 2 3 4 5 Stimme voll zu
NE02_03	Ich fühle mich in der Lage, KI-Tools eigenständig für berufliche Aufgaben zu nutzen.	1 Stimme überhaupt nicht zu 2 3 4 5 Stimme voll zu
NE03_01	ChatGPT	1 nicht gewählt 2 gewählt
NE03_02	Microsoft Copilot	1 nicht gewählt 2 gewählt
NE03_03	Google Gemini	1 nicht gewählt 2 gewählt
NE03_04	Sonstiges	1 nicht gewählt 2 gewählt
NE03_04a	Sonstiges (offene Eingabe)	Offenes Textfeld
NE03_05	Keine Angabe	1 nicht gewählt 2 gewählt
NE03_06	Character AI	1 nicht gewählt 2 gewählt
NE03_07	QuillBot	1 nicht gewählt 2 gewählt
NE03_08	MidJourney	1 nicht gewählt 2 gewählt
NE04	Wird Ihnen für Ihre beruflichen Aufgaben ein KI-Tool von Ihrem Arbeitgeber zur Verfügung gestellt?	1 Ja 2 Nein 3 Keine Angabe -9 nicht beantwortet
RA01_01	Ich werde wahrscheinlich wegen der Entwicklung der künstlichen Intelligenz meinen Job verlieren.	1 stimme gar nicht zu 2 3 4 5 stimme voll zu

RA01_02	Ich mache mir Sorgen, dass ich wegen der Entwicklung der künstlichen Intelligenz meinen Job verlieren könnte.	1 stimme gar nicht zu 2 3 4 5 stimme voll zu
RA01_03	Im Vergleich zu anderen Menschen in demselben Beruf ist es wahrscheinlicher, dass ich durch die Entwicklung der künstlichen Intelligenz meinen Arbeitsplatz verliere.	1 stimme gar nicht zu 2 3 4 5 stimme voll zu
SD02_01	Bitte geben Sie Ihr Alter an: ... Jahre	Offenes Textfeld
SD05	Welchem Geschlecht fühlen Sie sich zugehörig?	1 Weiblich 2 Männlich 3 Divers 4 Keine Angabe
SD10	Was ist Ihre höchste abgeschlossene Ausbildung?	1 Kein Pflichtschulabschluss 2 Pflichtschulabschluss 3 Lehrabschluss 4 Mittlere oder höhere Schule (z.B. BMS, AHS, BHS, ...) 5 Universität/Fachhochschule 9 Sonstiges: 10 Keine Angabe
SD10_09	Bildung: Sonstiges	Offenes Textfeld
SD10_13	Wie viele Jahre Berufserfahrung haben Sie insgesamt? ... Jahre	Offenes Textfeld
SD14	In welcher Branche sind Sie hauptsächlich tätig?	1 Land- und Forstwirtschaft, Fischerei 2 Industrie & Produktion (inkl. Bergbau, Herstellung von Waren) 3 Energie, Wasser & Entsorgung 4 Bau 5 Handel 6 Transport & Logistik 7 Tourismus & Gastronomie 9 Information & Kommunikation 10 Finanzen & Versicherungen 11 Immobilien & Unternehmensdienstleistungen 12 Öffentliche Verwaltung 13 Bildung & Forschung 14 Gesundheit & Soziales 8 Sonstiges: 15 Keine Angabe 16 Ich bin derzeit nicht berufstätig
SD14_08	Branche: Sonstiges	Offenes Textfeld

SD15	Arbeiten Sie in Ihrer beruflichen Tätigkeit überwiegend (>50%) mit dem Computer?	1 Ja 2 Nein 3 Keine Angabe
ST01_01	Wie oft haben Sie sich im Zusammenhang mit neuen IKT Programmen/Systemen geärgert? (IKT = Informations- und Kommunikationstechnologie)	1 Nie 2 3 4 5 Sehr oft
ST01_02	Wie oft haben Sie sich im Zusammenhang mit neuen IKT-Lösungen, die sich auf Ihre beruflichen Pflichten/Aufgaben ausgewirkt haben, irritiert gefühlt?	1 Nie 2 3 4 5 Sehr oft
ST01_03	Wie oft hatten Sie das Gefühl, dass Sie keine Kontrolle über IKT-Änderungen im Zusammenhang mit neuen Verfahren und Ihren Aufgaben hatten?	1 Nie 2 3 4 5 Sehr oft
ST01_04	Wie oft haben Sie sich über neue Arbeitsaufgaben/Regeln im Zusammenhang mit System-/Programmänderungen geärgert, auf deren Umsetzung Sie keinen Einfluss hatten?	1 Nie 2 3 4 5 Sehr oft
ST01_05	Wie oft hatten Sie das Gefühl, dass das, was aufgrund von technologischen oder IT-Veränderungen von Ihnen erwartet wurde, Sie überfordert hat, so dass Sie es nicht bewältigen konnten?	1 Nie 2 3 4 5 Sehr oft
ST01_06	Wie oft hatten Sie das Gefühl, dass Ihre Kompetenzen und Fähigkeiten nicht ausreichten, um mit den neuen IT-Tools, die an Ihrem Arbeitsplatz eingeführt wurden, zurechtzukommen? (IT = Informationstechnologie)	1 Nie 2 3 4 5 Sehr oft
SW01_01	In schwierigen Situationen kann ich mich auf meine Fähigkeiten verlassen.	1 stimme gar nicht zu 2 3 4 5 stimme voll zu
SW01_02	Die meisten Probleme kann ich aus eigener Kraft gut meistern.	1 stimme gar nicht zu 2 3 4 5 stimme voll zu
SW01_03	Auch anstrengende und komplizierte Aufgaben kann ich in der Regel gut lösen.	1 stimme gar nicht zu 2 3 4 5 stimme voll zu