BIBB FORSCHUNGSBERICHTE

Hubert Ertl | Myriam Baum | Torben Padur |
Mortimer Schlieker | Bodo Rödel (Hrsg.)

KI in der beruflichen Bildung – wie können wir die Zukunft gestalten?



bibb Bundesinstitut für Berufsbildung

BIBB FORSCHUNGSBERICHTE

Hubert Ertl | Myriam Baum | Torben Padur |
Mortimer Schlieker | Bodo Rödel (Hrsg.)

KI in der beruflichen Bildung – wie können wir die Zukunft gestalten?

Bundesinstitut für Berufsbildung

Impressum

Zitiervorschlag:

Ertl, Hubert; Baum, Myriam; Padur, Torben; Schlieker, Mortimer; Rödel, Bodo (Hrsg.): KI in der beruflichen Bildung – wie können wir die Zukunft gestalten? Bonn 2026. DOI: https://doi.org/10.66390/LDIA3146

1. Auflage 2026

Herausgeber:
Bundesinstitut für Berufsbildung
Friedrich-Ebert-Allee 114 – 116
53113 Bonn
Internet: www.bibb.de

Publikationsmanagement:
Stabsstelle „Publikationen und wissenschaftliche Informationsdienste“
E-Mail: publikationsmanagement@bibb.de
www.bibb.de/veroeffentlichungen
Bestellung: https://www.bibb.de/dienst/publikationen/de/20993

Herstellung und Vertrieb:
Verlag Barbara Budrich
Stauffenbergstraße 7
51379 Leverkusen
Internet: www.budrich.de
E-Mail: info@budrich.de

Trotz sorgfältiger inhaltlicher Kontrolle übernimmt das BIBB keine Haftung für die Inhalte externer Links. Für den Inhalt der verlinkten Seiten sind ausschließlich deren Betreiber verantwortlich.

Lizenzierung:
Der Inhalt dieses Werkes steht unter einer Creative-Commons-Lizenz (Lizenztyp: Namensnennung – Weitergabe unter gleichen Bedingungen – 4.0 International).
Weitere Informationen zu Creative Commons und Open Access finden Sie unter www.bibb.de/oa.

ISBN 978-3-8474-2797-1 (Print)
ISBN 978-3-96208-604-6 (Open Access)
DOI: https://doi.org/10.66390/LDIA3146

Bibliografische Information der Deutschen Nationalbibliothek
Die Deutsche Nationalbibliothek verzeichnet diese Publikation in der Deutschen Nationalbibliografie; detaillierte bibliografische Daten sind im Internet über http://dnb.dnb.de abrufbar.

Inhaltsverzeichnis

Abkürzungsverzeichnis VII

Hubert Ertl, Myriam Baum, Torben Padur, Mortimer Schlieker, Bodo Rödel
Einleitung IX

Ulrich Wirth
Epistemische Prekarität. Warum Wissen im KI-Zeitalter brüchig wird 1

Nadja Lauterbach, Anna Overbeck, Melanie Baumgarten
Zwischen Unterstützung und Abkürzung: Nutzung generativer KI in Blended-Learning-Formaten der beruflichen Schulen 17

Andreas Fischer, Thomas Schley
KI-basierte qualitative Inhaltsanalyse von Lernstandsdokumentationen zur Reflexion und Gestaltung beruflicher Bildung 31

Ronald Worgatsch
Generative KI im E-Learning: Herausforderungen und Handlungsempfehlungen für die betriebliche Weiterbildung 45

Heye Saathoff, Heike Jahncke, Annika Müller, Andreas Slopinski, Alex Straub
Unsicherheiten berufsbildender Lehrkräfte im Umgang mit generativen KI-Werkzeugen 61

Martin Neuwirth, Leonie Taieb, Janin Reinarz, Simeon Kremzow-Tennie, Esteban Calderón-Merchán, Claudia Frohn-Schauf, Kerstin Siebert, Roland Böttcher
Modular, Adaptive, and Controlled: A Practice-Informed Design Framework for the Responsible Use of Generative AI in Continuing Vocational Education and Training in the Skilled Trades 79

Uwe Elsholz, Stefan Klusemann, Pia Rutkowski, Julia Schütz
Doing KI: Zur Veränderung von Rollen und Aufgaben des betrieblichen Bildungspersonals 95

Sabine Seufert

Künstliche Intelligenz in der Berufsbildung: Entwicklungslinien zwischen Wahrnehmung, Gestaltung und Transformation 105

Alexander Lammers, Felix Lukowski

Your AI Trainer: Generative AI Dashboards for Vocational Education and Training . . . 117

Jasper Seyffarth, Christian Efing

Potenziale und Risiken von Schreiben und Schreibförderung mithilfe von KI in der beruflichen Bildung 131

Philipp Hartmann, Sabine Seufert

AI Literacy als organisationale Gestaltungsaufgabe der Berufsbildung. Vom KI-Führerschein für Lernende zur AI Readiness in Lehrbetrieben 147

Katharina Hähn, Benedikt Severin

Unterstützung bei der Korrektur schriftlicher Aus- und Fortbildungsprüfungen – Möglichkeiten und Grenzen Künstlicher Intelligenz 159

Markus Lohse, Julia Winterlich, Stefanie Teumer

KI-Kompetenzen von Studierenden zu Beginn eines dualen Studiums der Sozialen Arbeit 177

Patrick Pallhuber, Isabell Grundschober

Lehren verlernen. Didaktische Veränderungen durch KI in der Berufsbildung 191

Ann-Katrin Voit

Täuschende Lernpfade? Dark Patterns in KI-gestützten Lernumgebungen und ihre Auswirkungen auf Nachhaltigkeit in der beruflichen Bildung 207

Isabel Hoffmann

***EmpathAI* – immersiv und KI-gestützt zur besseren Kommunikation in der Pflege** . . . 223

Amelie Piepenbring, Francesca Hermani

Neue Räume, neue Rollen: Wie wirkt sich generative Künstliche Intelligenz auf organisationales Lernen aus? 235

Marc Beutner, Jan-Phillip Lüttke

Generative Künstliche Intelligenz in der beruflichen Bildung: Nutzung, Chancen und Grenzen aus der Sicht von Lehrenden und Studierenden . . . 249

Sabrina Schneider Covachã, Heidi Kuckeland

Effizienzstreben versus Qualitätsanspruch: Abwägungsprozesse von Gesundheitslehrenden bei der Nutzung generativer KI zur Unterrichtsvorbereitung 271

Abstract 285

Abkürzungsverzeichnis

AI	Artificial Intelligence
BBiG	Berufsbildungsgesetz
BIBB	Bundesinstitut für Berufsbildung
BMBFSFJ	Bundesministerium für Bildung, Familie, Senioren, Frauen und Jugend
CE	Curriculare Einheit
CVET	Continuing Vocational Education and Training
DHSN	Duale Hochschule Sachsen
GD	Gruppendiskussion
GenAI	Generative Artificial Intelligence
IHK	Industrie- und Handelskammer
IKT	Informations- und Kommunikationstechnologien
IWB	Innovative Work Behaviour
KI	Künstliche Intelligenz
KI-VO	Verordnung über künstliche Intelligenz der Europäischen Union
KMK	Kultusministerkonferenz
LAdiB	„Lernen und Arbeiten in der digitalen Transformation im Bildungssektor. New Work und New Learning von Beschäftigten in Beruflicher Bildung, Erwachsenenbildung und Hochschulbildung“ (Projekt)
LLM	Large Language Model
LMS	Learning-Management-System
RAG	Retrieval Augmented Generation
TraFuSMS	„Training for Future Skills in Sustainable Mobility Solutions“ (Projekt)
VET	Vocational Education and Training
VR	Virtual Reality

Hubert Ertl, Myriam Baum, Torben Padur, Mortimer Schlieker, Bodo Rödel

Einleitung

Die berufliche Bildung steht durch den Einsatz von Künstlicher Intelligenz (KI) vor einem tiefgreifenden Wandel. So entstehen neue Arbeitsfelder und -aufgaben und die Anforderungen an fachliche und personelle Kompetenzen verändern sich. Der Einsatz von KI verändert nicht nur Lehr- und Lernprozesse, sondern ganze Tätigkeitsfelder. Dies betrifft Betriebe, Berufsschulen und alle an Aus- und Weiterbildungsprozessen beteiligten Akteure gleichermaßen.

Das Bundesinstitut für Berufsbildung (BIBB) begleitet, gestaltet und erforscht diese Veränderungen und die Bedeutung von KI für die berufliche Bildung und die Arbeitswelt. Beispielsweise wurden die Auswirkungen und Gestaltungsmöglichkeiten von KI sowie aktuelle Forschungsprojekte auf der BIBB-Bildungskonferenz 2026 diskutiert.[1] Zudem bietet das Portal **www.leando.de** vielfältige Hilfestellungen für den Einsatz von KI in der beruflichen Bildung für das Bildungs- und Prüfungspersonal und trägt somit zur systematischen Entwicklung von zukunftsweisenden Anwendungsszenarien bei. Darüber hinaus begleitet das BIBB in einer Reihe von bildungspolitischen Programmen Projekte, in denen konkrete Gestaltungsoptionen von KI in der Aus- und Weiterbildungspraxis entwickelt und erprobt werden. Zu nennen sind hier z. B. die Programme InnoVET, INVITE und Bildungsketten. Insgesamt hat das BIBB zum Thema KI (und Data Science) eine umfassende Expertise aufgebaut, die es in Forschung und Lehre einbringt.[2]

In diesem Kontext wurde durch das BIBB Ende 2025 ein Call for Papers für einen referierten Sammelband veröffentlicht. Der Call fokussierte die Frage nach aktuellen Entwicklungen, Anwendungsszenarien und Herausforderungen, die den Einsatz von KI in der beruflichen Bildung prägen. Ein besonderes Augenmerk lag dabei auf generativer KI, die beispielsweise basierend auf großen Sprachmodellen in Form von spezialisierten Assistenzsystemen in der Aus- und Weiterbildungspraxis eingesetzt wird. Eingereichte Beiträge sollten sich auf die betriebliche und schulische Aus- und Weiterbildungspraxis beziehen. Erwünscht waren insbesondere Beiträge, die aktuelle Forschungsergebnisse präsentieren oder sich kritisch mit Chancen, Risiken sowie zukünftigen Entwicklungen auseinandersetzen.

Der Call orientierte sich an folgenden Leitfragen: Welche Potenziale eröffnet generative KI für Lehr- und Lernprozesse in der beruflichen Bildung? Wie verändern sich Rollen, Aufgaben und Kompetenzen von Lehrenden und Lernenden? Welche neuen didaktischen Konzepte, betrieblichen Einsatzszenarien und Lernsettings entstehen? Und wo liegen ethische, rechtliche oder pädagogische Grenzen?

Die eingereichten Beiträge wurden einem Herausgeber- und einem redaktionellen Review unterzogen und dann sukzessive über das VET Repository des BIBB open access veröffentlicht. Sie erscheinen nun gebündelt im vorliegenden Sammelband und zeigen jeweils eine Momentaufnahme der sehr dynamischen Entwicklungen.

1 Ein Video zur Konferenz findet sich hier: **https://youtu.be/Iw-MPR6fRrA**.
2 Weiterführende Informationen unter: **https://www.bibb.de/ki**.

Das Thema KI in der beruflichen Bildung ist vielfältig; entsprechend heterogen sind auch die Beiträge, die auf den Call eingereicht wurden. Sie wurden daher auch nicht thematisch gruppiert, sondern zeigen ganz unterschiedliche Zugangsweisen auf:

1. Ulrich Wirth geht in seinem Beitrag der Frage nach, was mit unserem Verständnis von Wissen passiert, wenn KI vor allem plausibel formulierte Antworten liefert, aber kein gesichertes Wissen. Der Beitrag nähert sich dieser Fragestellung aus metatheoretischer Perspektive und fokussiert auf das Verhältnis von Macht, Sprache, Wissen und Autorität.
2. Nadja Lauterbach, Anna Overbeck und Melanie Baumgarten präsentieren empirische Befunde zu Potenzialen und Herausforderungen des KI-Einsatzes in Blended-Learning-Formaten, die auf Fokusgruppeninterviews mit Lehrkräften und Lernenden eines Schulversuchs an beruflichen Schulen Berlins basieren. Im Mittelpunkt stehen die veränderte Rolle der Lehrkraft sowie die Implikationen für die zukünftige Gestaltung von Lehr-Lern-Prozessen.
3. Andreas Fischer und Thomas Schley beschreiben die Herausforderungen, die KI für die berufliche Bildung in mehrfacher Hinsicht mit sich bringt: zum einen als Gegenstand, zum anderen aber auch als Werkzeug. Sie arbeiten exemplarisch die Chancen und Risiken heraus, die sich aus einer KI-basierten Analyse von Lernstandsdokumentationen ergeben können.
4. Ronald Worgatsch verfolgt in seinem Beitrag das Ziel, auf Basis von leitfadengestützten Experteninterviews mit Verantwortlichen aus E-Learning und Personalentwicklung zu untersuchen, welche konkreten Einsatzmöglichkeiten für generative KI aktuell wahrgenommen werden, welche strategischen Erwartungen mit ihrem Einsatz verbunden sind und welche Herausforderungen die Implementierung begleiten.
5. Der Beitrag der Autorengruppe Heye Saathoff, Heike Jahncke, Anika Müller, Andreas Slopinski und Alex Straub rekonstruiert und typisiert auf Basis von leitfadengestützten Interviews mit Lehrkräften berufsbildender Schulen in Niedersachsen Unsicherheiten im Umgang mit KI. Der Fokus ist dabei auf das Entstehen, die Erscheinungsformen und die Folgen dieser Unsicherheiten für das professionelle Unterrichtshandeln gerichtet.
6. Die Autorengruppe Martin Neuwirth, Leonie Taieb, Janin Reinarz, Simeon Frohn-Kremzow, Esteban Calderón-Merchán, Claudia Frohn-Schauf, Kerstin Siebert und Roland Böttcher geht den Fragen nach, wie KI eingesetzt werden kann, um modulare Lernmaterialien in heterogenen Zielgruppen zu unterstützen, und welche neuen Rollen und Kompetenzen vom Bildungspersonal verlangt werden, wenn KI in die Inhaltsentwicklung eingebunden wird.
7. Uwe Elsholz, Stefan Klusemann, Pia Rutkoswki und Julia Schütz widmen sich in ihrem Beitrag dem betrieblichen Bildungspersonal. Im Mittelpunkt steht die Frage, wie sich durch KI die Aufgaben, die Rollen und die Professionalität der Beschäftigten in der betrieblichen Bildung verändern. Sie finden Hinweise darauf, welche Verschiebungen sich in den Aufgaben und der Rolle des betrieblichen Bildungspersonals durch den Einsatz von KI abzeichnen. Sie sind das Ergebnis sozialer Prozesse, in denen KI – vielfach im Modus des Ausprobierens – als bedeutsam angesehen und in die Arbeitspraxis integriert wird.

8. Der Beitrag von Sabine Seufert argumentiert, dass KI in der Berufsbildung nicht nur als Werkzeug, sondern auch als Gestaltungs- und Transformationsaufgabe zu verstehen ist. Dazu werden drei miteinander verbundene Entwicklungslinien unterschieden: Wahrnehmen, Gestalten und Transformieren. Dieser Rahmen kann als Orientierung für Forschung, Praxis und Steuerung dienen.
9. Alexander Lammers und Felix Lukowski skizzieren den theoretischen Rahmen für KI-unterstütztes Lernen und stellen darauf aufbauend den Prototyp einer KI-unterstützten Lernplattform vor. Schließlich diskutieren sie zentrale Überlegungen zur Umsetzung und Bewertung von KI-gestützten Ausbildungssystemen in organisationalen Kontexten.
10. Welche Potenziale und Risiken KI mit sich bringt, wenn man sie zum Schreiben bzw. zur Schreibförderung einsetzt, beschreiben Jasper Seyffarth und Christian Efing vor dem Hintergrund, dass Schreibkompetenz genuiner Bestandteil beruflicher Handlungskompetenz ist. Sie ist essenziell für berufliche Teilhabe, gibt die Möglichkeit beruflichen Aufstiegs und damit auch für eine Persönlichkeitsentwicklung und -entfaltung.
11. Philipp Hartmann und Sabine Seufert fordern in ihrem Beitrag dazu auf, den Lernenden KI nicht lediglich als neues Arbeitsmittel darzulegen, sondern Lernende systematisch zur reflektierten und verantwortungsbewussten Nutzung von KI in beruflichen Handlungssituationen zu befähigen. Die Förderung der „AI Literacy" ist daher für sie von fundamentaler Bedeutung.
12. Durch die fortschreitende Digitalisierung ergeben sich neue Möglichkeiten, die Prüfungs- und Korrekturprozesse zu verändern und zu verbessern. Neben digitalen Lern- und Prüfungsplattformen eröffnen sich neue Potenziale für Unterstützungssysteme in der beruflichen Bildung. Der Beitrag von Katharina Hähn und Benedikt Severin beschreibt, welche Wirkungen ein KI-basiertes System auf Korrekturprozesse entfalten kann.
13. Markus Lohse, Julia Winterlich und Stefanie Teumer gehen in ihrem Beitrag folgenden Forschungsfragen nach: Für welche Zwecke nutzen dual Studierende KI-basierte Werkzeuge im Studium? Aus welchen formalen sowie informellen Lern- und Informationsquellen erwerben Studierende der Sozialen Arbeit ihr Wissen über KI? Und wie ausgeprägt sind die KI-Kompetenzen von dual Studierenden der Sozialen Arbeit? Sie erfassen damit den aktuellen Stand der KI-Kompetenzen von Personen in der hochschulischen beruflichen Bildung.
14. Den Fragen, wie Hochschullehrende die didaktischen Veränderungen durch generative KI in der Aus- und Weiterbildung von Berufsschullehrenden beschreiben und welche zentralen Deutungs- und Wahrnehmungsmuster von didaktischen Veränderungen sich daraus ableiten lassen, gehen Patrick Pallhuber und Isabell Grundschober in ihrem Beitrag nach.
15. Ann-Katrin Voit führt aus, dass KI-basierte Lernumgebungen sich von klassischen digitalen Lernplattformen dadurch unterscheiden, dass sie nicht nur Inhalte bereitstellen, sondern auf Basis fortlaufend erhobener Daten Entscheidungen vorbereiten, priorisieren oder automatisieren. Dadurch können Dark Patterns – digitale Gestaltungspraktiken, die Nutzende lenken oder beeinflussen, ohne diese Steuerung offen auszuweisen – eine andere Qualität erhalten.

16. Isabel Hoffmann führt in ihrem Beitrag aus, dass der Bedarf an ganzheitlichen effektiven sprachunterstützenden Lehr- und Lernformen in der pflegeberuflichen Aus-, Fort- und Weiterbildungen stark ansteigt. Sie schildert die Funktionsweise der Anwendung und die Ergebnisse einer Evaluation. Der Einsatz KI-gestützter Lernsysteme ist in der beruflichen Bildung inzwischen fester Bestandteil vieler Lehr-Lern-Arrangements.
17. Der Beitrag von Amelie Piepenbring und Francesca Hermani hat zum Ziel, organisationale Lernprozesse im Kontext generativer KI näher zu analysieren. Dabei stehen insbesondere folgende Fragen im Fokus: Welche Lernräume entstehen im Zuge der Einführung generativer KI in Organisationen? Welche neuen Rollen- und Aufgabenprofile entwickeln sich in diesem Kontext? Und inwieweit lassen sich diese Entwicklungen im Sinne des Konzepts der Lernenden Organisation einordnen?
18. Der Beitrag von Marc Beutner und Jan-Philipp Lüttke verfolgt das Ziel, den Umgang mit generativer KI in der beruflichen Bildung aus der Perspektive zweier zentraler Akteursgruppen zu untersuchen: Wie nutzen Berufsschullehrende und Studierende der beruflichen Fachrichtungen (angehende Berufsschullehrende) generative KI? Welche Chancen und Risiken nehmen sie wahr? Welche Kompetenzen erachten sie – aus ihrer jeweiligen Rolle als Lehrende bzw. Lernende – für den reflektierten Einsatz in der beruflichen Bildung als notwendig? Dabei liegt der Fokus des Beitrags auf dem schulischen Bereich beruflicher Bildung.
19. Sabrina Schneider Covachã und Heidi Kuckeland untersuchen in ihrem Beitrag, in welcher Weise Lehrende im Fach Gesundheit in den verschiedenen Bildungsgängen an Berufskollegs KI bei der Unterrichtsvorbereitung nutzen und wie sie dazu konkret vorgehen.

Die Herausgebenden danken Frau Dr. Britta Nelskamp für das redaktionelle Review und die Steuerung des Produktionsprozesses.

Die Herausgebenden

Prof. Dr. Hubert Ertl
Bundesinstitut für Berufsbildung (BIBB)
ertl@bibb.de
https://orcid.org/0009-0005-6495-2697

Hubert Ertl ist Forschungsdirektor und Ständiger Vertreter der Präsidentin im BIBB sowie Professor für Berufsbildungsforschung an der Universität Paderborn. Zu seinen Forschungsschwerpunkten zählen die Übergänge zwischen beruflicher und hochschulischer Bildung, die international vergleichende Forschung zur Hochschulbildung, die europäische Bildungs- und Ausbildungspolitik sowie die Einführung und Umsetzung von Bildungsreformen.

Myriam Baum
Bundesinstitut für Berufsbildung (BIBB)
baum@bibb.de
https://orcid.org/0000-0003-1230-3984

Myriam Baum ist wissenschaftliche Mitarbeiterin in der Abteilung „Berufsbildungsforschung und Berufsbildungsmonitoring" im BIBB und promoviert zudem an der Universität Rostock am Lehrstuhl für „Sozialstrukturanalyse und soziale Ungleichheit". Zu ihren Forschungsschwerpunkten gehören Auswirkungen des technologischen Wandels – insbesondere KI – auf den Ausbildungs- und Arbeitsmarkt sowie Weiterbildungsungleichheiten.

Torben Padur
Bundesinstitut für Berufsbildung (BIBB)
padur@bibb.de

Torben Padur ist Leiter des Arbeitsbereichs „Gewerblich-technische Berufe" im BIBB und verantwortet dort die strategische Weiterentwicklung staatlich anerkannter Aus- und Fortbildungsberufe im gewerblich-technischen Bereich. Zu seinen Arbeitsschwerpunkten gehören die Transformation der beruflichen Bildung, Digitalisierung und KI. Er berät Bundesministerien, wirkt in bundesweiten Fach- und Entscheidungsgremien mit und verfügt über langjährige Erfahrung in der Moderation und Gestaltung von Veränderungsprozessen an der Schnittstelle von Politik, Wissenschaft und Wirtschaft.

Dr. Mortimer Schlieker
Bundesinstitut für Berufsbildung (BIBB)
mortimer.schlieker@bibb.de
https://orcid.org/0000-0003-2268-8267

Mortimer Schlieker ist Soziologe im BIBB mit einem Forschungsschwerpunkt auf Chancenungleichheiten im Zugang zu betrieblicher Weiterbildung. Aktuell untersucht er das Zusammenspiel von Weiterbildungsungleichheit und KI-Nutzung. Er wirkt an BIBB-internen KI-Initiativen mit und führt Schulungen zu KI als Forschungs- und Arbeitswerkzeug durch.

Dr. Bodo Rödel
Bundesinstitut für Berufsbildung (BIBB)
roedel@bibb.de
https://orcid.org/0000-0002-3649-0916

Bodo Rödel leitet die Stabsstelle „Publikationen und wissenschaftliche Informationsdienste" im BIBB. Diese steuert die (Fach-)Publikationsreihen des BIBB, die Fachzeitschrift „Berufsbildung in Wissenschaft und Praxis" sowie das VET Repository. Sein Forschungs- und Arbeitsschwerpunkt ist das wissenschaftliche Publikationssystem.

Ulrich Wirth

Epistemische Prekarität. Warum Wissen im KI-Zeitalter brüchig wird

1 Einleitung: Maschinenwissen als pädagogische Irritation

Die Begeisterung für generative Systeme der Künstlichen Intelligenz (KI) ist ungebrochen: Anwendungen auf Basis großer Sprachmodelle (Large Language Models, LLMs) wie ChatGPT, Gemini oder spezialisierte medizinische Systeme versprechen Effizienzgewinne, individuelle Lernbegleitung und geringere kognitive Eintrittshürden. Doch zwischen Prompt-Kursen, Digitalstrategien und Kompetenzrastern bleibt eine zentrale Frage oft unterbelichtet: Was bedeutet es, im Zeitalter algorithmischer Textproduktion noch, „Wissen" zu besitzen – und wer definiert das? Der öffentliche Diskurs fokussiert auf technische Leistungsfähigkeit, rechtliche Rahmenbedingungen und konkrete Einsatzszenarien im Unterricht. Weniger Beachtung finden die epistemischen Bruchlinien, die darunter verlaufen: die Verschiebung von Wahrheit zu Wahrscheinlichkeit, von Begründung zu Plausibilität und von überprüfbarer Quelle zu statistisch erzeugtem Text. Gerade dort entscheidet sich, ob Lernen in einer KI-dominierten Umwelt zur kritischen Urteilskraft befähigt – oder eine reibungslose, aber unkritische Simulation von Verstehen hervorbringt.[1]

LLMs erzeugen Texte nicht durch Verstehen, sondern durch statistische Wahrscheinlichkeiten von Token-Sequenzen (vgl. Bubeck u. a. 2023). Im Folgenden wird dafür der Begriff Maschinenwissen verwendet. Gemeint ist damit kein Wissen im klassischen epistemischen Sinn – also kein inhaltlich verstehendes, begründetes oder erfahrungsbasiertes Wissen –, sondern die Fähigkeit eines Modells, sprachlich konsistente Antworten aus Datenmustern zu generieren. Maschinenwissen ist somit abgeleitete Wahrscheinlichkeitssprache, nicht überprüfte Erkenntnis: ein simulierter Wissensraum, der wirkt wie Verstehen, ohne zu verstehen. LLMs „wissen" nichts im klassischen Sinne propositionalen Wissens; technisch berechnen sie, welche Wortfolgen in einem Kontext statistisch erwartbar sind. Der Eindruck von Wissen entsteht performativ – durch Syntax, Rhetorik und argumentative Struktur. Forschung zeigt, dass Halluzinationen – also faktisch falsche oder nicht belegte Aussagen – kein Nebeneffekt, sondern ein strukturelles Funktionsmerkmal generativer Sprachmodelle sind (vgl. Ji u. a. 2023; Huang u. a. 2025).

In der Gesundheitsbildung entfaltet dies besondere Brisanz. Hier wird Wissen nicht nur abgerufen, sondern in verantwortliches Handeln übersetzt. Wenn KI-Texte plausibel klingen, aber epistemisch unsicher sind, geraten Patientensicherheit, Professionalität und Vertrauen unter Druck (vgl. Khosravi u. a. 2024). Die Gefahr liegt weniger im Fehler als in dessen Ununterscheidbarkeit durch Oberflächlichkeit.

1 Der Beitrag wurde mit Unterstützung von ChatGPT (OpenAI, Version GPT-5, September 2025) sprachlich überarbeitet (Prompt: „Bitte überarbeite den Text für bessere Lesbarkeit und Variation").

Die zentrale These dieses Beitrags lautet daher: Mit dem Einzug generativer KI etabliert sich eine **neue Form epistemischer Prekarität**. Gemeint ist eine strukturelle Unsicherheit, die nicht primär auf individuelles Versagen verweist, sondern auf veränderte Rahmenbedingungen dessen, was als Wissen gilt und wie es legitimiert wird. Betroffen sind Lernende, Lehrende und Institutionen gleichermaßen – exemplarisch sichtbar in der beruflichen Bildung im Gesundheitswesen.

Der Beitrag nähert sich dieser Fragestellung aus **metatheoretischer Perspektive** und fokussiert auf das Verhältnis von Macht, Sprache, Wissen und Autorität. Das Feld der Gesundheitsbildung dient als Beispiel, weil hier plausibles Wissen unmittelbare Konsequenzen für Leben, Sicherheit und Vertrauen entfaltet: Epistemische Integrität wird zur ethischen Notwendigkeit.

2 Von Wahrheit zu Wahrscheinlichkeit: eine neue Wissensordnung entsteht

Generative Sprachmodelle arbeiten nicht nach klassischen Maßstäben epistemischer Wahrheit, sondern auf Basis statistischer Vorhersagen. LLM-basierte Anwendungen berechnen, welche Token-Sequenz mit hoher Wahrscheinlichkeit als nächstes folgt; sie verfügen nicht über eine eigenständige Semantik der Welt, sondern über ein extrem verdichtetes Modell zuvor beobachteter Sprachverwendung (vgl. Huang u. a. 2025). Der epistemische Bruch besteht weniger darin, dass diese Systeme „falsch“ wären, sondern darin, dass ihre Texte kohärent, konsistent und überzeugend wirken können, ohne im traditionellen Sinn wahrheitsfähig sein zu müssen. Die seit Aristoteles prägende Dichotomie von Wahr und Falsch wird dadurch funktional unterlaufen und zunehmend durch eine pragmatische Unterscheidung ersetzt: plausibel oder nicht plausibel (vgl. OpenAI 2023, S. 50f.). Wahrheit erscheint nicht mehr primär als überprüfbare Relation zwischen Aussage und Welt, sondern als Effekt sprachlicher Stimmigkeit.

Metastudien zeigen Halluzinationsraten zwischen drei und 27 Prozent, mit einer auffälligen Häufung und zugleich besonderen Relevanz in Domänen wie Medizin, Ethik und Recht (vgl. Maynez u. a. 2020; Huang u. a. 2025). Dies liegt weniger an einer prinzipiellen Schwäche der Modelle als an der normativ-kontextuellen Struktur dieser Wissensfelder, in denen Plausibilität leichter simuliert werden kann als epistemische Gültigkeit.

Wissen wird unter diesen Bedingungen nicht mehr primär überprüft, sondern simuliert. Für die berufliche Bildung bedeutet das, dass Lernende zunehmend Inhalte rezipieren, deren epistemische Grundlage sie nicht unmittelbar beurteilen können. Studien zeigen, dass Auszubildende KI-Antworten als verlässlich einschätzen, wenn sie sprachlich sicher formuliert sind – selbst dann, wenn faktische Fehler vorliegen oder Quellen fehlen (vgl. Jeyaraman u. a. 2023).

Parallel entwickeln sich Systeme, die LLMs mit externen Wissensbeständen verknüpfen (Retrieval-Augmented Generation). Ziel ist es, Antworten stärker in überprüfbaren Datenquellen zu verankern und Halluzinationen messbar zu reduzieren (vgl. Klesel/Wittmann 2025). Diese Ansätze verbessern die faktische Fundierung von Ausgaben, lösen jedoch das

Grundproblem der Autoritätszuschreibung nicht. Epistemische Kontrolle verbleibt letztlich beim Menschen.

In der beruflichen Bildung werden LLMs bislang überwiegend funktional verstanden: als Werkzeuge für Informationsrecherche, Textentwürfe, Reflexionsimpulse oder zur Prüfungsvorbereitung. Studien zu LLMs in der medizinischen Ausbildung zeigen jedoch eine ambivalente Bilanz. Einerseits berichten sie von einer erhöhten Zugänglichkeit zu Fachinhalten und einer Entlastung bei Routineaufgaben, andererseits von Qualitätsproblemen, unzureichender Quellenlage und der Gefahr einer oberflächlichen Aneignung von Wissen (vgl. Lucas/Upperman/Robinson 2024; Meng u. a. 2024; Aster u. a. 2025).

Vor diesem Hintergrund lassen sich drei miteinander verschränkte Tendenzen identifizieren:

1. Plausibilitätsverschiebung: Inhalte wirken sprachlich korrekt und argumentativ stimmig, ohne empirisch abgesichert zu sein.
2. Autoritätsverschiebung: Die Maschine formuliert im Ton der Gewissheit. Formulierungen wie „Natürlich …“ oder „Zweifellos …“ erzeugen epistemische Autorität durch Stil, nicht durch Beleg.
3. Verantwortungsverschiebung: Während KI-Systeme selbst keine Verantwortung tragen, verbleibt die rechtliche und moralische Verantwortung vollständig bei den Menschen, die ihre Ergebnisse nutzen.

Gleichzeitig wird Retrieval-Augmented Generation in der Debatte häufig als Gegenbewegung präsentiert. Dokumentenbasierte Systeme wie NotebookLM verbinden generative Modelle mit expliziten Wissensbeständen, um Antworten stärker an überprüfbare Quellen zu binden und Halluzinationen zu reduzieren (vgl. Sharma 2025). Damit relativiert sich die einfache Gegenüberstellung „LLM ohne Wissen“ versus „menschliche Wahrheit“. Auch wissensbasierte LLM-Systeme operieren unter Unsicherheit; lediglich die epistemische Kontrolle wird teilweise in technische Retrieval-Strukturen ausgelagert. Für Lernende bleibt die Herausforderung bestehen, Plausibilität, Quellenlage und Geltungsanspruch voneinander zu unterscheiden.

Problematisch ist daher nicht der Irrtum selbst, sondern seine sprachliche Unsichtbarkeit. Sobald Richtig und Falsch denselben Tonfall der Plausibilität tragen, wird Kritik voraussetzungsreich. Lernende geraten in eine epistemische Orientierungslosigkeit, wenn ihnen das Instrumentarium fehlt, Verstehen, Vertrauen und Verantwortung analytisch zu trennen.

3 Epistemische Prekarität: eine metatheoretische Verortung

Mit epistemischer Prekarität soll im Folgenden eine strukturelle Unsicherheit bezeichnet werden, die zwei Ebenen betrifft:

- inhaltlich: Was kann unter Bedingungen generativer KI noch als „gesichertes“ Wissen gelten?
- prozedural: Unter welchen Bedingungen erhält Wissen Geltung, Autorität und Sichtbarkeit?

Wo LLM-basierte Systeme zunehmend zur Quelle werden, verschiebt sich der Status von Information ebenso wie die Maßstäbe ihrer Legitimation. Erste Studien im medizinischen und gesundheitsbezogenen Bildungsbereich zeigen, dass generative KI dort bereits breit genutzt wird und sowohl Chancen als auch Risiken für Fachlichkeit und Patientensicherheit birgt: Systematische Übersichtsarbeiten und Querschnittsstudien berichten von hohen Nutzungsraten bei Medizinstudierenden, einer teils unzureichenden Einschätzung von Fehlerrisiken sowie Sorgen um kritisches Denken, Assessment-Integrität und professionelle Kompetenz (vgl. Alkaissi/Mcfarlane 2023; Vrdoljak u. a. 2025). Diese Veränderung lässt sich besser verstehen, wenn sie in die folgenden drei theoretischen Linien eingebettet wird.

Die theoretischen Bezüge erheben dabei nicht den Anspruch auf theoretische Vollständigkeit oder systematische Rekonstruktion der jeweiligen Ansätze. Sie werden vielmehr als analytische Linse genutzt, um die zuvor beschriebene epistemische Unsicherheit im Kontext generativer KI begrifflich zu schärfen und für die anschließenden Fallbeispiele fruchtbar zu machen. Der Schwerpunkt des Beitrags liegt nicht auf der Theorieexegese, sondern auf der Frage, wie sich diese Verschiebungen in konkreten Lernprozessen der beruflichen Bildung manifestieren.

Foucault: Wissen, Macht und institutionelle Rahmung

Michel Foucault hat in „Archäologie des Wissens“ und „Die Ordnung der Dinge“ deutlich gemacht, dass Wissen nie eine neutrale Sammlung von Wahrheiten darstellt (vgl. Foucault 1973; 1974). Es entsteht in institutionellen Gefügen, durch Diskurse und durch Ausschlüsse. Wissen ist, so Foucault, immer auch eine Frage von Macht. Was als wissenschaftlich gilt, ist nicht nur empirisch begründet, sondern sozial geregelt – durch Autorität, Institutionen und Konventionen: „It is not possible for power to be exercised without knowledge, it is impossible for knowledge not to engender power“ (Foucault 1980, S. 52).

Überträgt man diesen Gedanken auf generative KI, zeigt sich: Nicht „die Daten“ produzieren Wissen, sondern Akteure, Infrastrukturen und ökonomische Interessen, die darüber entscheiden, welche Daten gesammelt, kuratiert und modelliert werden. Die KI „weiß“ nur, was in den Trainingsdaten sichtbar war; was systematisch ausgeschlossen oder nicht erfasst wurde, bleibt ihr notwendigerweise entzogen. Damit verschiebt sich Wissensproduktion von diskursiven Aushandlungen hin zu proprietären, materiell und politisch eingebetteten Systemen, deren Macht nicht neutral ist, sondern durch Ressourcen, Energie, Arbeitsbedingungen und Zugangsrechte strukturiert wird.

Kate Crawford spricht daher von der „materiellen Wahrheit“ hinter der KI (Crawford 2024): Modelle beruhen auf extraktivem Ressourcenverbrauch (Rechenzentren, Wasser, Energie), Arbeitskraft (Labeling, Moderation) und globalen Datenökonomien. Insofern sind KI-Wissensräume nicht posthuman und „schwebend“, sondern von sozialen und ökologischen Kosten durchzogen. Epistemische Autorität wandert damit nicht von Menschen zu Maschinen, sondern von akademischen Diskursen zu Infrastrukturen, von Begründung zu Berechnung, von geteiltem Wissen zu proprietären Modellen. Die Verschiebung liegt somit nicht allein in Datenmengen, sondern in der Materialität und Machtförmigkeit der Systeme, die diese Daten verarbeiten und zu plausiblen Aussagen formen.

Für die berufliche Bildung bedeutet dies, dass sich die Bedingungen epistemischer Autorität verschieben: Wissen wird nicht mehr ausschließlich über curriculare Vorgaben, Lehrbücher oder Lehrpersonen legitimiert, sondern zunehmend über technisch erzeugte Plausibilität. Damit geraten Bildungsinstitutionen unter Druck, ihre Rolle als Orte epistemischer Rahmung und kritischer Einordnung neu zu bestimmen.

Lyotard: Postmoderne und Auflösung der Meta-Erzählungen

Jean-François Lyotard diagnostiziert in „La condition postmoderne" den Verlust großer Wahrheits- und Sinnsysteme. Orientierung wird nicht mehr durch Meta-Erzählungen garantiert, sondern situativ ausgehandelt – Wissen wird fragmentiert, lokal und plural (vgl. Lyotard 1979).

Vor diesem Hintergrund erscheint die Unschärfe von Maschinenwissen nicht primär als technischer Defekt, sondern als Symptom einer Wissensordnung, in der Plausibilität Gewicht erhält. Zwar operieren KI-Modelle nach stabilen statistischen Regeln, doch Statistik ersetzt kein Wahrheitskriterium – sie erzeugt lediglich wahrscheinlich klingende Aussagen, nicht geprüfte Erkenntnis. Epistemische Unsicherheit wird damit zur Normalbedingung.

In der beruflichen Bildung verschärft sich diese Dynamik insbesondere in KI-gestützten Lernprozessen, da Lernende zunehmend mit Wissensangeboten konfrontiert sind, deren Geltung nicht mehr über institutionelle Autorität oder kanonisierte Fachtexte abgesichert ist, sondern über situative Überzeugungskraft. Lernen vollzieht sich damit unter Bedingungen erhöhter Unsicherheit, in denen die Fähigkeit zur Bewertung, Einordnung und Kontextualisierung von Wissen an Bedeutung gewinnt.

Fricker: Epistemische Ungerechtigkeit und Verlust von Selbstwirksamkeit

Miranda Fricker beschreibt mit „Epistemic Injustice" eine Form des Unrechts, die Menschen in ihrer Rolle als Wissenssubjekte trifft. Sie unterscheidet zwischen „testimonial injustice" – Aussagen werden aufgrund der Position des Sprechers/der Sprecherin weniger ernst genommen – und „hermeneutical injustice", wenn Menschen die Begriffe fehlen, um Erfahrungen auszudrücken (Fricker 2007, S. 9ff., 147ff.).

Überträgt man diesen Gedanken auf KI-gestützte Lernprozesse, entstehen neue Spannungsfelder: Lernende – aber ebenso Fachpersonen, Patientinnen/Patienten und Lehrende – begegnen Informationen, deren Verlässlichkeit schwer einzuschätzen ist. KI formuliert mit Autorität, ohne Verantwortung tragen zu können; Nutzer/-innen hingegen müssen entscheiden, ob sie ihr vertrauen. Nicht immer führt dies zu einer epistemischen Marginalisierung menschlicher Urteile – es erhöht jedoch das Risiko, dass Menschen ihre eigene Urteilskraft unterschätzen oder KI-Ergebnisse unkritisch übernehmen.

Für die berufliche Bildung im Gesundheitswesen ist das besonders relevant: Hier hat epistemische Unsicherheit nicht nur kognitive, sondern potenziell praktische und ethische Folgen. Wissen wird nicht theoretisch abgelegt, sondern in Handlung übersetzt – und damit wird die Fähigkeit zur kritischen Bewertung zum zentralen Schutzfaktor.

Synthese: Verschiebung epistemischer Kontrolle

Aus der Zusammenschau ergibt sich: Epistemische Prekarität ist kein zufälliges Nebenprodukt digitaler Technologien, sondern Ausdruck eines grundlegenden Umbaus der Wissensordnung. Zwar formulierten Foucault und Lyotard ihre Konzepte lange vor der digitalen Transformation, doch gerade deshalb eignen sie sich als analytische Linse: Foucault verweist auf die Machtförmigkeit von Wissen, Lyotard auf den Verlust großer Wahrheitsnarrative, Fricker auf die Verletzbarkeit epistemischer Subjekte. Mit der Etablierung generativer KI werden diese Dynamiken nicht neu erfunden, sondern sichtbar zugespitzt und technisch verstetigt.

Gemeinsam zeichnen sie das Bild einer Wissensarchitektur, in der nicht nur Inhalte fragil sind, sondern die Bedingungen, unter denen Wissen Geltung erlangt, sichtbar wird oder unsichtbar bleibt. KI verschiebt diese Bedingungen, indem sie Plausibilität algorithmisch erzeugt, während Verantwortung, Bewertung und Urteilskraft beim Menschen verbleiben.

Für die berufliche Bildung, insbesondere im Gesundheitswesen, bedeutet dies, dass epistemische Kontrolle nicht delegiert werden kann, sondern aktiv hergestellt werden muss: durch didaktische Rahmung, institutionelle Verantwortung und die gezielte Förderung von Urteilskraft unter Unsicherheit.

4 Wer besitzt die epistemische Deutungshoheit? Zur Krise der Autorität im KI-gestützten Lernen

Mit dem Einzug generativer KI in Bildungskontexte geht es nicht nur um eine zusätzliche Informationsquelle, sondern um eine **Verschiebung epistemischer Autorität**. Die leitende Frage lautet: Wer darf in einer von Maschinen mitgeprägten Wissenswelt bestimmen, was gilt – und wessen Stimme wird gehört?

4.1 Die klassische Deutungshoheit

Traditionell war epistemische Autorität an Rollen und Strukturen gebunden: Lehrkräfte, Fachliteratur, Curricula, Experten/Expertinnen, Prüfungsordnungen. Diese Instanzen sorgten – bei allen Grenzen – für Verfahren der Qualitätskontrolle und gaben Orientierung: Was im Lehrbuch steht, was in Leitlinien verankert ist, was im Unterricht eingeübt wird, erhält Geltung.

LLM-basierte Anwendungen treten in diese Ordnung als rollenflexible Akteure ein: Sie sind auf Abruf verfügbar, können unterschiedliche „Rollen“ (Tutor/-in, Gutachter/-in, Prüfer/-in) annehmen und passen ihren Tonfall an Nutzungsziele an. Ihre Autorität speist sich nicht aus institutioneller Legitimation, sondern aus permanenter Verfügbarkeit, rhetorischer Souveränität und subjektiv erlebter Nützlichkeit.

4.2 Die algorithmische Stimme als Autorität

Sprachmodelle formulieren bevorzugt im Indikativ und bedienen sich affirmativer Wendungen. Zahlreiche Nutzerstudien berichten, dass Lernende diese Antworten als epistemisch verlässlich wahrnehmen – selbst dann, wenn sie inhaltlich fehlerhaft oder unvollständig sind (vgl. Lucas/Upperman/Robinson 2024; Aster u. a. 2025). Frickers Konzept der **„testimoni-**

al injustice“ erhält hier eine neue Wendung: Nicht die marginalisierte menschliche Stimme wird abgewertet, weil sie „schwach“ wäre, sondern die algorithmische Stimme gewinnt Gewicht, weil sie schlicht überzeugender klingt.

Damit lässt sich eine Verschiebung von Autorität beobachten, weg von transparenten Bezügen auf Quellen und Verfahren hin zur Oberfläche der Sprache, die Substanz suggeriert. Zugleich entsteht eine neue pädagogische Herausforderung: Lernende sollen zwischen unterschiedlichen Sprecherinnen/Sprechern (Lehrkraft, Lehrbuch, Leitlinie, Suchmaschine, LLM) unterscheiden, ohne dass die Hierarchie der epistemischen Verlässlichkeit offensichtlich wäre.

4.3 Die Lehrkraft im Spannungsfeld

KI-gestützte Tools können Lehrkräfte in der Wissensvermittlung entlasten, gerade in der beruflichen Bildung mit hohem Stoffumfang. Gleichzeitig droht ein Rollenwandel: Wenn Lernende ihre Fragen zuerst an KI-Systeme richten, bevor sie im Unterricht auftauchen, verschiebt sich der Unterricht von der gemeinsamen Erkundung eines Problems zur nachträglichen Korrektur algorithmischer Vorannahmen.

Didaktisch erinnert dies entfernt an „Flipped Classroom“-Ansätze, doch die Logik wird invertiert: An die Stelle einer bewusst kuratierten Vorbereitung tritt die algorithmische Vorwegnahme. Die Lehrkraft läuft Gefahr, von der Gestalterin pädagogischer Räume zur Moderatorin fremder Gewissheiten zu werden (vgl. Tellisch/Lang 2024). Aktuelle Beiträge zur pädagogischen Beziehung in digital gestützten Lernsettings weisen darauf hin, dass Autorität, Vertrauen und Interaktionsmuster dadurch grundlegend herausgefordert werden.

4.4 Lernende zwischen Autonomie und Entmündigung

Für Auszubildende ergibt sich ein paradoxes Szenario: Mit generativer KI haben sie jederzeit Zugang zu Antworten – nicht nur zu Informationen, sondern zu formuliertem, scheinbar fachlich abgesichertem Wissen. Das unterscheidet sich von früheren digitalen Technologien wie Suchmaschinen oder Datenbanken, bei denen Inhalte noch aktiv recherchiert, verglichen und eingeordnet werden mussten.

Bei LLMs entfällt dieser Zwischenschritt teilweise: Der Text wirkt bereits wie Ergebnis und nicht wie Material. Damit entsteht kein völlig neues Problem, aber eine neue Qualität, denn Plausibilität kann fachliche Prüfung ersetzen. Autonomie wächst auf der Ebene des Zugangs, während die Fähigkeit zur Bewertung zugleich an Bedeutung gewinnt und unter erhöhten Anforderungen steht (vgl. Lucas/Upperman/Robinson 2024; Aster u. a. 2025). Besonders in der Gesundheitsbildung ist das riskant: Von LLMs postuliertes Fachwissen wird hier in eine Handlung übersetzt, während Verantwortung und Haftung beim Menschen verbleiben, nicht bei der Maschine.

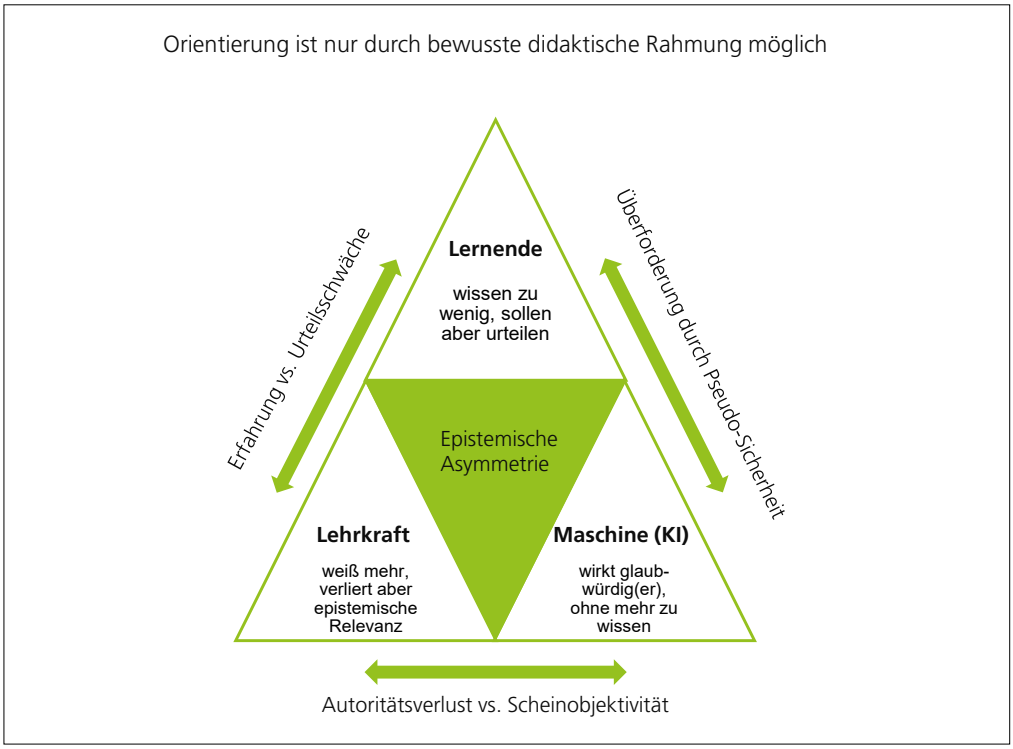
4.5 Epistemische Asymmetrie

Im Kontext KI-gestützter Lernprozesse in der beruflichen Bildung der Gesundheitsberufe lässt sich die Situation als Spannungsdreieck beschreiben, das durch ungleiche Wissens-, Autoritäts- und Verantwortungszuschreibungen geprägt ist:

- **Die Maschine** erzeugt sprachlich kohärente und fachlich plausibel wirkende Antworten, ohne über ein eigenes Verständnis oder Verantwortungsfähigkeit zu verfügen.
- **Die Lehrkraft** verfügt in der Regel über mehr fachliches und erfahrungsbasiertes Wissen, kann jedoch an epistemischer Relevanz verlieren, wenn KI-Ergebnisse im Unterricht nicht aktiv eingeordnet, kontextualisiert und in ihren Geltungsansprüchen reflektiert werden.
- **Die Lernenden** verfügen insbesondere in frühen Ausbildungsphasen der Gesundheitsberufe nur über begrenztes Fach- und Erfahrungswissen, sollen jedoch Entscheidungen nachvollziehen, bewerten und in simulierten oder realen Handlungssituationen verantworten.

Diese Konstellation erzeugt in KI-gestützten Lernsettings der Gesundheitsbildung eine epistemische Asymmetrie, in der Orientierung nicht automatisch entsteht, sondern gezielt durch didaktische Rahmung von KI-Ergebnissen, ihrer Quellenlage und ihres normativen Geltungsanspruchs hergestellt werden muss.

Abbildung 1: Epistemische Asymmetrie



Quelle: eigene Darstellung

5 Fallbeispiele aus der Bildungsrealität: Prompt-Antwort-Analysen im Kontext der Gesundheitsberufe

Um die These epistemischer Prekarität im Kontext generativer KI zu konkretisieren, werden im Folgenden drei **Fallbeispiele** vorgestellt. Sie entstammen dokumentierten Lernsituationen im Theorieunterricht einer Berufsfachschule des Gesundheitswesens: 20 Auszubildende im zweiten Ausbildungsjahr (Pflege und Physiotherapie) entwickelten im ersten Quartal 2025 eigene Prompts zu pflegerisch-medizinischen Themen, ließen ChatGPT in der Version GPT-4o antworten und diskutierten die Ergebnisse im Plenum.

Sie sind nicht repräsentativ im statistischen Sinn, aber exemplarisch für Muster, die auch international beobachtet werden (vgl. Patel 2025; Lucas/Upperman/Robinson 2024; Aster u. a. 2025).

Fall 1: Pathologie – plausibel, aber falsch

Im Anatomie-Unterricht zur Lungenembolie lautete eine Lernfrage sinngemäß: „Nenne typische Symptome einer Lungenembolie und erläutere kurz, warum sie auftreten." Die KI nannte u. a. Atemnot, Brustschmerzen und eine erhöhte Sauerstoffsättigung. Tatsächlich ist die Sättigung in der Regel erniedrigt. Die Formulierung wirkte fachlich korrekt und wurde von den Lernenden zunächst nicht hinterfragt. Erst in der gemeinsamen Nachbesprechung fiel der Widerspruch auf.

Muster: rhetorisch plausible, aber fachlich falsche Information, die direkt in falsche Handlungskonzepte münden kann (vgl. Huang u. a. 2025).

Fall 2: Simuliertes Expertenwissen

Zur Vorbereitung auf eine Prüfung zum Pflegeprozess wurde sinngemäß gefragt: „Erstelle einen strukturierten Pflegeplan für eine ältere Patientin mit fortgeschrittener Herzinsuffizienz." Die Antwort enthielt Begriffe wie Biografiearbeit, validierende Kommunikation und sensorbasierte Fußmatten und wirkte insgesamt „professionell". Allerdings fehlten zentrale Elemente: Konkrete Pflegephasen, eine nachvollziehbare Maßnahmenplanung und rechtliche Grundlagen wurden nicht angemessen ausgeführt.

Muster: Simulation von Professionalität – der Stil imitiert Expertenwissen, ohne die nötige fachliche Substanz.

Fall 3: Fehlende Quellen – maximale Wirkung

In einer Ethikdiskussion zur Impfpflicht lautete die Aufgabe sinngemäß: „Skizziere ethische Argumente für und gegen eine allgemeine Impfpflicht im Gesundheitswesen." Die KI argumentierte differenziert mit Autonomie, Fürsorgepflicht und Gerechtigkeit, verwies jedoch auf keine Quellen oder konkrete Diskurse. Mehrere Lernende übernahmen Formulierungen nahezu wörtlich in schriftliche Reflexionen; eine eigenständige Bezugnahme auf Leitlinien, Fachgesellschaften oder bioethische Positionen blieb aus. Der ethische Diskurs erscheint damit nicht als kontroverse Auseinandersetzung unterschiedlicher Positionen, sondern als Sammlung plausibel formulierter, jedoch kontextloser Argumente („Soundbites").

Muster: differenzierte, aber unbelegte Argumentation, die eigene Urteilskraft verdrängen kann.

Diese Fallbeispiele sind keine hinreichende empirische Basis, um über LLM-Einsatz in der Gesundheitsbildung insgesamt zu urteilen. Sie verdeutlichen aber, wie epistemische Prekarität in konkreten Lernprozessen sichtbar wird: Fehler, Lücken und Verkürzungen werden durch rhetorische Stimmigkeit verdeckt. Zur Veranschaulichung lassen sie sich – bewusst vereinfachend – entlang von Oberfläche, inhaltlicher Tiefe und didaktischem Risiko einordnen:

Tabelle 1: Vergleichende Einordung der Fallbeispiele

Fall	Oberfläche	Inhaltliche Tiefe	Didaktisches Risiko
1. Pathologie	Wirkt fachlich korrekt	Tatsächlich falsch	Gefahr falscher Handlungskompetenz trotz korrektem Stil
2. Pflegeplan	Professionell klingend	Unspezifisch und lückenhaft	Trügerische Sicherheit in Prüfungssituationen
3. Ethik	Differenziert formuliert	Unbelegt	Unreflektierte Übernahme ohne eigene Urteilskraft

6 Pädagogische Verantwortung im Angesicht der Unsicherheit

Gefährlich ist nicht „falsches Wissen“, sondern unsichtbar falsches Wissen. Die folgenden drei Risikomuster bündeln die zuvor beschriebenen Beobachtungen aus Theorie und Fallbeispielen und markieren typische Erscheinungsformen epistemischer Prekarität im KI-gestützten Lernen:

- Fehlannahmen im Gewand der Plausibilität (Fall 1),
- Professionelle Sprache ohne Substanz (Fall 2),
- Verkürzung komplexer Diskurse zu Soundbites (Fall 3).

Damit könnte sich die Verantwortung verschieben: Lehrkräfte und Institutionen wären dann nicht mehr nur für Inhalte zuständig, sondern verstärkt auch für den reflexiven Umgang mit epistemischer Unsicherheit.

Von Medienkompetenz zu epistemischer Verantwortung

Der Diskurs um KI in der Bildung betont häufig Medienkompetenz, Datenschutz oder Prüfungsbetrug. Für die berufliche Bildung im Gesundheitswesen reicht dies nicht aus. Rahmendokumente wie die Curricularen Einheiten (CE) der Pflegeausbildung nach § 53 Pflegeberufegesetz verlangen ausdrücklich, dass Auszubildende komplexe Situationen erfassen, kritisch bewerten und verantwortungsbewusst handeln können:

- CE 05 („Menschen in kurativen Prozessen unterstützen und Patientensicherheit stärken“) betont, dass Auszubildende ihr Handeln reflektieren und methodisch begründen müssen (vgl. BIBB 2020, S. 69–78).
- CE 06 („In Akutsituationen sicher handeln“) verlangt eine präzise Einschätzung komplexer Szenarien (vgl. BIBB 2020, S. 89–95).
- CE 08 („Menschen in kritischen Lebenssituationen begleiten“) hebt ethische Urteilskraft und Deutungsfähigkeit hervor (vgl. BIBB 2020, S. 128–136).

Gerade diese Kompetenzen geraten unter Druck, wenn KI-Texte unkritisch übernommen werden. Risiken sind:

1. fachlich fehlerhafte Aussagen, die direkt in Handlungskonzepte eingehen (Fall 1),
2. trügerische Sicherheit in Prüfungs- und Bewertungssituationen (Fall 2),
3. fehlende eigene Reflexion und Quellenarbeit (Fall 3).

Diese Muster können die Ziele beruflicher Bildung unterlaufen, insbesondere kritisches Denken, reflektiertes Handeln und verantwortliche Deutung im Sinne einer bewussten Zuschreibung von Bedeutung und Konsequenzen.

Didaktische Ansatzpunkte

Eine pädagogisch tragfähige Antwort liegt weder in Technikverweigerung noch in unkritischer Technikgläubigkeit, sondern in einer epistemisch aufgeklärten Integration von KI in Lernsettings. Dazu gehören:

- Fehlerlesung als Lernformat: KI-Texte werden nicht genutzt, sondern seziert.
- Vergleichende Aufgaben: „Du vs. KI“ – Differenzanalyse stärkt Tiefenwissen.
- Quellenpflicht: Jede KI-Aussage gilt als Behauptung, nicht als Wissen.
- Diskursarbeit: Leitlinien, Ethikpositionen und Studien müssen ergänzend hinzugezogen werden.

Im Zentrum steht eine Kompetenz, die über klassische Medienkompetenz hinausgeht: Urteilskraft im Umgang mit epistemischer Unsicherheit. Diese findet sich auch in aktuellen Future-Skills-Konzepten als transformative Schlüsselkompetenz wieder: die Fähigkeit, komplexe Herausforderungen zu verstehen, unterschiedliche Perspektiven abzuwägen und verantwortungsvolle Entscheidungen zu treffen.

7 Rahmung statt Verbot: epistemisch aufgeklärter Umgang mit KI

Die geschilderten Risiken sind weder harmlos noch apokalyptisch. LLM-basierte Anwendungen sind ein pädagogischer Stresstest, der Bildung zwingt, ihre epistemischen Grundlagen offenzulegen. Entscheidend ist, wie Bildungssysteme zwischen zwei unzureichenden Extremen navigieren:

- Technikgläubigkeit: KI wird als Lösung für Effizienz, Individualisierung und Kompetenzförderung gefeiert. Die Forschung zeigt jedoch, dass Halluzinationen, Vereinfachungen und verzerrte Darstellungen gerade in medizinischen Kontexten reale Risiken erzeugen können (vgl. Farquhar u. a. 2024; Sparks 2025).
- Technikverweigerung: Pauschale Verbote führen häufig zu intransparenten Schattenpraktiken. KI wird dann genutzt, ohne dass pädagogische Begleitung stattfindet, wodurch epistemische Lücken unsichtbar weiterwachsen.

Stattdessen braucht es Rahmung: KI wird weder verdrängt noch idealisiert, sondern bewusst als Anlass genutzt, um über Wissen, Wahrheit und Verantwortung zu sprechen. Berufliche Bildung kann hier eine Vorreiterrolle einnehmen, indem LLM-generierte Antworten als zusätzliche Perspektiven in Fallbesprechungen integriert und systematisch mit Leitlinien, klinischer Erfahrung und evidenzbasierter Literatur verglichen werden. Zugleich können Lehr-Lern-Szenarien gezielt darauf angelegt sein, epistemische Lücken sichtbar zu machen, etwa indem Halluzinationen, Vereinfachungen und Verkürzungen in KI-Texten gemeinsam identifiziert und diskutiert werden. In diesem Sinne dienen LLM-Ausgaben nicht als Endpunkt des Lernprozesses, sondern als Ausgangspunkt einer „Fehlerlese“, die fachliche Tiefe und Urteilskraft fördert. Ergänzend bieten sich projektförmige Lernsettings an, in denen Auszubildende mithilfe von KI eigene Mini-Studien zu typischen Fehlertypen, Quellenproblemen und Diskursverkürzungen durchführen. Solche Formate können dazu beitragen, kritisch-reflexive Kompetenzen zu stärken und den Umgang mit epistemischer Unsicherheit explizit zum Gegenstand des Lernens zu machen.

8 Fazit: klug prüfen statt schnell vertrauen

Generative KI verändert nicht, was wir wissen, sondern wie Wissen Geltung erhält. Sie schafft keine Wahrheiten, sondern Simulationen von Wissen (vgl. Ji u. a. 2023).

In der Gesundheitsbildung wirkt diese Verschiebung unmittelbar – in denselben Mustern, die bereits in den Fallanalysen sichtbar wurden: Fehler erscheinen plausibel, Expertise kann simuliert werden, Urteilsbildung droht zu erodieren. Doch dieselbe Technologie kann – richtig gerahmt – Reflexion schärfen, Quellenkritik trainieren und epistemische Mündigkeit fördern. Entscheidend ist nicht der Einsatz, sondern die Haltung zur Nutzung.

KI macht das Denken nicht überflüssig, sie macht kritisches Denken unverzichtbar. Wer im KI-Zeitalter nur schneller lernen will, reproduziert, was Maschinen ohnehin besser können. Wer jedoch genauer prüft, schützt das Menschliche: Zweifel, Verantwortung und Urteilskraft (vgl. Stifterverband für die Deutsche Wissenschaft e. V. 2021, S. 6).

Literatur

Alkaissi, Hussam; McFarlane, Samy I.: Artificial Hallucinations in ChatGPT. Implications in Scientific Writing. In: Cureus 15 (2023) 2, S. 1–4. URL: **https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC9939079/pdf/cureus-0015-00000035179.pdf** (Stand: 12.12.2025)

Aster, Alexandra; Laupichler, Matthias Carl; RockwellKollmann, Tamina; Masala, Gilda; Bala, Ebru; Raupach, Tobias: ChatGPT and Other Large Language Models in Medical Education. Scoping Literature Review. In: Medical Science Educator (2025) 35, S. 555–567. URL: **https://link.springer.com/content/pdf/10.1007/s40670-024-02206-6.pdf** (Stand: 14.12.2025)

BIBB – Bundesinstitut für Berufsbildung (Hrsg.): Rahmenpläne der Fachkommission nach § 53 PflBG. 2., überarbeitete Auflage. Bonn 2020. URL: **https://www.bibb.de/dienst/publikationen/de/20123** (Stand: 28.09.2025)

Bubeck, Sébastien; Chandrasekaran, Varun; Eldan, Ronen; Gehrke, Johannes; Horvitz, Eric; Kamar, Ece; Lee, Peter; Lee, Yin Tat; Li, Yuanzhi; Lundberg, Scott; Nori, Harsha; Palangi, Hamid; Ribeiro, Marco Tulio; Zhang, Yi: Sparks of Artificial General Intelligence. Early experiments with GPT-4. 2023. URL: **https://arxiv.org/pdf/2303.12712** (Stand: 14.12.2025)

Crawford, Kate: Atlas der KI. Die materielle Wahrheit hinter den neuen Datenimperien. München 2024

Farquhar, Sebastian; Kossen, Jannik; Kuhn, Lorenz; Gal, Yarin: Detecting Hallucinations in Large Language Models Using Semantic Entropy. In: Nature 630 (2024), S. 625–630. URL: **https://www.nature.com/articles/s41586-024-07421-0.pdf** (Stand: 14.12.2025)

Foucault, Michel: Archäologie des Wissens. Frankfurt am Main 1973

Foucault, Michel: Die Ordnung der Dinge. Eine Archäologie der Humanwissenschaften. Frankfurt am Main 1974

Foucault, Michel: Prison Talk. In: Gordon, Colin (Hrsg.): Power/Knowledge. Selected Interviews and Other Writings 1972–1977 by Michel Foucault. New York 1980, S. 37–54

Fricker, Miranda: Epistemic Injustice. Power and the Ethics of Knowing. Oxford 2007

Huang, Lei; Yu, Weijiang; Ma, Weitao; Zhong, Weihong; Feng, Zhangyin; Wang, Haotian; Chen, Qianglong; Peng, Weihua; Feng, Xiaocheng; Qin, Bing; Liu, Ting: A Survey on Hallucination in Large Language Models. Principles, Taxonomy, Challenges, and Open Questions. In: ACM Transactions on Information Systems 43 (2025) 2, S. 1–55

Jeyaraman, Madhan; Priya K, Shanmuga; Jeyaraman, Naveen; Nallakumarasamy, Arulkumar; Yadav, Sankalp; Bondili, Suresh K.: ChatGPT in Medical Education and Research: A Boon or a Bane? In: Cureus 15 (2023) 8, S. 1–7 URL: **https://pdfs.semanticscholar.org/c620/f86c40433f5f03a1532e884f95e7d69791c6.pdf** (Stand: 14.12.2025)

Ji, Ziwei; Lee, Nayeon; Frieske, Rita; Yu, Tiezheng; Su, Dan; Xu, Yan; Ishii, Etsuko; Bang, Yejin; Chen, Delong; Dai, Wenliang; Chan, Ho Shu; Madotto, Andrea; Fung, Pascale: Survey of Hallucination in Natural Language Generation. In: ACM Computing Surveys 55 (2023) 12, S. 1–38

Khosravi, Mohsen; Zare, Zahra; Mojtabaeian, Seyyed Morteza; Izadi, Reyhane: Artificial Intelligence and Decision-Making in Healthcare. A Thematic Analysis of a Systematic Review of Reviews. In: Health Services Research and Managerial Epidemiology 11 (2024), S. 1–15. DOI: **https://doi.org/10.1177/23333928241234863**

Klesel, Michael; Wittmann, H. Felix: Retrieval-Augmented Generation (RAG). In: Business & Information Systems Engineering 67 (2025), S. 551–561. DOI: **https://doi.org/10.1007/s12599-025-00945-3**

Lucas, Harrison C.; Upperman, Jeffrey S.; Robinson, Jamie R.: A Systematic Review of Large Language Models and their Implications in Medical Education. In: Medical Education 58 (2024) 11, S. 1276–1285. URL: **https://asmepublications.onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/medu.15402** (Stand: 14.12.2025)

Lyotard, Jean-François: La condition postmoderne. Rapport sur le savoir. Paris 1979

Maynez Joshua; Narayan, Shashi; Bohnet, Bernd; McDonald, Ryan: On Faithfulness and Factuality in Abstractive Summarization. In: Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL). 2020. URL: **https://aclanthology.org/2020.acl-main.173.pdf** (Stand: 23.01.2026)

Meng, Xiangbin; Yan, Xiangyu; Zhang, Kuo; Wang, Wenyao; Fan, Haojun; Tang, Yi-Da: The application of large language models in medicine. A scoping review. In: iScience 27 (2024) 5, S. 1–15. URL: **https://www.cell.com/action/showPdf?pii=S2589-0042%2824%2900935-0** (Stand: 23.01.2026)

OpenAI (Hrsg.): GPT-4 Technical Report. URL: **https://arxiv.org/pdf/2303.08774** (Stand: 23.01.2026)

Sharma, Chaitanya: Retrieval-Augmented Generation: A Comprehensive Survey of Architectures, Enhancements, and Robustness Frontiers. arXiv preprint. 2025. URL: **https://arxiv.org/html/2506.00054v1** (Stand: 23.01.2026)

Sparks, Lisa D.: AI chatbots oversimplify scientific studies and gloss over critical details. The newest models are especially guilty. 2025. URL: **https://www.livescience.com/technology/artificial-intelligence/ai-chatbots-oversimplify-scientific-studies-and-gloss-over-critical-details-the-newest-models-are-especially-guilty** (Stand: 13.12.2025)

Stifterverband für die Deutsche Wissenschaft e. V. (Hrsg.): FUTURE SKILLS 2021. 21 Kompetenzen für eine Welt im Wandel. Essen 2021. URL: **https://www.stifterverband.org/download/file/fid/10547** (Stand: 29.09.2025)

Tellisch, Christin; Lang, Alexander C.: Pädagogische Beziehung und Digitalisierung. Zur Gestaltung von Lehrer-Schüler-Beziehungen in digital unterstützten Bildungsprozessen. Opladen/Berlin/Toronto 2024

Vrdoljak, Josip; Boban, Zvonimir; Vilović, Marino; Kumrić, Marko; Božić, Joško: A Review of Large Language Models in Medical Education, Clinical Decision Support, and Healthcare Administration. In: Healthcare (Basel) 13 (2025) 6, S. 1–18. URL: **https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC11942098/pdf/healthcare-13-00603.pdf** (Stand: 23.01.2026)

Der Autor

Ulrich Wirth M. A.
Universitätsklinikum des Saarlandes
ulrich.wirth@uks.eu
https://orcid.org/0009-0002-0097-7869

Ulrich Wirth gestaltet seit über zwei Jahrzehnten das Bildungsmanagement im Gesundheitswesen. Als Leiter eines universitären Bildungszentrums verbindet er Leadership, Change-Management und digitale Transformation. Ausgezeichnet u. a. mit dem Bildungspreis der Saarländischen Wirtschaft (2022) und dem bundesweiten SCHULEWIRTSCHAFT-Preis (2024), arbeitet er an zukunftsweisenden Modellen beruflicher Bildung im Kontext von New Work und KI.

Nadja Lauterbach, Anna Overbeck, Melanie Baumgarten

Zwischen Unterstützung und Abkürzung: Nutzung generativer KI in Blended-Learning-Formaten der beruflichen Schulen

1 Einleitung

Die berufliche Bildung steht im Spannungsfeld zwischen technologischer Innovation und gesellschaftlichem Wandel. Der aktuelle azubi.report 2025/26 (vgl. Ausbildung.de GmbH 2025) zeigt, dass Künstliche Intelligenz (KI) Teil der Lernbiografie junger Menschen ist. Demnach haben 65 Prozent der Auszubildenden im Schulkontext erste Erfahrungen mit KI gesammelt. Parallel dazu verändern sich die Erwartungen an Ausbildung und Arbeit. Sicherheit und Orientierung werden als zentrale Werte der Generation Z und digitale Kompetenzen als Schlüsselqualifikationen hervorgehoben (vgl. Ausbildung.de GmbH 2025). In dieser Gemengelage wird deutlich, dass die berufliche Bildung nicht nur digitale Technologien integrieren muss, sondern auch neue didaktische Konzepte entwickeln sollte. Die Kultusministerkonferenz (vgl. KMK 2017; 2021) betont mit der Strategie „Bildung in der digitalen Welt" sowie mit Empfehlungen zur Organisation digital gestützten Unterrichts (vgl. KMK 2024) die Bedeutung digitaler Kompetenzen und ihrer systematischen Integration in Unterrichtskonzepte. Blended-Learning-Formate verbinden Präsenz- und Onlinephasen und gelten dabei als zentrales Umsetzungsformat, um digitale Technologien didaktisch sinnvoll und lernprozessbezogen zu integrieren. Sie eröffnen besondere Potenziale für Individualisierung, Selbststeuerung und Feedback.

Der vorliegende Beitrag präsentiert empirische Befunde zu Potenzialen und Herausforderungen des KI-Einsatzes in Blended-Learning-Formaten, die auf Fokusgruppeninterviews mit Lehrkräften und Lernenden eines Schulversuchs an beruflichen Schulen Berlins basieren. Im Mittelpunkt stehen die veränderte Rolle der Lehrkraft sowie die Implikationen für die zukünftige Gestaltung von Lehr-Lern-Prozessen.

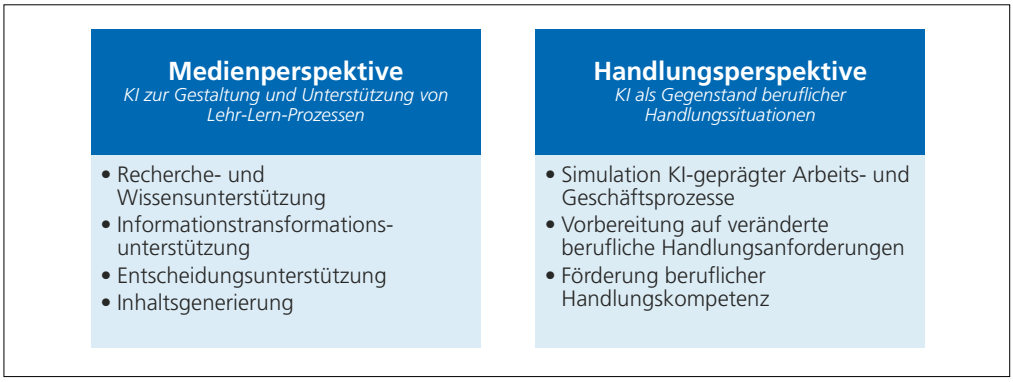
2 Künstliche Intelligenz in der beruflichen Bildung

KI umfasst Systeme, die aus Daten lernen, Muster erkennen und eigenständig Entscheidungen treffen oder Inhalte generieren können. Im Kontext der beruflichen Bildung lassen sich drei Ansätze unterscheiden: datengesteuerte KI (z. B. maschinelles Lernen, Deep Learning) für Analyse und Prognosen, wissensbasierte KI (Expertensysteme) für Diagnose und Feedback sowie generative KI für die Erstellung neuer Inhalte (vgl. de Witt 2024). Gerade die generative KI hat seit der Einführung von ChatGPT im Jahr 2022 eine neue Dynamik entfaltet: Sie ermöglicht die Erstellung von Lernmaterialien, die Individualisierung von Lernpfaden sowie die Unterstützung von Prüfungs- und Feedbackprozessen (vgl. de Witt 2024; Gerholz

2024). Damit wird KI zunehmend als aktiver Akteur in Lehr-Lern-Prozessen wahrgenommen, der Unterricht und Ausbildung nachhaltig beeinflusst (vgl. Gerholz 2024).

Die Potenziale des KI-Einsatzes in der beruflichen Bildung lassen sich in eine Medien- und eine Handlungsperspektive unterscheiden (vgl. Gerholz 2024). Die Medienperspektive umfasst vier didaktische Funktionen, während die Handlungsperspektive auf die Simulation KI-geprägter beruflicher Anforderungen zielt, etwa die Analyse komplexer Datensätze, die Interaktion mit KI-basierten Assistenzsystemen oder die Bewertung KI-gestützter Entscheidungsprozesse. Abbildung 1 fasst diese Perspektiven und Funktionen zusammen.

Abbildung 1: Didaktische Perspektiven und Funktionen des KI-Einsatzes in der beruflichen Bildung



Quelle: eigene Darstellung in Anlehnung an Gerholz 2024

De Witt (2024) sowie Hemmler/Ifenthaler (2024) verorten KI in Bildungskontexten u. a. in adaptiven Lernumgebungen, intelligenten tutoriellen Systemen und Recommendersystemen, die Lernprozesse datenbasiert unterstützen und personalisieren. Damit adressieren sie die Medienperspektive, also die Gestaltung von Lehr-Lern-Prozessen durch KI-Anwendungen. Im Unterschied zu generativer KI (z. B. Text- oder Bildgenerierung) basieren adaptive Systeme und Recommender je nach Ausprägung vor allem auf Analyse-, Diagnose- und Empfehlungslogik.

Die Implementierung von KI im Berufsbildungssystem ist herausfordernd: Lehrkräfte benötigen Kompetenzen im Prompting, in der kritischen Bewertung von KI-Ergebnissen sowie im Datenschutz (vgl. Gerholz 2024). Risiken wie algorithmische Verzerrungen (Bias), Halluzinationen, Urheberrechtsfragen und Datenschutzprobleme müssen berücksichtigt werden (vgl. de Witt 2024). Regulatorische Rahmenbedingungen fordern Transparenz, Fairness und menschliche Aufsicht (vgl. Europäische Kommission 2022; UNESCO 2023). Leitlinien der beruflichen Bildung für nachhaltige Entwicklung betonen darüber hinaus, dass digitale Technologien so eingesetzt werden müssen, dass sie ökologische, ökonomische und soziale Verantwortung fördern (vgl. Hilse u. a. 2022). Zudem wird das Risiko des Deskilling diskutiert, also der schleichende Verlust von Kompetenzen, wenn KI Tätigkeiten übernimmt (vgl. Muscio/Shibayama 2025).

Empirische Studien zeigen, dass der Einsatz von KI in der beruflichen Bildung noch nicht flächendeckend erfolgt. Lehrkräfte nutzen generative KI primär zur Erstellung von Lernmaterialien, Prüfungsaufgaben und für Feedbackprozesse, während Lernende Vorteile bei der Individualisierung von Lernangeboten sehen, aber Unsicherheiten hinsichtlich Qualität und Transparenz der Inhalte äußern (vgl. Gerholz 2024). Der Anteil KI-nutzender Betriebe ist zwar weiterhin vergleichsweise gering, hat sich jedoch von rund drei Prozent im Jahr 2020 auf zehn Prozent im Jahr 2024 erhöht; weitere elf Prozent der Betriebe planen die Anschaffung von KI-Anwendungen (vgl. Weis 2025). Bereits 62 Prozent der Beschäftigten in Deutschland nutzen KI am Arbeitsplatz – überwiegend informell und eigeninitiativ. Diese Bottom-up-Diffusion verweist auf fehlende betriebliche Strategien und unterstreicht die Bedeutung informeller Lernprozesse (vgl. Arntz u. a. 2025).

3 Künstliche Intelligenz und Blended Learning

Blended Learning kombiniert Präsenz- und Onlinelernphasen und gilt als zukunftsweisendes Format. KI kann hierbei eine Schlüsselrolle übernehmen, indem sie personalisierte Lernpfade, Lernanalysen und die Verzahnung beider Phasen unterstützt. Bislang wird KI vor allem im asynchronen Onlinebereich eingesetzt, während die Integration in Präsenzphasen noch wenig erforscht ist (vgl. Park/Doo 2024). Potenziale durch die Integration von KI liegen in automatisiertem Feedback, der Bildung lernhomogener Gruppen sowie der Förderung von Motivation und Engagement durch Gamification und personalisierte Empfehlungen (vgl. Huang/Lu/Yang 2023; Pardo u. a. 2019). Voraussetzung für eine erfolgreiche Integration sind didaktische Konzepte, die Online- und Präsenzaktivitäten systematisch verbinden und ethische Standards berücksichtigen.

Eine Schlüsselstrategie der Blended-Learning-Formate ist Adaptive Learning: Es analysiert individuelle Lernbedürfnisse und passt Lernpfade, Inhalte und Feedback in Echtzeit an, indem KI-gestützte Systeme Daten zu Verhalten, Leistung und Präferenzen auswerten (vgl. Gligorea u. a. 2023; Das/Mutsuddi/Ray 2025). Dabei handelt es sich überwiegend um datengesteuerte oder wissensbasierte KI, während generative KI ergänzend für Feedback und Materialerstellung genutzt werden kann. Solche Systeme können Lernergebnisse verbessern, die Betreuung großer Gruppen unterstützen und datenbasierte Einblicke zur Optimierung von Curricula und Lehrstrategien liefern (vgl. Das/Mutsuddi/Ray 2025). Für Lehrkräfte bedeutet dies eine Entlastung bei Routineaufgaben und die Möglichkeit, sich stärker auf pädagogische Begleitung und die Förderung überfachlicher Kompetenzen zu konzentrieren. Die Integration von KI verändert die Rolle der Lehrkraft grundlegend: Sie wird zur Lernprozessgestalterin, die KI als „Co-Teacher“ nutzt, ohne die pädagogische Verantwortung abzugeben. Für Blended-Learning-Formate heißt das, dass KI sowohl synchrone als auch asynchrone Phasen unterstützt, adaptive Lernpfade bereitstellt und automatisierte Feedbackmechanismen integriert. Gleichzeitig muss die Balance zwischen technologischer Unterstützung und sozialer Interaktion gewahrt bleiben (vgl. Gerholz 2024; de Witt 2024).

4 Schulversuch Blending4Futures

Der Schulversuch „Blending4Futures – Hybrides Lehren und Lernen in der schulischen beruflichen Bildung“ wird seit 2023 an neun Berliner Oberstufenzentren durchgeführt. Er erprobt die systematische Kombination von Präsenz-, Distanz-, Online- und Offlineformaten mit dem Ziel, zukünftige Formen der beruflichen Bildung zu gestalten und Raum, Zeit und Unterricht neu zu denken, indem Lernzeiten flexibilisiert, Lernorte geöffnet und Präsenz- und Distanzphasen didaktisch verzahnt werden. Die neun teilnehmenden Schulen decken ein breites Spektrum an Berufsfeldern ab, von Wirtschaft und Technik bis Gesundheit und Soziales, und legen Schwerpunkte auf Lernortkooperation, innovative Leistungsüberprüfung, digitale Inklusion und Nachhaltigkeit (vgl. SenBJF 2026). Empfehlungen der Berliner Senatsverwaltung unterstreichen zusätzlich die Notwendigkeit, Lernende zu einem reflektierten Umgang mit KI zu befähigen und Aufgabenformate zu entwickeln, die Eigenleistung sichern sowie Datenschutz und Transparenz gewährleisten (vgl. SenBJF 2024). Im Rahmen der Evaluation des Schulversuchs wurden u. a. Fokusgruppeninterviews mit Lernenden und Lehrkräften geführt. Der vorliegende Beitrag präsentiert die empirischen Befunde zu zwei zentralen Fragestellungen:

1. Wie wird generative KI in Blended-Learning-Formaten beruflicher Schulen eingesetzt und welchen Nutzen sehen Lehrkräfte und Lernende darin?
2. Welche Implikationen ergeben sich für die Rolle der Lehrkraft und die Gestaltung zukünftiger Lehr-Lern-Prozesse?

5 Methodisches Vorgehen

Zwischen dem 22. Mai und 15. Juli 2025 fanden zehn Fokusgruppeninterviews mit Vertreterinnen und Vertretern aus zwölf der 13 beteiligten Bildungsgänge statt. Die Gespräche dauerten 90 bis 120 Minuten. Teilnehmende waren Lernende und Bildungspersonal (Lehrkräfte, Schulleitungen u. a.). Die Gruppengrößen variierten zwischen sieben und 15 Personen sowie einem Ausreißer mit 31 Personen. Insgesamt nahmen 126 Personen teil (38 Lehrkräfte, 86 Lernende). Die Auswahl der Teilnehmenden erfolgte durch Lehrkräfte die aktiv am Schulversuch beteiligt sind. In zwei Fokusgruppen waren die beteiligten Bildungsgänge der teilnehmenden Schulen gemeinsam im Gespräch. Diskutiert wurden zentrale Aspekte des Blended Learning wie didaktische Konzepte, Kompetenzen sowie Gelingensbedingungen und Herausforderungen. Ergänzend wurden Fragen zum Einsatz generativer KI thematisiert, insbesondere die Leitfrage: „Wofür nutzen Sie KI im Unterricht und auf welche Tools bzw. Firmen greifen Sie zurück?“ In einer zweiten Fragerunde erfolgte eine Befragung von Lernenden und Bildungspersonal getrennt in Kleingruppen, um eine offene Diskussion zu ermöglichen.

Die Interviews wurden audiografisch aufgezeichnet und mithilfe des KI-gestützten Tools noScribe transkribiert. Die Transkripte wurden geprüft und bei Bedarf korrigiert. Für die Auswertung wurde ein inhaltlich strukturierendes Vorgehen (vgl. Kuckartz/Rädiker 2022) genutzt. Die induktive Kodierung mit MAXQDA diente der Interpretation und Systematisierung der Aussagen.

6 Ergebnisse aus den Fokusgruppen

6.1 KI-Nutzung durch Lernende beruflicher Schulen

Die Fokusgruppen zeigen, dass ChatGPT das mit Abstand meistgenutzte KI-Tool ist. Daneben kommen Microsoft Copilot und Google Gemini punktuell für Recherche und Beantwortung von Prüfungsfragen zum Einsatz. Einzelne nennen Perplexity für Textumformulierungen und Quellenrecherche. Ergänzend stellen einige Schulen über Onlineplattformen wie Fobizz datenschutzkonforme KI-Assistenten bereit, die den Lernprozess dokumentieren. Lernende berichten, dass Lehrkräfte den Einsatz meist erlauben, sofern er transparent erfolgt und Inhalte nicht unverändert übernommen werden. Teilweise existieren Leitfäden und Handouts zum Umgang mit KI sowie Vorgaben zur Offenlegung von Prompts. Für die Lernenden steht die Unterstützung beim Lernen im Vordergrund: Sie nutzen KI, um komplexe Inhalte verständlich erklärt zu bekommen, Zusammenfassungen zu erstellen, Audioformate für die Prüfungsvorbereitung zu generieren sowie Karteikarten und Prüfungsfragen anzufertigen. Im Bereich Schreiben und Sprache wird KI für Rechtschreibkorrektur, Umformulierungen, Textstrukturierung und die Gliederung von Präsentationen genutzt.

Weitere Anwendungen sind die Selbstkontrolle durch Abgleich mit Bewertungsbögen, die Recherche für Facharbeiten und die Programmierung, etwa zur Generierung und Überprüfung von HTML-Code:

> „Die Lehrkraft hat uns den Bewertungsbogen für die Klausur gegeben und gesagt: ‚Ihr könnt die Stichpunkte aus dem Bewertungsbogen in die KI eingeben und eure Erörterung damit prüfen lassen.' Das hat wirklich gut funktioniert. Man konnte direkt sehen, in welchem Rahmen man sich bewegt, wie gut die eigene Leistung ist und was sich noch verbessern lässt." (Schüler/-in, Berufliches Gymnasium)

Neben reflektierten Anwendungen zeigt sich auch eine verbreitete unkritische Nutzung von KI. Viele Lernende lassen Aufgaben vollständig von ChatGPT erledigen, ohne Inhalte zu prüfen oder zu verstehen. Texte werden teils nur oberflächlich gelesen oder ungeprüft abgegeben, besonders unter Zeitdruck. Einige berichten zudem von Strategien, um die Erkennung durch Lehrkräfte zu umgehen:

> „Ganz ehrlich: Wenn ich die Aufgabe bekomme, einen Text zu analysieren, mache ich zuerst ein Foto davon. Dann lasse ich mir den Inhalt auf dem Niveau einer Achtklässlerin umformulieren und analysieren – und füge vielleicht sogar ein paar Grammatikfehler ein, damit es nicht zurückverfolgt werden kann." (Schüler/-in, Berufliches Gymnasium)

Diese Praktiken bergen erhebliche Lernrisiken: Inhalte werden nicht hinterfragt, Fehler bleiben unentdeckt und zentrale Kompetenzen wie Textanalyse oder Problemlösung treten in den Hintergrund. KI dient oft als Abkürzung zur Notenverbesserung ohne nachhaltiges Verständnis.

Bei der unreflektierten Verwendung von KI für die Erledigung von Aufgaben reflektieren einige Lernende auch die Perspektive der Lehrkräfte:

> „Wir hatten ja schon ein Jahr hinter uns, das heißt, die Lehrkräfte kannten unsere Schreibweise. ChatGPT schreibt eben deutlich fachlicher, und ich erinnere mich, dass wir darauf hingewiesen wurden: ‚Die Aufgabe ist zwar gut, aber man sollte nicht alles mit ChatGPT machen.'" (Schüler/-in, Berufsschule)

Die Einschätzung der eigenen KI-Nutzung fällt ambivalent aus. Viele sehen sie als hilfreiche Unterstützung und betonen dennoch den Anspruch auf eigenständiges Arbeiten. Andere sind unsicher im Umgang, teils wegen technischer Hürden. Ein Bewusstsein für die Fehleranfälligkeit ist vorhanden; einige prüfen aktiv Quellen und berichten von unzuverlässigen Ergebnissen. Viele reflektieren kritisch die Gefahr, durch Bequemlichkeit weniger zu lernen.

Ein wiederkehrendes Thema in den Fokusgruppen ist die wahrgenommene Langsamkeit schulischer Kommunikationswege. Lernende berichten, dass Rückmeldungen von Lehrkräften insbesondere in asynchronen Phasen im Blended Learning teils mehrere Tage auf sich warten lassen, was insbesondere in Prüfungsvorbereitungen als hinderlich erlebt wird. Diese Verzögerung verstärkt die Attraktivität von KI-Tools, die sofortige Antworten liefern. Die schnelle Verfügbarkeit von KI wird so nicht nur als technischer Vorteil, sondern als funktionaler Ersatz für fehlende direkte Interaktion wahrgenommen. Mehrere Lernende fordern Regeln und transparente Rahmenbedingungen für die Nutzung von KI im Unterricht, da ein vollständiges Verbot als unrealistisch gilt.

Die wahrgenommenen Chancen liegen in Zeitersparnis, schneller Informationsverfügbarkeit und individueller Lernunterstützung. KI erleichtert den Zugang zu Wissen, hilft bei sprachlichen Barrieren und dient als Ideen-Kickstarter. Positiv hervorgehoben wird auch die Einbindung von Bewertungsbögen in Analysen.

Herausforderungen sind die Fehleranfälligkeit, oberflächliche Antworten und das Risiko wachsender Abhängigkeit. Vereinzelt bestehen ethische Vorbehalte, etwa gegenüber Bildgenerierung. Zudem wird die Gefahr gesehen, dass Inhalte nicht mehr hinterfragt werden und Kompetenzen wie kritisches Denken und Schreiben verloren gehen.

6.2 KI-Nutzung und Wahrnehmung der Lehrenden beruflicher Schulen

Die Fokusgruppen zeigen, dass Lehrkräfte verschiedene KI-Tools in ihren Arbeitsalltag integrieren. ChatGPT ist das dominierende Werkzeug, ergänzt durch datenschutzkonforme Onlineplattformen wie Fobizz, die individualisierte Lerncoaches bereitstellen. Einzelne Lehrkräfte nutzen zusätzlich Perplexity für Recherchezwecke sowie KI-basierte Tools zur PDF-Analyse und Bildgenerierung.

Die Einsatzbereiche sind breit gefächert. Lehrkräfte nutzen KI primär zur Unterrichtsvorbereitung, etwa für die Erstellung von Tests, die Vereinfachung komplexer Texte oder die Generierung von Podcasts:

> „Wir Lehrkräfte nutzen KI intensiv – zur Vorbereitung, für die Erstellung von Tests, für Bewertungen, eigentlich für alles, was wir später natürlich noch überarbeiten müssen. Texte vereinfachen, Transkripte erstellen, Podcasts vorbereiten – das geht alles. Es ist wirklich eine enorme Erleichterung." (Lehrkraft, Berufsschule)

Die Einschätzung der Lehrkräfte zur KI-Nutzung durch die Lernenden fällt ambivalent aus. Lehrkräfte berichten, dass die meisten Lernenden eigene ChatGPT-Accounts besitzen. Während leistungsstarke Lernende KI reflektiert als Lernhilfe einsetzen, nutzen andere sie vor allem als Abkürzung. Mehrere Lehrkräfte sprechen diesbezüglich von einer „Gratwanderung". Problematisiert wird die unreflektierte Übernahme von KI-Texten, die als nicht erbrachte Leistung gewertet wird. Hinzu kommt die fachliche Fehleranfälligkeit von KI-Ausgaben, insbesondere in beruflichen Lernfeldern und handwerklichen Bildungsgängen. Lehrkräfte sehen die Gefahr, dass grundlegende Kompetenzen wie Schreiben und Problemlösen verloren gehen (Deskilling). Gleichzeitig erkennen sie positive Effekte: KI kann digitale Kompetenzen fördern, eigenständige Prüfungsvorbereitungen unterstützen und bei der Bewältigung großer Informationsmengen helfen. Positiv wird auch hervorgehoben, dass KI unterstützten kann, Barrieren abzubauen, etwa für Lernende mit Lese-Rechtschreib-Schwäche oder geringen Deutschkenntnissen:

> „Zum Googeln oder um Google zu ersetzen – das machen Lernende im Alltag häufig. Aber tatsächlich nutzen sie KI auch, um Feedback zu bekommen, Lernkarteikarten zu erstellen oder sich auf Prüfungen vorzubereiten. Das sind digitale Kompetenzen, die sie ohne den schulischen Zusammenhang vermutlich nicht entwickeln würden, die ihnen aber später im Berufsleben sehr helfen können." (Lehrkraft, Fachschule)

Einzelne Lehrkräfte vergleichen KI mit einer schnellen Suchmaschine, die nichts an dem Lernen der Schüler/-innen oder der Rolle der Lehrkraft ändert. Die Fokusgruppen zeigen jedoch, dass sich vor allem im Blended Learning die Rolle der Lehrkraft von der klassischen Wissensvermittlung hin zur Lernbegleitung verschiebt. Lehrkräfte verstehen sich zunehmend als Coaches, die Lernprozesse strukturieren und begleiten, statt ausschließlich Inhalte zu präsentieren. Dies wird besonders in Aussagen deutlich, die den Dialog und den Austausch mit der KI betonen, um Verständnis zu fördern, statt bloß Antworten zu liefern. Onlineplattformen wie Fobizz werden als Lern- oder Strukturcoach beschrieben, die die Lernenden dort abholen, wo sie stehen. Die Lehrkräfte berichten in den Fokusgruppen, dass auch der Bereich Feedback eine grundlegende Transformation erfährt. Neben Peer-Feedback und persönlichem Feedback durch die Lehrkräfte kann KI-Feedback ergänzend eingesetzt werden, z. B. über vorgeschaltete Feedback-Schleifen vor Abgabe einer Aufgabe oder als „Co-Coach" in Vorbereitung auf Prüfungen. Gleichzeitig bleibt die persönliche Komponente unverzichtbar:

> „Da, wo es mich wirklich braucht – oder wo ich denke, dass es mich braucht –, ist das Persönliche. Wenn es um Personalkompetenz geht, achte ich weniger auf Fehler, sondern darauf, Rückmeldungen zu geben. Gerade wenn jemand in eine neue Rolle hineinwächst, sehe ich mich eher als Lernbegleitung. In diesem Zusammenhang ist Feedback-Geben aus meiner Sicht ein ganz entscheidender Punkt." (Lehrkraft, Fachschule)

Damit wird die Lehrkraft zur zentralen Instanz für Motivation, Reflexion und die Entwicklung von Selbstlernkompetenzen.

Aufgabenformate müssen sich verändern, um KI-Nutzung sichtbar zu machen und Denkprozesse zu prüfen. Statt reiner Produktbewertung rückt die Prozessorientierung in den Vordergrund:

> „Früher hat man einfach W-Fragen gestellt, eine Antwort bekommen und war zufrieden. Heute geht es eher darum, dass die KI dazu anregt, genauer hinzuschauen: die Umstände zu beschreiben, in denen man sich befindet, vielleicht eine Problemstellung zu eröffnen und sich dann Lösungen anzeigen zu lassen, über die man ins Gespräch kommt und in den Austausch geht." (Lehrkraft, Berufliches Gymnasium)

Mündliche Verteidigungen, Reflexionen über KI-generierte Lösungen und die Dokumentation von Prompts sind Beispiele für neue Ansätze. Die Kontrolle und Erkennung von KI-Texten und Produkten bleibt eine zentrale Aufgabe, ebenso die Entwicklung geeigneter Prüfungsformate.

Die Chancen, die Lehrkräfte in der eigenen Nutzung sehen, liegen vor allem in der Effizienzsteigerung und der Möglichkeit zur Individualisierung. KI erleichtert die Erstellung von Unterrichtsmaterialien und eröffnet neue Wege für personalisierte Lernbegleitung. Auch kreative Potenziale werden hervorgehoben. KI-gestützte Medienprojekte bringen Vielfalt in die Unterrichtsgestaltung und regen neue Formen der Zusammenarbeit an. Lehrkräfte nutzen digitale Tools nicht nur zur Unterstützung, sondern auch zur Moderation der KI-Nutzung, um kritische Reflexion zu fördern. Diese Entwicklung erfordert neue digitale Kompetenzen und erhöht den Arbeitsaufwand. Fortbildungen, kontinuierliche Erreichbarkeit und die Anpassung an „unerwartete Situationen" werden als Belastung, aber auch als Chance beschrieben. Einige Lehrkräfte sehen die neue Rolle als „Game Changer", andere äußern Skepsis gegenüber Kontrollverlust und Mehrarbeit. Der kulturelle Wandel hin zu einer offenen, flexiblen Haltung wird als Schlüssel für die erfolgreiche Integration von KI in den Unterricht identifiziert.

7 Diskussion

Die Befunde zeigen ein ambivalentes Nutzungsspektrum generativer KI zwischen Unterstützung und Abkürzung. Lernende nutzen KI vor allem zur Vereinfachung und Beschleunigung von Lernprozessen, während Lehrkräfte Chancen für Materialerstellung, Feedback und Strukturierung sehen, zugleich aber unreflektierte Übernahmen und Risiken des Deskilling beobachten. Diese Spannbreite weist auf eine zentrale Herausforderung hin. KI kann Lernprozesse personalisieren und entlasten, birgt zugleich aber die Gefahr, Kernkompetenzen zu unterlaufen und die pädagogische Verantwortung stärker auf die Gestaltung von Reflexions- und Bewertungsprozessen zu verlagern. Auffällig ist, dass Nachhaltigkeitsaspekte im Sinne einer Berufsbildung für nachhaltige Entwicklung im Nutzungshandeln kaum eine Rolle spielen. Die Integration von KI in Unterrichtskonzepte sollte daher nicht nur didaktische und ethische, sondern auch nachhaltigkeitsorientierte Dimensionen berücksichtigen.

Die Befunde aus den Fokusgruppeninterviews stützen theoretische Positionen u. a. von Gerholz (2024), KI als didaktischen „Co-Teacher" zu sehen, der Routine- und Aufberei-

tungsleistungen übernimmt und dadurch pädagogische Ressourcen für die Arbeit an überfachlichen Kompetenzen freisetzt. Die in den Fokusgruppen berichtete Spannweite zwischen reflektierter Unterstützung und „Abkürzungsnutzung" bestätigt Risiken, die in der Literatur mit Halluzinationen, Bias, Qualitätsunsicherheit und motivationalen Fehlsteuerungen in Verbindung gebracht werden (vgl. De Witt 2024; Hemmler/Ifenthaler 2024). Gerade adaptive Ansätze sollen selbstgesteuertes Lernen, Metakognition und kritisches Denken stärken (vgl. Gligorea u. a. 2023; Das/Mutsuddi/Ray 2025), erfordern jedoch Aufgabenformate, die Eigenleistung sichtbar machen und Reflexion systematisch einfordern. Dass Lehrkräfte mündliche Verteidigungen, Prompt-Dokumentation und prozessorientierte Bewertungen einsetzen, spiegelt diese Erfordernisse wider und verdeutlicht zugleich die Verschiebung hin zu formativer Begleitung und transparenter Leistungszurechnung.

Die vier didaktischen Funktionen nach Gerholz (2024) werden in der Nutzungspraxis deutlich aufgegriffen:

1. Recherche- und Wissensunterstützung zeigt sich in KI-gestützten Erklärungen, Quellenfindung und Strukturierung von Themen;
2. Informationstransformation erfolgt in Umformulierungen, Sprachniveau-Anpassungen und Visualisierungen;
3. Entscheidungsunterstützung wird sichtbar in der Orientierung an Bewertungsrastern, der selbstdiagnostischen Überprüfung von Texten und der Vorbereitung mündlicher Prüfungen;
4. Inhaltsgenerierung umfasst die Erstellung von Aufgabenvarianten, Lernkarten, Podcasts oder exemplarischem HTML-Code. Allerdings variieren Tiefe und Qualität der Umsetzung stark.

Während asynchrone Onlinephasen vergleichsweise KI-intensiv sind, bleibt die Verzahnung mit Präsenzphasen trotz Potenzialen für kollaboratives Problemlösen, adaptive Gruppenbildung und unmittelbares dialogisches Feedback bislang unterentwickelt (vgl. Park/Doo 2024). Die theoretisch in Aussicht gestellten Effekte personalisierter Empfehlungen auf Motivation, Engagement und Outcomes werden damit in der Praxis erst punktuell eingelöst (vgl. Huang/Lu/Yang 2023; Pardo u. a. 2019).

Normativ sind die beobachteten Maßnahmen anschlussfähig an die Empfehlungen der KMK (2024): Leistungen müssen eigenständig und zurechenbar sein; die Dokumentation von Prompts und Quellen macht Nutzung sichtbar; Datenschutz wird über schulische Zugänge und datenschutzkonforme Tools gewährleistet; Aufgaben fördern Reflexion, Kreativität, Kollaboration und kritisches Denken. Der Berliner Leitfaden der Senatsverwaltung für Bildung, Jugend und Familie Berlin (2024) akzentuiert ebenfalls Transparenz, Eigenleistung und Datenschutz als leitende Prinzipien und bestärkt die Verlagerung hin zu prozessorientierten Prüfungsformaten; die Fokusgruppen zeigen eine entsprechende Umsetzung in der Breite, wenn auch mit heterogener Tiefe.

8 Limitationen

Die resultierenden Aussagen sind vor dem Hintergrund mehrerer Einschränkungen zu interpretieren. Zum einen erlaubt das qualitativ-explorative Fokusgruppendesign dichte Einsichten in Wahrnehmungen und Praktiken, jedoch keine Repräsentativität. Die schulinterne Auswahl könnte engagierte Lernende und Lehrende bevorzugt haben. Zum anderen wurde KI im Rahmen eines breiteren Evaluationsfokus zu Blended Learning nur punktuell vertieft, sodass spezifische Einsatzszenarien und Wirkmechanismen weiterführender Analysen bedürfen. Des Weiteren handelt es sich um eine Momentaufnahme, wodurch Aussagen zu Nachhaltigkeit, Kompetenzverläufen und institutionellem Wandel vorläufig bleiben. Zudem ist die Übertragbarkeit auf andere Länder und Kontexte begrenzt, da die Bedingungen in Berlin (Schulversuch, spezifische Leitlinien) eine besondere Ausgangslage darstellen.

9 Handlungsempfehlungen

Für die Praxis ergibt sich erstens die Notwendigkeit einer systematischen didaktischen Integration statt punktueller Nutzung von Tools. Aufgaben sollten konsequent prozessorientiert sein, Eigenleistung und Urteilsbildung sichtbar machen und so formative mit summativen Elementen verzahnen. Zweitens ist die Rolle der Lehrkraft als Moderator/-in und Coach/Coachin zu stärken. Erforderliche Kompetenzen sind: Prompting, Qualitätsprüfung KI-basierter Outputs, Lernstandsdiagnostik sowie Design adaptiver, kollaborativer Settings bei gleichzeitiger Sicherung sozialer Interaktion mit der Lehrkraft. Drittens müssen KI-Nutzungskompetenzen curricular abgebildet werden, um eine verbindliche und nachhaltige Verankerung im Unterricht sicherzustellen. Viertens sind Datenschutz und Transparenz sowie Aspekte des nachhaltigen Umgangs mit und der Reflexion von KI (im Sinne der beruflichen Bildung für nachhaltige Entwicklung) verbindlich zu operationalisieren, etwa über schulische Zugänge, datenschutzkonforme Plattformen und klare Offenlegungspflichten, um Zurechenbarkeit und Fairness zu gewährleisten. Fünftens sollten überfachliche Kompetenzen (vgl. KMK 2021; 2024) systematisch adressiert werden, indem KI als Impulsgeber in projekt- und problemlöseorientierten Aufgaben genutzt wird. Sechstens sind domänenspezifische Grenzen generativer KI besonders in berufsspezifischen Lernfeldern durch ergänzende Prüfungsformate, Praxisbeobachtungen und performanznahe Demonstrationen zu berücksichtigen.

Die Befunde bekräftigen den Mehrwert generativer KI für Feedback, Prozessdokumentation und Materialerstellung ohne die Notwendigkeit, persönlichen, dialogischen Feedbacks zu relativieren. Der produktive Einsatz generativer KI in der beruflichen Bildung verlangt eine klare didaktische Rahmung, prozessorientierte Leistungsbewertung, verlässliche Datenschutzpraktiken sowie eine Professionalisierung der Lehrkräfte und bleibt damit gleichermaßen eine pädagogische wie organisationale Gestaltungsaufgabe.

Literatur

Arntz, Melanie; Baum, Myriam; Brüll, Eduard; Dorau, Ralf; Hartwig, Matthias; Lehmer, Florian; Matthes, Britta; Meyer, Sophie-Charlotte; Schlenker, Oliver; Tisch, Anita; Wischniewski, Sascha: Digitalisierung und Wandel der Beschäftigung (DiWaBe 2.0): Eine Datengrundlage für die Erforschung von Künstlicher Intelligenz und anderer Technologien in der Arbeitswelt. Dortmund 2025. DOI: **https://doi.org/10.21934/baua:bericht20250225** (Stand: 15.12.2025)

Ausbildung.de GmbH (Hrsg.): azubi.report 2025/26 – Generation KI: wie künstliche Intelligenz Orientierung, Bewerbung und Beruf neu definiert. Bochum 2025. URL: **https://recruiting.ausbildung.de/azubi-report** (Stand: 02.12.2025)

Das, Sulagna; Mutsuddi, Indranil; Ray, Nilanjan: Artificial Intelligence in Adaptive Education: A Transformative Approach. In: Çela, Eriona; Fonkam, Mathias; Vajjhala, Narasimha Rao; Eappen, Philip (Hrsg.): Advancing Adaptive Education: Technological Innovations for Disability Support. Hershey 2025, S. 21–50. DOI: **https://doi.org/10.4018/979-8-3693-8227-1.ch002** (Stand: 15.12.2025)

De Witt, Claudia: Künstliche Intelligenz in der Berufsbildung: Technologische Entwicklungen, didaktische Potenziale und notwendige ethische Standards. In: Berufsbildung in Wissenschaft und Praxis 53 (2024) 1, S. 8–12. URL: **https://www.bwp-zeitschrift.de/dienst/publikationen/de/19416** (Stand: 15.12.2025)

Europäische Kommission (Hrsg.): Ethische Leitlinien für Lehrkräfte über die Nutzung von KI und Daten für Lehr- und Lernzwecke. Luxemburg 2022. URL: **https://data.europa.eu/doi/10.2766/153756** (Stand: 15.12.2025)

Gerholz, Karl-Heinz: Künstliche Intelligenz – Didaktische Funktionen und Einsatzszenarien im Kontext der beruflichen Bildung. In: berufsbildung 78 (2024) 3, S. 31–35. DOI: **https://doi.org/10.3278/BB2403W009** (Stand: 02.12.2025)

Gligorea, Ilie; Cioca, Marius; Oancea, Romana; Gorski, Andra-Teodora; Gorski, Hortensia; Tudorache, Paul: Adaptive Learning Using Artificial Intelligence in e-Learning: A Literature Review. In: Education Sciences 13 (2023) 12, Art. 1216. DOI: **https://doi.org/10.3390/educsci13121216** (Stand: 02.12.2025)

Hemmler, Yvonne M.; Ifenthaler, Dirk: Adaptive Lernumgebungen für die Weiterbildung – Möglichkeiten, Chancen und Herausforderungen. In: Berufsbildung in Wissenschaft und Praxis 53 (2024) 1, S. 28–29. URL: **https://www.bwp-zeitschrift.de/dienst/publikationen/de/19422** (Stand: 02.12.2025)

Hilse, Patrick; Pabst, Christopher; Schütt-Sayed, Sören; Werner, Marcel; Goldmann, Elisa; Rocklage, Metje; Hecker, Kristin: Die Erfassung der betrieblichen Bildung für nachhaltige Entwicklung. Forschungsbericht zum Projekt „Indikatorenentwicklung Berufliche Bildung für nachhaltige Entwicklung“. f-bb-Bericht 03/22 (2022). DOI: **https://doi.org/10.25656/01:25165** (Stand: 13.01.2026)

Huang, Anna Y. Q.; Lu, Owen H. T.; Yang, Stephen J. H.: Effects of artificial intelligence-enabled personalized recommendations on learners' learning engagement, motivation, and outcomes in a flipped classroom. In: Computers & Education 194 (2023), Art. 104684. DOI: **https://doi.org/10.1016/j.compedu.2022.104684** (Stand: 02.12.2025)

KMK – Kultusministerkonferenz (Hrsg.): Empfehlung der Kultusministerkonferenz zur Organisation von digital gestütztem Unterricht in den Bildungsgängen der beruflichen Schulen. Berlin 2024. URL: **https://www.kmk.org/dokumentation-statistik/beschluesse-und-veroeffentlichungen/bildung-schule/berufliche-bildung.html** (Stand: 02.12.2025)

KMK – Kultusministerkonferenz (Hrsg.): Lehren und Lernen in der digitalen Welt: Ergänzung zur Strategie der Kultusministerkonferenz „Bildung in der digitalen Welt" (Beschluss vom 09.12.2021). Sekretariat der Kultusministerkonferenz. Berlin 2021. URL: **https://www.kmk.org/fileadmin/veroeffentlichungen_beschluesse/2021/2021_12_09-Lehren-und-Lernen-Digi.pdf** (Stand: 23.03.2026)

KMK – Kultusministerkonferenz (Hrsg.): Strategie „Bildung in der digitalen Welt" (Beschluss vom 08.12.2016, i. d. F. vom 07.12.2017). Berlin 2017. URL: **https://www.kmk.org/fileadmin/Dateien/pdf/PresseUndAktuelles/2017/Strategie_neu_2017_datum_1.pdf** (Stand: 13.01.2026)

Kuckartz, Udo; Rädiker, Stefan: Qualitative Inhaltsanalyse. Methoden, Praxis, Computerunterstützung. 5., überarbeitete Aufl. Weinheim 2022

Muscio, Alessandro; Shibayama, Sotaro: Does AI lead to significant skilling or deskilling of academics? Results from a large-scale survey. SSRN Scholarly Paper Nr. 5572865. 2025. URL: **https://ssrn.com/abstract=5572865** (Stand: 13.01.2026)

Pardo, Abelardo; Jovanović, Jelena; Dawson, Shane; Gašević, Dragan; Mirriahi, Negin: Using learning analytics to scale the provision of personalised feedback. In: British Journal of Educational Technology 50 (2019) 1, S. 128–138. DOI: **https://doi.org/10.1111/bjet.12592** (Stand: 02.12.2025)

Park, Yeonjeong; Doo, Min Young: Role of AI in blended learning: A systematic literature review. In: International Review of Research in Open and Distributed Learning 25 (2024) 1, S. 165–182. URL: **https://doi.org/10.19173/irrodl.v25i1.7566** (Stand: 02.12.2025)

SenBJF – Senatsverwaltung für Bildung, Jugend und Familie Berlin (Hrsg.): Blending4Future. Berlin 2026. URL: **https://www.berlin.de/sen/bildung/unterricht/faecher-rahmenlehrplaene/faecheruebergreifende-themen/digitale-welten/blending4futures/** (Stand: 12.12.2025)

SenBJF – Senatsverwaltung für Bildung, Jugend und Familie Berlin (Hrsg.): Blending4Future Empfehlungen für den Umgang mit KI-Anwendungen am Beispiel von ChatGPT (2. Fassung). Berlin 2024. URL: **https://www.berlin.de/sen/bildung/unterricht/faecher-rahmenlehrplaene/faecheruebergreifende-themen/digitale-welten/ki-anwendungen-schule.pdf?ts=1713511883** (Stand: 15.12.2025)

UNESCO – United Nations Educational, Scientific and Cultural Organization (Hrsg.): Guidance for generative AI in education and research 2030. Paris 2023. URL: **https://cdn.table.media/assets/wp-content/uploads/2023/09/386693eng.pdf** (Stand: 07.01.2026)

Weis, Kathrin: Stellenbesetzung, KI-Nutzung und Weiterbildung in Betrieben in Deutschland. Ausgewählte Ergebnisse der Erhebungswelle 2024 des BIBB-Betriebspanels zu Qualifizierung und Kompetenzentwicklung. Bonn 2025. URL: **https://www.bibb.de/dokumente/pdf/Betriebsbericht%20_2025.pdf** (Stand: 29.01.2026)

Die Autorinnen

Nadja Lauterbach
Forschungsinstitut Betriebliche Bildung (f-bb) gGmbH
nadja.lauterbach2@f-bb.de
https://orcid.org/0009-0008-5785-2534

Nadja Lauterbach ist Projektkoordinatorin am f-bb. Ihr Arbeitsschwerpunkt liegt in der Evaluierung von Modellvorhaben und Förderprogrammen im Bereich Bildung und Beschäftigung. Sie forscht zu den Themen „Übergang und Durchlässigkeit“ sowie „Fachkräftegewinnung und -sicherung“.

Anna Overbeck
Forschungsinstitut Betriebliche Bildung (f-bb) gGmbH
anna.overbeck@f-bb.de

Anna Overbeck analysiert, wie digitale Technologien die berufliche Bildung neu gestalten. Im Zukunftszentrum Berlin berät sie Unternehmen zur digitalen Arbeitswelt. Zuvor war sie in sozialpartnerschaftlichen Kontexten zur „Arbeit der Zukunft“ tätig.

Dr. Melanie Baumgarten
Forschungsinstitut Betriebliche Bildung (f-bb) gGmbH
melanie.baumgarten@f-bb.de
https://orcid.org/0009-0004-1473-1397

Melanie Baumgarten verfügt über mehr als 15 Jahre Erfahrung in der Durchführung empirischer Forschungs- und Evaluationsprojekte mit quantitativen, qualitativen und Mixed-Methods-Ansätzen. In den vergangenen fünf Jahren lag ihr Schwerpunkt auf Bildungsforschung und dem Übergang von der Schule in den Beruf.

Andreas Fischer, Thomas Schley

KI-basierte qualitative Inhaltsanalyse von Lernstandsdokumentationen zur Reflexion und Gestaltung beruflicher Bildung

1 Einleitung

Die zunehmende Verbreitung generativer Künstlicher Intelligenz (KI) stellt berufliche Bildung in mehrfacher Hinsicht vor Herausforderungen – zum einen als Gegenstand beruflicher Bildung von zunehmender Relevanz, zum anderen aber auch als Werkzeug für berufliche Bildung, um berufliche Bildung selbst zu gestalten und besser zu machen. Im Folgenden wird auf beide Aspekte eingegangen, bevor exemplarisch die Chancen und Risiken herausgearbeitet werden, die sich aus einer KI-basierten Analyse von Lernstandsdokumentationen für die passgenaue Gestaltung von Bildungsprozessen ergeben können (vgl. Fischer 2025; Fischer u. a. 2023).

2 Künstliche Intelligenz im Arbeitskontext

KI meint „die Fähigkeit einer Maschine, menschliche Fähigkeiten wie logisches Denken, Lernen, Planen und Kreativität zu imitieren“ (Europäisches Parlament 2023, S. 1). Methoden der KI sind entsprechend vielgestaltig und umfassen klassische Suchalgorithmen ebenso wie Verfahren des maschinellen Lernens – von einfachen nichtlinearen Modellen wie „Multilayer Perceptrons“ (vgl. Fischer 2015) über komplexere vielschichtige Verfahren wie Bilderkennung auf Basis von „Deep Learning“ bis hin zu modernen generativen KI-Systemen auf Basis von „Transformer“-Modellen (vgl. Vaswani u. a. 2017), wie sie seit der Veröffentlichung von ChatGPT im November 2022 weitläufig bekannt sind. Das Ausmaß, in dem Computer oder computergesteuerte Maschinen bestimmte berufliche Tätigkeiten vollautomatisch erledigen können (das sogenannte Substituierbarkeitspotenzial), nimmt bereits seit vielen Jahren relativ stetig zu (vgl. Grienberger/Matthes/Paulus 2024). Auch der Umfang, in dem KI menschliche Berufstätigkeiten durch Computer oder computergesteuerte Maschinen unterstützen kann (gewissermaßen das Komplementaritätspotenzial), ist in den letzten Jahren enorm angestiegen, wie die rasante Verbreitung von KI als Tool in Arbeitskontexten nahelegt: Die Mehrheit der Arbeitnehmer/-innen in Deutschland – insbesondere solche mit höherer Qualifikation – nutzt generative KI bereits als Unterstützung am Arbeitsplatz (vgl. Arntz u. a. 2025). Verbreitete Anwendungsfälle unter den Nutzenden sind hier insbesondere das Generieren, Überarbeiten, Zusammenfassen und Übersetzen von Texten sowie die Informationssuche und Ideenentwicklung (vgl. Kornfeind u. a. 2024). Traditionell ist KI jedoch auch in vielen Fertigungs- und fertigungstechnischen Berufen präsent und aus dem Arbeitsalltag schon seit Längerem nicht mehr wegzudenken (vgl. Grienberger/Matthes/Paulus 2024).

3 Nutzung und Potenziale generativer KI in der beruflichen Bildung

Eine zentrale Herausforderung im berufspädagogischen Kontext ist es, die eigentliche Lernaktivität von Lernenden durch den Einsatz von generativen KI-Tools nicht etwa zu ersetzen – und dadurch die notwendige Kompetenzentwicklung zu unterbinden –, sondern die Tools dazu zu nutzen, Lernprozesse zu bereichern, zu erweitern sowie Individualisierung zu fördern – und dies in allen Phasen der beruflichen Bildung: vom Übergang und Einstieg in die berufliche Bildung (im Sinne beruflicher Orientierung) bis zu Aus- und Weiterbildung.

Im Zuge der **beruflichen Orientierung** (vgl. Weber/Ertelt 2025) oder der Bildungsberatung allgemein (vgl. Stanik 2023) stehen beispielsweise bereits heute generative KI-Chatbots wie der AMS Berufsinformat in Österreich oder der BERUFEBOT der Bundesagentur für Arbeit in Deutschland zur Verfügung, die von Beratungsfachkräften und/oder Ratsuchenden zur Klärung berufskundlicher Fragen unter Einbeziehung gesicherter Wissensquellen genutzt werden können (vgl. Hartmann/Heine 2025). Die Hochschule der Bundesagentur für Arbeit arbeitet bereits an weiteren innovativen Prototypen für die Einbindung von KI in moderne Beratungsprozesse (vgl. Weber/Ertelt 2025).

Auch in der **Ausbildung** werden KI-Systeme bereits vielfach eingesetzt. Der Einsatz von KI-Systemen wie ChatGPT, Claude oder Gemini, reicht von der ausbilderseitigen Aufgabengenerierung und -transformation (vgl. Hardebusch/Jacobs/Jaschke 2024) über die Überarbeitung schriftlicher Unterrichtsplanungen (vgl. Pargmann u. a. 2024) bis hin zur Unterstützung von selbstorganisiertem Lernen von Auszubildenden (vgl. Sauter/Stoller-Schai 2025) oder individualisierten Rückmeldungen beispielsweise im Schreibprozess (vgl. Steppuhn 2023). Auch für Lehrkräfte ist KI zunehmend ein unverzichtbares Werkzeug (vgl. Madizirov 2024; Steppuhn 2023). KI-Modelle können bei der Vorbereitung von Präsentationen und Lernmaterialien ebenso unterstützen wie bei der Analyse von Berichtsheften, Lernstandserhebungen, Referaten oder eigenen Präsentationen (vgl. die Leando-Learnmap 16322 zu „KI in der Ausbildung“[1]).

In der **Weiterbildung** ermöglicht es KI, personalisierte Weiterbildungsangebote zu schaffen und passgenau zu empfehlen (vgl. Fischer/Lorenz/Pabst 2024). Lernende können u. a. ihre eigenen berufsbezogenen Fragen individuell mithilfe von KI klären und so ihr lebenslanges Lernen bedarfsgerecht gestalten (vgl. Fischer u. a. 2023). Weiterbildungsanbieter können KI für die Erstellung oder Variation von Lernmaterialien nutzen (vgl. ebd.). Lernplattformen können die heterogene Zielgruppe beruflicher Weiterbildung sowie die umfangreichen Weiterbildungsbausteine mit KI-basierten Empfehlungsalgorithmen über passgenaue Angebote zusammenführen (vgl. Fischer/Lorenz/Pabst 2024).

Um individuelle Lernprozesse in Bezug auf die Aus- und Weiterbildung effektiv zu unterstützen sowie Bildungsprozesse passgenau zu gestalten, stehen neue Methoden zur Verfügung, die den Einsatz moderner KI systematisch integrieren (vgl. Fischer 2025). Der vorliegende Beitrag widmet sich vor diesem Hintergrund der Fragestellung, wie sich moderne KI für die Analyse von Lernprozessen heranziehen und in Bildungsprozesse einbinden lässt.

1 URL: **https://leando.de/learnmap/16322** (Stand: 17.02.2026).

Konkret wird gezeigt, wie Lernstandsdokumentationen systematisch mit moderner KI analysiert werden können, um Auszubildende und potenziell auch Ausbildende in die Lage zu versetzen, KI kompetent zur Reflexion und Optimierung von Lernständen und -prozessen zu nutzen. Anhand eines konkreten Anwendungsbeispiels aus dem Bereich der beruflichen Ausbildung wird gezeigt, wie mittels einer KI-basierten Inhaltsanalyse nach Fischer (2025) die Effizienz und Objektivität von Analyseprozessen gesteigert werden kann und wie neue Erkenntnisse zu Lernprozessen, zu Kompetenzentwicklung sowie Impulse zur didaktischen Gestaltung und Lernprozessbegleitung generiert werden können. Abschließend werden die methodischen Herausforderungen sowie die rechtlichen und ethischen Implikationen diskutiert, die mit dem Einsatz von KI in der beruflichen Bildung einhergehen. Ziel des vorliegenden Beitrags ist es, eine fundierte Grundlage für den kritischen, verantwortungsvollen und evidenzbasierten Einsatz generativer KI im Kontext von Reflexionsprozessen der beruflichen Bildung zu legen.

4 Lernstandsdokumentation als Analysegegenstand

Im vorliegenden Beitrag wird unter Lernstandsdokumentation grundsätzlich das Erstellen eines Dokuments verstanden (bisweilen auch das Dokument selbst, als pars pro toto), in welchem Informationen zum Lernstand einer Person festgehalten sind (z. B. Zeugnisse, Ergebnisse aus Prüfungen oder einer Potenzialanalyse, Logfiles zu Lernprogrammen). Dokumentierte Lernstände lassen sich analysieren, um daraus beispielsweise Stärken und Schwächen herauszuarbeiten sowie sie systematisch anzugehen. Allgemein hat sich für die Analyse von Inhalten der Begriff „Inhaltsanalyse“ eingebürgert (vgl. Fischer 2025), wobei für die systematische Auswertung von Dokumenten auch mitunter der Begriff „Dokumentenanalyse“ verbreitet ist (vgl. z. B. Fischer/Pfeiffer 2019).

Im Rahmen von **betrieblichen Ausbildungsphasen** erfolgt eine Lernstandsdokumentation oft in Form von regelmäßig verfassten schriftlichen oder elektronischen Ausbildungsnachweisen (teils auch gesetzlich vorgeschrieben, vgl. § 13 Nr. 7 Berufsbildungsgesetz) bzw. durch allgemeine Lernberichte zu beruflich relevanten Tätigkeiten (ggf. multimedial, z. B. mit Texten und Bildern) durch die Lernenden selbst.

Der **schulische Teil** der Ausbildung bzw. überbetriebliche Anteile im Allgemeinen werden in der Regel über Formate wie Schulaufgaben, Kurzarbeiten, Projektdokumentationen, mündliche und ggf. praktische Leistungsbewertungen dokumentiert. In diesem Zusammenhang kann KI deduktiv zur Analyse der Dokumentationen eingesetzt werden (vgl. Bauer u. a. 2025).

Mit Blick auf die **berufliche Weiterbildung** und das lebenslange Lernen sind auch Zertifikate und Abschlüsse als relevante Lernstandsdokumentationen in Betracht zu ziehen (vgl. Nuissl 2003). Diesen kommt im Zuge der zunehmenden Fragmentierung, Agilisierung und Modularisierung von Bildungsprozessen eine zunehmende Bedeutung für die Gestaltung von (Weiter-)Bildungsprozessen zu (vgl. Pabst u. a. 2023).

Im Zuge aktueller Transformationsprozesse nimmt die Bedeutung modularer und agiler Lernprozesse und damit die Bedeutung der Dokumentation und Analyse individueller Lernerfahrungen zu, um zum einen die eigenen Lernkompetenzen zu entwickeln oder zu verbes-

sern und zum anderen individuelle Entwicklungspfade und Kompetenzen für Dritte sichtbar zu machen (vgl. Graf/Gramss/Edelkraut 2022). Auch für die Lernortkooperation bietet die (teil)automatisierte Analyse von Lernstandsdokumentationen wertvolle Potenziale mit Blick auf den effizienten Austausch unterschiedlicher Lernorte zum Lernstand der Lernenden (vgl. Fischer u. a. 2022).

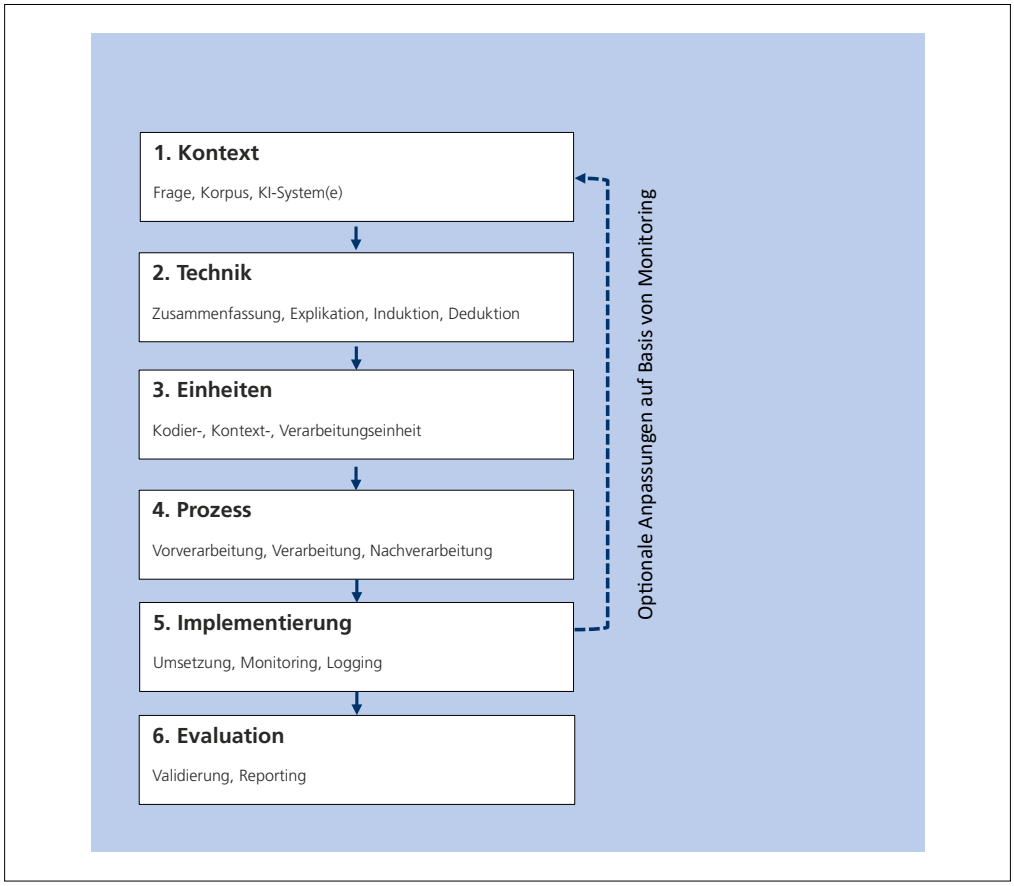
5 KI-basierte Inhaltsanalyse dokumentierter Lernstände

Die KI-basierte Inhaltsanalyse dokumentierter Lernstände kann auf vielfältige Weise eingesetzt werden, um den Lernprozess zu überblicken, zu bewerten und formativ zu gestalten. So kann sie insbesondere auch für Auszubildende und Lernende im Allgemeinen genutzt werden, um eine Selbstreflexion des eigenen Lernstandes zu unterstützen. Beispielsweise kann die Analyse mit Blick auf den Lernstand einen rein zusammenfassenden **summativen** Charakter haben, um die Inhalte zu verdichten und Muster zu identifizieren, aber auch **explikativ** die Lernstandsdokumentation erklären oder in den Kontext externer Materialien stellen (z. B. zwecks Abgleich mit Rahmenlehrplänen oder Ausbildungsordnungen). Sie kann den Lernstand **deduktiv** mit Blick auf vorgegebene Kategoriensysteme, Lernfelder o. Ä. verorten oder sie kann **induktiv** gelernte Themen oder andere für die Analyse relevante Kategorien herausarbeiten (vgl. Fischer 2025).

Anders als traditionelle Formen der qualitativen Inhaltsanalyse kann eine KI-basierte Inhaltsanalyse professionell angewendet mit deutlich geringerem Zeitaufwand auch für größere Mengen an Daten und eine Vielzahl an Lernenden umgesetzt werden. Damit ließe sich z. B. den Bedenken vieler Lehrender an Berufsschulen begegnen, die angeben, sich angesichts der Vielzahl von Auszubildenden mit jeweils unterschiedlichen Betriebszugehörigkeiten in einer Klasse bisher nicht regelmäßig mit den Inhalten der Berichtshefte auseinandersetzen zu können (vgl. Schlenker u. a. 2022). Aber auch für andere Beteiligte am Aus- und Weiterbildungsprozess (inklusive der Lernenden selbst) dürfte eine effiziente und weitgehend automatisierte Auswertung des Lernstandes dazu beitragen, dass Bildungsprozesse vermehrt evaluiert, an unterschiedlichen Lernorten rezipiert und in der Folge verbessert werden können (vgl. Fischer u. a. 2022).

Um die Durchführung einer aussagekräftigen KI-basierten Inhaltsanalyse zu unterstützen, bietet sich die Orientierung am Ablaufmodell von Fischer (2025) an, welches die vielfältigen Möglichkeiten KI-basierter Inhaltsanalyse systematisiert und zu einer sachgemäßen Durchführung anleitet (siehe Abbildung 1).

Abbildung 1: Ablaufmodell KI-basierter Inhaltsanalyse



Quelle: Fischer 2025, S. 16

In einem ersten Schritt sollte man sich nach Fischer (2025) den **(1) Kontext** der angedachten Analyse vergegenwärtigen: Auf welche Fragen soll die Analyse Antwort geben? Welcher Korpus von Materialien ist Gegenstand der Analyse? Welche KI-Systeme stehen zur Verfügung bzw. sollen zum Einsatz kommen? Mit Blick auf den vorliegenden Beitrag ist in diesem Zusammenhang insbesondere auch die Rechtmäßigkeit der angedachten Analyse zu prüfen, da es sich bei der automatisierten Bewertung von Leistungsergebnissen um ein hochriskantes Unterfangen handeln kann, das bildungsbezogene Entscheidungen mitunter wesentlich beeinflussen kann (siehe Kapitel 7).

Vor dem Hintergrund des Analysekontexts sollte man in einem zweiten Schritt eine geeignete **(2) Analysetechnik** auswählen: Geht es allgemein darum, das vorliegende Material inhaltlich zu verdichten (im Sinne einer Zusammenfassung) oder das Material mit einordnenden Erläuterungen und/oder Bezügen zu anderen Materialien anzureichen (im Sinne einer Explikation)? Ist das Ziel, theoretische Kategorien aus dem Material abzuleiten (im Sinne einer Induktion) oder – wie beispielsweise in Benotungsprozessen der Fall – anhand eines

bestehenden Kategoriensystems dem Material zuzuordnen (im Sinne einer Deduktion)? Die Auswahl ist dabei nicht zwangsläufig auf eine einzelne Technik beschränkt, sondern kann auch komplexere Kombinationen von Techniken umfassen (für ausführliche Beispiele sei auf Fischer 2025 oder Fischer u. a. 2026 verwiesen).

In einem dritten Schritt sind **(3) Analyseeinheiten** zu spezifizieren: Welche Einheiten des Materials sollen separat voneinander verarbeitet werden (Verarbeitungseinheit)? Welche Aspekte einer Verarbeitungseinheit sollen ggf. separat kodiert bzw. besprochen werden (Kodiereinheit)? Welchem größeren Kontext ist die Verarbeitungseinheit im Zuge der Analyse zuzurechnen (Kontexteinheit)? Wichtig werden die unterschiedlichen Einheiten insbesondere, wenn größere Mengen an Materialien analysiert werden sollen (z. B. vielseitige Ausbildungsnachweise von mehreren Personen). Bei der Analyse einzelner kurzer Dokumente, die ganzheitlich bewertet werden sollen, können Verarbeitungs-, Kodier- und/oder Kontexteinheit aber auch durchaus auf dasselbe hinauslaufen.

Im nächsten Schritt ist der **(4) Verarbeitungsprozess** auszuarbeiten: Wie ist das Material vor einer Verarbeitung aufzubereiten (Vorverarbeitung)? Wie werden die Verarbeitungseinheiten nacheinander von der KI verarbeitet (Verarbeitung) und wie sind die Antworten der KI ihrerseits aufzubereiten, um zuverlässige Schlüsse aus der Verarbeitung zu ziehen (Nachverarbeitung)? Die Vorverarbeitung umfasst dabei typischerweise das Einfügen der Verarbeitungseinheit in ein sogenanntes Prompt-Template, welches den Inhalt der Verarbeitungseinheit um die eigentliche Arbeitsanweisung zu einer konkreten Aufforderung (einem sogenannten Prompt) ergänzt (z. B. „*Gegeben sei der folgende Text: {Verarbeitungseinheit}\n\n Welche Informationen könnten für den Ausbilder oder den Auszubildenden interessant sein, um den Verlauf der Ausbildung zu bewerten und ggf. zu verbessern?*“). Die eigentliche Verarbeitung erfolgt dann je nach gewähltem KI-System und individuellen Vorlieben beispielsweise manuell über ein grafisches User Interface (GUI), über ein Application Programming Interface (API) oder lokal über ein Command Line Interface (CLI) – wie in Fischer 2025 ausführlicher dargestellt.

Im fünften Schritt folgt die eigentliche **(5) Implementierung**: Der konzipierte Analyseprozess muss umgesetzt werden, wobei sich eine gewissenhafte Überwachung (sogenanntes Monitoring) und Protokollierung (sogenanntes Logging) der Verarbeitungsschritte empfiehlt. Konkret empfiehlt es sich an dieser Stelle in der Regel, die Analyse zunächst mit einer Teilmenge des Materials (oder anderen, ggf. auch separaten Testmaterialien) durchzuführen und zu prüfen, ob alles tatsächlich auch so funktioniert wie erwartet. Sollten die Ergebnisse der Verarbeitung Mängel aufweisen, sieht das Ablaufmodell an dieser Stelle die Rückkehr zum ersten Schritt des Ablaufmodells vor, ab dem wiederum zu jedem Schritt Anpassungen gemacht werden können (sei es die Wahl eines leistungsfähigeren KI-Modells, Ergänzungen der eingesetzten Prompts o. Ä.).

Anschließend empfiehlt es sich, die Ergebnisse im Sinne einer finalen **(6) Evaluation** zu validieren und abschließend der Nachvollziehbarkeit halber im Zuge eines Reports festzuhalten (wobei ein Report optional ist, wenn die Analyse nur für den persönlichen Gebrauch durchgeführt und nicht dokumentiert werden soll).

6 Analysebeispiel eines Berichtsheftes

Im Folgenden soll am Beispiel einer angehenden Fachkraft für Veranstaltungstechnik (siehe Abb. 2) exemplarisch eine einfache KI-basierte Inhaltsanalyse eines Ausbildungsnachweises (nach § 13 Nr. 7 Berufsbildungsgesetz) dargestellt werden.

Abbildung 2: Exemplarischer Ausbildungsnachweis einer Fachkraft für Veranstaltungstechnik

Name

Ausbildungsort

Ausbildungsnachweis Nr. 94 Zeitraum von 13.06. bis 19.06.2016

		Stunden
Montag	13.06.2016 – *Wasserwerk Hattersheim / Produktion TerraX* Heute war der erste Drehtag in Hattersheim. Zuerst teilte uns der Regisseur die einzelnen Drehorte mit. Danach besprachen wir zusammen mit dem ersten Kameramann die geplanten Szenen. Ich leuchtete die Dekoelemente ein und betreute bei den einzelnen Szenen die KinoFlos (Flächenleuchten). Wir verlagerten mehrmals das Set von drinnen nach draußen; dafür bereitete ich einen 4kW-Tageslichtscheinwerfer vor. Beim Dreh draußen achteten wir besonders auf den Sonnenstand, um das natürliche Licht nur zu unterstützen. Nach Drehschluss räumten wir unser Standbymaterial teilweise zurück und bereiteten Abdeckfahnen für den nächsten Drehtag vor.	8 h
Dienstag	14.06.2016 – *Wasserwerk Hattersheim / Produktion TerraX* Zuerst bauten wir das erste Set auf und halfen Schienen für den Kameradolly zu verlegen. Nachdem wir das erste Set grob eingerichtet hatten, bereiteten wir den GreenScreen für die nächsten Szenen vor und leuchteten diesen mit Flächenleuchten gleichmäßig aus. Bei dem heutigen Außendreh nutzen wir hauptsächlich wieder einen 4 kW-Tageslichtscheinwerfer und einen Reflektor, um unsere Moderatorin nur indirekt zu beleuchten. Leider spielte das Wetter nicht mit, so dass wir einige Drehs nach drinnen verschieben mussten und in den Räumen eine Tageslichtstimmung einzuleuchten hatten.	8 h
Mittwoch	15.06.2016 – *Wasserwerk Hattersheim / Produktion TerraX* Heute war der letzte Drehtag in dieser Produktionsstätte. Zuerst bauten wir die GreenScreens in das aktuelle Set. Nachdem ich Dekoelemente in einem Gang geleuchtet hatte, bereitete ich den nächsten Außendreh vor. Dafür bereitete ich einen 4kW-Stufenlinse, eine ARRI M18, verschiedene Folienrahmen und Abdeckfahnen vor. Außerdem half ich, den Kamerakran aufzubauen und das Material vor Regen zu schützen. Als es dunkler war, drehten wir zusammen mit dem THW eine letzte Szene. Dafür simulierten wir mit Stufenlinsen-Scheinwerfer eine Mondlichtstimmung auf das Wasserwerk und simulierten zusätzlich über eine ARRI M8, blaue Folie und einen drehbaren Spiegel Blaulicht von THW-Einsatzwagen. Nachts relevanter Sicherheitsrückbau.	8 h
Donnerstag	16.06.2016 – *Wasserwerk Hattersheim / Produktion TerraX* Heute bauten wir das gesamte Material bis auf Kabel und Verteilungen in der Produktionsstätte Wasserwerk in Hattersheim ab. Nachdem wir das mitgebrachte Material in den LKW geladen hatten, gingen wir noch den Bestand in Hattersheim durch und stellten fehlendes Material fest und protokollierten dies. Danach machten wir noch einen Rundgang übers Gelände um sicherzustellen, dass nirgends noch etwas von uns vergessen wurde und sicherten festverlegte Kabel auf Wettertauglichkeit.	8h
Freitag	17.06.2016 – *ZDF Mainz / Produktion Fernsehgarten* Heute war ich in der Produktion Fernsehgarten für das Kommando zuständig. Zuerst kümmerte ich mich um die Sprechstellen der Kamerakräne, danach stellte ich mich den neuen Regisseuren vor und erklärte ihnen die CCom Anlage. Ich teste mit den Kollegen vom Drahtlos-Ton die InEars, Rücktöne und die Funkkanäle sowie die Ampel auf Funktion und Verständlichkeit. Außerdem wies ich einen neuen EVS Operator in die Besonderheiten der CCom ein. Danach beschäftigte ich mich mit dem Off-Sprecher-Raum und testete auch diesen mit der Ton-Regie. Zwischendurch kümmerte ich mich um einen Fehler einer Sprechstelle von den Kamerakränen und konnte diesen erfolgreich beheben.	7,5h
Samstag	18.06.2016 - Frei -	Sa.
Sonntag	19.06.2016 - Frei -	So.

Bemerkungen

Gesamtstunden 39,5 h

Datum Unterschrift Auszubildender

Datum Unterschrift Ausbilder

Quelle: BIBB 2017, S. 5

Ausbildungsnachweise wie dieser lassen Schlüsse darauf zu, welche Ausbildungsinhalte bereits ausreichend bearbeitet wurden und welche ggf. noch fehlen oder ausbaufähig sind – mit potenziellen Implikationen für die Curriculumsplanung und Feedbackgespräche (z. B. für Ausbilder/-innen) oder für die Selbstreflexion und die Ausgestaltung des eigenen Lernprozesses für Auszubildende.

Für die praktische Umsetzung einer KI-basierten Inhaltsanalyse stehen zahlreiche Tools zur freien Verfügung: Beispielsweise kann man die seit ChatGPT allseits bekannten Web-Interfaces zu großen Sprachmodellen (z. B. **huggingface.co/chat**) ebenso nutzen wie lokale Alternativen (z. B. freie KI-Modelle wie Gemma-4 über Tools wie LMStudio oder Jan.AI, oder über Programmiersprachen wie Python oder C/C++). Lokale Alternativen sind dabei insbesondere mit Blick auf die Verarbeitung sensibler und potenziell personenbeziehbarer Daten deutlich zu bevorzugen, da die Dateneingaben nicht an externe Anbieter versendet und damit auch nicht für das Training der großen Sprachmodelle verwendet werden können (vgl. Fischer 2025).

Tabelle 1 zeigt beispielhaft mögliche Assoziationen für Ausbilder/-innen und Auszubildende/-n auf Basis des Ausbildungsnachweises aus Abbildung 2. Die Ausführungen in Tabelle 1 wurden zu Demonstrationszwecken durch das KI-Modell Gemini (Google) generiert anhand des allgemein gehaltenen Prompt-Templates: *„Gegeben sei der folgende Ausbildungsnachweis – welche Informationen könnten für die Ausbilder*innen oder den Auszubildenden interessant sein, um den Verlauf der Ausbildung zu bewerten und ggf. zu verbessern? {Ausbildungsnachweis}."*

Tabelle 1: Exemplarische KI-generierte Assoziationen für Ausbilder/-innen und Auszubildende

Zielgruppe	Auswertungsaspekt	Konkrete Fragen für das Feedback-Gespräch
Ausbilder	**Feedback (positiv)**	Den schnellen und erfolgreichen Wechsel zwischen den Produktionen (*TerraX* vs. *Fernsehgarten*) und die Übernahme der „Kommando"-Rolle herausstellen.
Ausbilder	**Curriculumsplanung**	Ist die Kommunikations- und Koordinationstechnik (*Kommando*, CCom) ein fest eingeplanter Bestandteil der Ausbildung? Wenn ja, sollte diese Woche als voller Erfolg in diesem Bereich gewertet werden. Wenn nicht, sollte überlegt werden, diesen Bereich auszubauen, da hier offensichtlich Stärken liegen.
Auszubildender	**Selbstreflexion**	Wie war der Umstieg von der Lichttechnik zur Kommunikationstechnik? Welche Aufgaben in der *Fernsehgarten*-Produktion haben besonders viel Spaß gemacht/waren besonders fordernd?
Auszubildender	**Vertiefung**	Welche Prinzipien stecken hinter der Mondlicht-/Blaulicht-Simulation? Was genau war der Fehler an der Sprechstelle und wie wurde er behoben? (Prüfung des Tiefenwissens)
Auszubildender	**Zukunftsorientierung**	Würde sich der Auszubildende in Zukunft eher auf die technische Gestaltung (Licht, Kamera) oder auf die Koordination (Kommando, Regieassistenz) konzentrieren wollen?

Quelle: Google, Gemini 3 Flash, 15.01.2026

Selbstverständlich lässt sich das Prompt-Template bei Bedarf auch flexibel den eigenen Anforderungen anpassen, um beispielsweise die Anregungen für Auszubildende getrennt von jenen für Ausbilder/-innen anzufragen oder um bestimmte Auswertungsaspekte in den Fokus zu rücken. Anregungen für die Formulierung zielführender Prompts finden sich zahlreich in Fischer (2025). Auch die weiterführende Erläuterung der Ergebnisse vor dem Hintergrund zusätzlicher Materialien (z .B. betriebliche Ausbildungspläne, Ausbildungsordnungen oder Rahmenlehrpläne) wäre eine denkbare Erweiterung (z. B. *„Analysiere diesen Bericht im Vergleich zum bereitgestellten Auszug des betrieblichen Ausbildungsplans und beurteile, ob die beschriebenen Tätigkeiten die Lernziele des aktuellen Ausbildungszeitraums abdecken und wo ggf. noch Lücken bestehen“*), wobei die Materialien je nach genutztem Tool entweder als Dokumente angehängt und via Retrieval-Augmented Generation in die Analyse einbezogen oder direkt als Text (ggf. auszugsweise) in den Prompt integriert werden können (vgl. Fischer 2025).

7 Grenzen und Risiken KI-basierter Lernstandsdokumentationsanalysen

Grundsätzlich kann man KI-basierte Inhaltsanalysen auf vielfältige Weisen vornehmen (für einen Überblick siehe Fischer 2025), allerdings ist es ethisch und rechtlich geboten, sich beim Einsatz von KI neben den Potenzialen auch die Grenzen und Risiken zu vergegenwärtigen:

Irren mag menschlich sein, aber auch Antworten moderner KI können falsch sein, selbst wenn sie plausibel klingen sollten (sogenannte Halluzinationen). Sie können systematische Urteilsverzerrungen aufweisen (sogenannte Biases), und je nach Vorgehensweise kann die Verarbeitung der Daten mit den Anforderungen der Datenschutzgrundverordnung in Konflikt stehen oder mit rechtlichen Anforderungen aus der KI-Verordnung der EU einhergehen (vgl. Fischer u. a. 2023).

Dies gilt allgemein für KI-basierte Inhaltsanalysen (vgl. Fischer 2025), ist aber mit Blick auf die Auswertung von Lernständen besonders zu beachten, da die KI-basierte Bewertung von Lernergebnissen (im Rahmen einer beruflichen, also nicht rein persönlichen Tätigkeit, vgl. Artikel 2 Absatz 10 KI-Verordnung) in der Regel dem Bereich der Hochrisiko-KI-Systeme (Kapitel 3 KI-Verordnung) zuzuordnen sind. Darunter fallen konkret u. a. KI-Systeme,

> „die bestimmungsgemäß für die Bewertung von Lernergebnissen verwendet werden sollen, einschließlich des Falles, dass diese Ergebnisse dazu dienen, den Lernprozess natürlicher Personen in Einrichtungen oder Programmen aller Ebenen der allgemeinen und beruflichen Bildung zu steuern“ (Anhang III KI-Verordnung).

Auch KI-Systeme mit allgemeinem Verwendungszweck zu nutzen, ist an dieser Stelle kein Ausweg aus der Verantwortlichkeit, weil selbst Anwender/-innen bzw. Betreiber/-innen (im Sinne von Artikel 3 KI-Verordnung) und andere Personengruppen als Anbieter eines Hochrisiko-Systems im Sinne der Verordnung gelten können. Dies ist u. a. dann der Fall,

> „wenn sie die Zweckbestimmung eines KI-Systems, einschließlich eines KI-Systems mit allgemeinem Verwendungszweck, das nicht als hochriskant eingestuft wurde und bereits in Verkehr gebracht oder in Betrieb genommen wurde, so verändern, dass das betreffende KI-System zu einem Hochrisiko-KI-System im Sinne von Artikel 6 wird" (Artikel 25 Absatz 1 lit. c KI-Verordnung).

Allerdings gilt ein KI-System, das bestimmungsgemäß für die Bewertung von Lernergebnissen verwendet werden soll (im Sinne von Anhang III KI-Verordnung) *„nicht als hochriskant, wenn es kein erhebliches Risiko der Beeinträchtigung in Bezug auf die Gesundheit, Sicherheit oder Grundrechte natürlicher Personen birgt, indem es u. a. nicht das Ergebnis der Entscheidungsfindung wesentlich beeinflusst"* (Artikel 6 Absatz 3 KI-Verordnung). Dies gilt z. B., wenn das KI-System dazu bestimmt ist, eine eng gefasste Verfahrensaufgabe durchzuführen, eine bereits abgeschlossene menschliche Tätigkeit zu verbessern, eine bereits abgeschlossene menschliche Bewertung nicht ohne menschliche Überprüfung zu beeinflussen oder eine vorbereitende Aufgabe für eine Bewertung durchzuführen, die für die Zwecke der in Anhang III KI-Verordnung aufgeführten Anwendungsfälle relevant ist. Grundsätzlich immer als hochriskant gilt ein in Anhang III KI-Verordnung aufgeführtes KI-System, wenn es ein Profiling natürlicher Personen vornimmt (Artikel 6 Absatz 3 KI-Verordnung).

Da die Autoren selbst keine Juristen sind, sei an dieser Stelle darauf hingewiesen, dass der vorliegende Beitrag mit Blick auf juristische Aussagen lediglich auf Primärquellen verweist (ohne Gewähr), die für rechtssichere Aussagen zum Gegenstandsbereich von den Leserinnen und Lesern ebenso gewissenhaft nachgeschlagen und rezipiert werden sollten wie die einschlägige juristische Fachliteratur. In einem Rechtsgutachten von Hoeren (2025) wird beispielsweise der Schluss gezogen, dass die genannte Ausnahmeregelung in Artikel 6 Absatz 3 KI-Verordnung dann greife, wenn ein KI-System lediglich zum Zweck des unverbindlichen Feedbacks oder eines unverbindlichen Notenvorschlags durch den/die Prüfer/-in herangezogen wird (vgl. ebd, S. 30), sofern das Ergebnis des KI-Systems kritisch hinterfragt und lediglich als vorbereitende Maßnahme für den Bewertungsprozess betrachtet wird, wobei die Verantwortung für die anschließende Prüfung und Letztentscheidung beim Prüfer bzw. bei der Prüferin liege (vgl. ebd., S. 90f.). Bezüglich der Steuerung von Lernprozessen seien KI-basierte Selbstlernangebote sowie Feedbackinstrumente, die sich ausschließlich an Studierende richten, von Anhang III KI-Verordnung nicht erfasst, da sie nicht mit entsprechendem Risiko einhergehen würden (vgl. ebd., S. 31).

Vor dem Hintergrund dieses Rechtsgutachtens scheint es vergleichsweise wenig riskant, KI-Systeme zur Analyse von Lernstandsdokumentationen zum Zwecke der Zusammenfassung und der Explikation zu verwenden. Hingegen sollte man sich speziell bei der KI-basierten Bewertung von Lernergebnissen und der KI-basierten Steuerung von Lernprozessen des hohen Risikos bewusst sein, das damit verbunden sein kann (wobei auch hier Anwendungen mit geringem Risiko möglich sind, z. B. die Überprüfung bereits gefasster Entscheidungen im Sinne von Artikel 6 Absatz 3 KI-Verordnung).

8 Reflexion und Fazit

Der Einsatz von moderner KI findet im Arbeitsumfeld zunehmend Verbreitung. Entsprechend stark ist das Interesse an fundierten Einsatzmöglichkeiten von KI auch in beruflichen Bildungskontexten. Der vorliegende Beitrag gibt einen Überblick über Möglichkeiten und Grenzen, die moderne KI bzw. KI-basierte qualitative Inhaltsanalyse als Werkzeug zur Reflexion und Gestaltung beruflicher Bildung bietet.

Angesichts der Vielzahl unterschiedlicher Arten von Lernstandsdokumentation im deutschen (Berufs-)Bildungssystem wurde mit der KI-basierten Inhaltsanalyse nach Fischer (2025) eine allgemein einsetzbare Methode zur Analyse von Dokumenten und Kommunikationsinhalten vorgestellt, die sich nutzen lässt, um als Lernende/-r Rückschlüsse auf den eigenen Lernstand zu ziehen oder sich als Auszubildende/-r bzw. Lehrende/-r ein Bild vom Lernstand der Lernenden und den Implikationen für das eigene Vorgehen zu machen.

Bewusst sein sollte man sich in diesem Zusammenhang nicht nur der Grenzen und Risiken, die sich aus der Funktionsweise moderner KI im Allgemeinen ergeben (vgl. Feldmann/Zemanek 2024). Man sollte auch die möglichen Risiken berücksichtigen, die speziell eine KI-basierte Auswertung des Lernstandes für die Lernenden mit sich bringen kann – mit Blick auf den Datenschutz, und die gravierenden Implikationen, die solche Auswertungen für den weiteren Lebenslauf der Lernenden haben können (vgl. Hoeren 2025). Grundsätzlich kann KI in der beruflichen Bildung die Bildungsfachkräfte auf vielfältige Weise entlasten und Lernprozesse junger Menschen unterstützen – nicht jedoch die Beziehung zum Lehrpersonal ersetzen (vgl. Fernandez 2023).

Vor diesem Hintergrund empfiehlt sich ein kontrollierter, systematischer und methodologisch fundierter Einsatz von KI durch entsprechend geschultes Personal, sobald der Einsatz in beruflichen Kontexten erfolgt (bzw. über persönliche Selbstreflexion des eigenen Lernstandes hinausgeht). Grundsätzlich weist moderne KI ein großes Potenzial auf, um Lernprozesse systematisch zu reflektieren und zu gestalten. Dieses Potenzial können sich Auszubildende ebenso zunutze machen wie verantwortungsbewusste Ausbilder/-innen – reflektiert und unter Berücksichtigung der genannten Grenzen und Risiken. Auch in wissenschaftlichen Kontexten findet die KI-basierte Inhaltsanalyse zunehmend Einsatz zur Analyse unterschiedlicher Datenquellen im (Berufs-)Bildungskontext und darüber hinaus (exemplarisch sei z. B. auf die Analyse von Leistungs- und Verhaltensbeurteilungen in Bauer u.a. 2025 oder die Analyse von Stellenanzeigen in Fischer u. a. 2026 verwiesen). Aktuell wird die KI-basierte Inhaltsanalyse in einer Reihe weiterer Studien erprobt und weiterentwickelt.

Auch unabhängig von den eingesetzten Tools und Technologien sollte man sich vergegenwärtigen, dass es noch stets menschliche Lehr- und Lernprozesse sind, die im Mittelpunkt des pädagogischen Bemühens stehen. Insofern gilt auch in diesem Zusammenhang unverändert das Wort Immanuel Kants: *„Handle so, dass du die Menschheit sowohl in deiner Person als in der Person eines jeden andern jederzeit zugleich als Zweck, niemals bloß als Mittel brauchest“* (Kant 1785/1903, S. 429).

Literatur

Arntz, Melanie; Baum, Myriam; Dorau, Ralf; Hartwig, Matthias; Lehmer, Florian; Meyer, Sophie-Charlotte; Schlenker, Oliver; Tisch, Anita; Wischniewski, Sascha: Digitalisierung und Wandel der Beschäftigung (DiWaBe 2.0): Eine Datengrundlage für die Erforschung von Künstlicher Intelligenz und anderer Technologien in der Arbeitswelt. Dortmund 2025. DOI: **https://doi.org/10.21934/baua:bericht20250225**

Bauer, Philipp; Fischer, Andreas; Herdegen; Natalie, Kugler; Philipp, Boockmann, Bernhard; Hecker, Kristin: Evaluation der Berufseinstiegsbegleitung in Sachsen (BerEbS) – Auswirkungen der landesspezifischen Änderungen. Abschlussbericht. f-bb-Bericht 01/2025. Nürnberg 2025. URL: **https://www.f-bb.de/de/unsere-arbeit/publikationen/evaluation-der-berufseinstiegsbegleitung-in-sachsen-berebs-auswirkungen-der-landesspezifischen/** (Stand: 17.02.2026)

BIBB – Bundesinstitut für Berufsbildung (Hrsg.): Beispiele Ausbildungsnachweis. Zusatzmaterial, ergänzt AUSBILDUNG GESTALTEN: Fachkraft für Veranstaltungstechnik. Bonn 2017. URL: **https://www.bibb.de/dienst/berufesuche/de/index_berufesuche.php/practice_examples/checklisten_und_muster/AG_FkVt_Kap2_Ausbildungsnachweise.pdf** (Stand: 17.02.2026)

Europäisches Parlament (Hrsg.): Was ist künstliche Intelligenz und wie wird sie genutzt? 2023. URL: **https://www.europarl.europa.eu/topics/de/article/20200827STO85804/was-ist-kunstliche-intelligenz-und-wie-wird-sie-genutzt** (Stand: 17.02.2026)

Feldmann, Sebastian; Zermanek, Georg: Nutzen und Gefahren von Systemen wie ChatGPT in der Lehre des Maschinenbaus. In: Lernen und lehren: Elektrotechnik, Informationstechnik, Metalltechnik, Fahrzeugtechnik 39 (2024) 153, S. 35–40

Fernandez, Verónica: KI in der beruflichen Bildung: eine Annäherung. 2023. URL: **https://www.ueberaus.de/wws/ki-in-der-beruflichen-bildung.php** (Stand: 17.02.2026)

Fischer, Andreas: Die Zukunft der Qualitativen Inhaltsanalyse im Zeitalter Künstlicher Intelligenz. Ein Ablaufmodell KI-basierter Inhaltsanalyse. In: f-bb-online (2025) 03/25. URL: **https://www.f-bb.de/unsere-arbeit/publikationen/die-zukunft-der-qualitativen-inhaltsanalyse-im-zeitalter-kuenstlicher-intelligenz-ein-ablaufmodell/** (Stand: 17.02.2026)

Fischer, Andreas: How to determine the unique contributions of input-variables to the nonlinear regression function of a multilayer perceptron. In: Ecological Modelling (2015) 309, S. 60–63.

Fischer, Andreas; Jöchner, Anna; Pabst, Christopher; Lorenz, Sabrina; Schley, Thomas: KI-basierte Personalisierung berufsbezogener Weiterbildung. Ein Praxisleitfaden für Bildungsanbieter. Bielefeld 2023. DOI: **https://doi.org/10.3278/9783763976447**

Fischer, Andreas; Lorenz, Sabrina; Dauser, Dauser; Schley, Thomas: Modelle der Lernortkooperation und die Feststellung von Entwicklungspotenzialen. In: Kretschmer, Susanne; Pfeiffer, Iris (Hrsg.): Lernortkooperation in der Ausbildung digital denken? Befunde und Impulse zur Lernortkooperation im Zeitalter digitaler Bildung. Bielefeld 2022, S. 225–235

Fischer, Andreas; Lorenz, Sabrina; Pabst, Christopher: Empfehlungen zur beruflichen Weiterbildung – Entwicklung eines KI-basierten Entscheidungsmanagements. In: Berufsbildung in Wissenschaft und Praxis 53 (2024) 1, S. 32–34. URL: **https://www.bwp-zeitschrift.de/dienst/publikationen/de/19425** (Stand: 25.02.2026)

Fischer, Andreas; Pfeiffer, Iris: Zugänge zur beruflichen Aufstiegsfortbildung nach Bachelorabschluss? Eine Dokumentenanalyse von Fortbildungsordnungen. In: Berufsbildung in Wissenschaft und

Praxis 48 (2019) 5, S. 56–57. URL: **https://www.bwp-zeitschrift.de/dienst/publikationen/de/10554** (Stand: 25.02.2026)

Fischer, Andreas; Sebesta, Victor; Schmitt, Melanie; Hecker, Kristin: KI-basierte Inhaltsanalyse von Stellenanzeigen der Automobilindustrie. In: Zeitschrift für Arbeitswissenschaft (2026). DOI: **https://doi.org/10.1007/s41449-026-00503-x**

Graf, Nele; Gramss, Denise; Edelkraut, Frank: Agiles Lernen: Neue Rollen, Kompetenzen und Methoden im Unternehmenskontext. Freiburg 2022

Grienberger, Katharina; Matthes, Britta; Paulus, Wiebke: Folgen des technologischen Wandels für den Arbeitsmarkt: Vor allem Hochqualifizierte bekommen die Digitalisierung verstärkt zu spüren. IAB-Kurzbericht 5|2024, 2024. DOI: **https://doi.org/10.48720/IAB.KB.2405**

Hardebusch, Timo; Jacobs, Sven; Jaschke, Steffen: Aufgaben mit ChatGPT generieren: eine Einführung mit Prompttemplates am Beispiel Datenbankabfragen. In: Lernen und lehren: Elektrotechnik, Informationstechnik, Metalltechnik, Fahrzeugtechnik 39 (2004) 153, S. 29–34

Hartmann, Wendy; Heine, Alexander: Der neue KI – Assistent in der Berufsberatung: BERUFEBOT – effizient, sicher, immer für Sie da! 2025. URL: **https://dvb-fachverband.de/wp-content/uploads/2025/01/Poster_03_Hartmann_Heine.pdf** (Stand: 17.02.2026)

Hoeren, Thomas: Rechtsgutachten zur Bedeutung der europäischen KI-Verordnung. 2025. DOI: **https://doi.org/10.13154/294-13421**

Kant, Immanuel: Grundlegung zur Metaphysik der Sitten, Akademieausgabe. Berlin 1785/1903. URL: **https://korpora.org/kant/aa04/429.html** (Stand: 17.02.2026)

Kornfeind, Julia; Grundrum, Ellen; Ragasits, Stefan; Bächler, Leandra: Generative KI bei der Arbeit – der flexible Mensch in der Arbeitswelt 4.0. Ergebnisse der quantitativen Befragung. IAP Studie 2024 – 8. Studie der IAP Studienreihe. Zürich 2024. URL: **https://www.zhaw.ch/storage/psychologie/upload/iap/studie/8._IAP_Studie_-_Generative_KI_bei_der_Arbeit.pdf** (Stand: 17.02.2026)

Madizirov, Pavle: Die Zukunft gehört der Künstlichen Intelligenz: Strategien, Chancen und Herausforderungen für Lehrkräfte. In: Der berufliche Bildungsweg 65 (2024) 9, S. 22–24

Nuissl, Ekkehard: Leistungsnachweise in der Weiterbildung. In: REPORT 4 (2003), S. 9–24

Pabst, Christopher; Jöchner, Anna; Fischer, Andreas; Lorenz, Sabrina; Schley, Thomas: Modularisierung berufsbezogener Weiterbildung. Ein Praxisleitfaden für Bildungsanbieter, Band 74. Bielefeld 2023. DOI: **https://doi.org/10.3278/9783763976461**

Pargmann, Julia; Riebenbauer, Elisabeth; Leube, Anna; Berding, Florian; Slopinski, Andreas; Rebmann, Karin: Der Einsatz von künstlicher Intelligenz zur Unterrichtsplanung in der beruflichen Bildung – exemplarische Möglichkeiten mit der elektronisch-didaktischen Assistenz EDDA. In: Lernen und lehren: Elektrotechnik, Informationstechnik, Metalltechnik, Fahrzeugtechnik 39 (2024) 153, S. 22–29

Sauter, Werner; Stoller-Schai, Daniel: Selbstorganisiertes Lernen mit generativer KI: neue dialogische Lernwelten im beruflichen Kontext. Stuttgart 2025

Schlenker, Lars; Neuburg, Carmen; Jörke, Desireé; Preissler, Anzhela: Wie Lernorte über das Online-Berichtsheft kooperieren (können). Ausgewählte empirische Befunde aus dem Verbundprojekt DiBBLok. In: Kretschmer, Susanne; Pfeiffer, Iris (Hrsg.): Lernortkooperation in der Ausbildung digital denken? Befunde und Impulse zur Lernortkooperation im Zeitalter digitaler Bildung. Bielefeld 2022, S. 163–172

Stanik, Tim: ChatGPT und die Beratung in Bildung und Beschäftigung: ein Selbstversuch. In: dvb forum 62 (2023) 2, S. 23–27. URL: **https://res.bibb.de/vet-repository_781752** (Stand: 17.02.2026)

Steppuhn, Detlef: Der Einsatz künstlicher Intelligenz in Schulen. In: Bildung und Beruf 4 (2023) 4, S. 122–125

Vaswani, Ashish; Shazeer, Noam; Pamar, Niki; Uszkoreit, Jakob; Jones, Llion; Gomez, Aidan N.; Kaiser, Lukasz; Polosukhin, Illia: Attention is all you need. Advances in neural information processing systems. CoRR, abs/1706.03762, 2017. URL **http://arxiv.org/abs/1706.03762** (Stand: 17.02.2026)

Weber, Peter; Ertelt, Bernd-Joachim: Einbindung von KI in die Beratung – Ein Werkstattbericht. In: dvb forum (2025) 1, S. 53–55

Die Autoren

Dr. Andreas Fischer
Forschungsinstitut Betriebliche Bildung (f-bb) gGmbH
Andreas.fischer@f-bb.de
https://orcid.org/0009-0006-0748-6076

Dr. Andreas Fischer ist wissenschaftlicher Mitarbeiter am Forschungsinstitut Betriebliche Bildung (f-bb). Er forscht u. a. zu Künstlicher Intelligenz, Transformation, Kompetenzmessung und Teilqualifikationen.

Diplom-Handelslehrer Thomas Schley
Forschungsinstitut Betriebliche Bildung (f-bb) gGmbH
thomas.schley@f-bb.de
https://orcid.org/0009-0005-0486-0395

Thomas Schley ist Projektgruppenleiter am Forschungsinstitut Betriebliche Bildung (f-bb). Seine Arbeits- und Forschungsschwerpunkte umfassen den Wandel von Arbeits- und Lernwelten, die Professionalisierung des Bildungspersonals, Fragen der Inklusion und beruflichen Rehabilitation sowie Aspekte der ökologischen Transformation.

Ronald Worgatsch

Generative KI im E-Learning: Herausforderungen und Handlungsempfehlungen für die betriebliche Weiterbildung

1 Einleitung

Die Digitalisierung hat Lernprozesse in Organisationen in den vergangenen Jahren nicht nur technisch, sondern auch didaktisch verändert (vgl. Bashir/Lapshun 2025, S. 8).[1] An die Stelle linearer und standardisierter Weiterbildungsformate treten zunehmend digitale Lernsettings, die selbstgesteuertes Lernen, adaptive Lernpfade sowie kontinuierliche Rückmeldungen ermöglichen (vgl. Zawacki-Richter u. a. 2019, S. 3–4). Diese Entwicklung wird insbesondere durch den Einsatz datenbasierter Systeme vorangetrieben, die Lernaktivitäten analysieren und zur gezielten Steuerung von Lernprozessen herangezogen werden können (vgl. Guerrero-Quiñonez u. a. 2023, S. 275). Im betrieblichen Kontext eröffnen solche digitalen und datenorientierten Ansätze neue Möglichkeiten, Weiterbildungsangebote flexibler, skalierbarer und bedarfsorientierter zu gestalten (vgl. Halachev 2024, S. 172–173).

In diesem Zusammenhang wird das Konzept des E-Learning 4.0 als Weiterentwicklung bestehender digitaler Lernformen diskutiert, das eine stärkere Personalisierung von Lernprozessen, eine höhere Flexibilität von Lernangeboten sowie die Nutzung von Lern- und Nutzungsdaten zur kontinuierlichen Optimierung von Weiterbildungsmaßnahmen vorsieht (vgl. Guerrero-Quiñonez u. a. 2023, S. 275). Innerhalb dieser Entwicklung kommt Künstlicher Intelligenz (KI) eine zunehmend zentrale Rolle zu. KI wird dabei als Oberbegriff für unterschiedliche algorithmische Verfahren verstanden, während generative KI einen spezifischen Teilbereich darstellt, der durch die Fähigkeit gekennzeichnet ist, auf Basis großer Datenmengen eigenständig neue Inhalte wie Texte, Bilder oder Videos zu erzeugen (vgl. García-Peñalvo/Vázquez-Ingelmo 2023, S. 12–13). Diese begriffliche Abgrenzung ist für den vorliegenden Beitrag zentral, da sich die Analyse explizit auf generative KI-Systeme im Kontext betrieblicher Weiterbildung bezieht.

Generative KI wird in der Bildungsforschung insbesondere mit Potenzialen zur Unterstützung adaptiver Lernpfade, zur Individualisierung von Lernmaterialien sowie zur Effizienzsteigerung in der Content-Erstellung in Verbindung gebracht (vgl. Zawacki-Richter u. a. 2019, S. 3–4). Darüber hinaus können generative KI-Systeme Lernprozesse durch automatisierte Feedbackmechanismen begleiten und so selbstgesteuertes Lernen unterstützen, sofern sie pädagogisch sinnvoll eingebettet werden (vgl. Luckin/Holmes 2016, S. 24–26). Im betrieblichen Kontext wird diskutiert, dass generative KI zur strategischen Steuerung von Lern-

1 Bei der Erstellung dieses Beitrags wurde generative künstliche Intelligenz (ChatGPT, OpenAI, Version 5.0) unterstützend für sprachliche Formulierungen sowie für die Strukturierung einzelner Textpassagen eingesetzt.

und Weiterbildungsprozessen beitragen kann, etwa durch die bedarfsorientierte Bereitstellung von Lerninhalten oder die Skalierung bestehender E-Learning-Angebote (vgl. Halachev 2024, S. 172–173; O'Dea 2024, S. 812).

Trotz dieser in der Literatur beschriebenen Potenziale zeigt sich, dass der Einsatz von KI im betrieblichen E-Learning bislang nur in begrenztem Ausmaß erfolgt. Eine Benchmarking-Studie zur betrieblichen Bildung im digitalen Wandel von 2020 weist darauf hin, dass sich zum Zeitpunkt der Erhebung lediglich knapp drei Prozent der Unternehmen in der DACH-Region intensiver mit KI im E-Learning auseinandersetzten, während ein Großteil angab, sich noch nicht systematisch mit dieser Thematik beschäftigt zu haben (vgl. Siepmann 2020, S. 25–27). Diese Ergebnisse sind jedoch im zeitlichen Kontext der Studie zu interpretieren, da generative KI-Systeme in der damaligen Zeit noch nicht in der heutigen Breite verfügbar waren. Die geringe Verbreitung kann daher weniger als grundsätzliche Ablehnung, sondern vielmehr als Ausdruck eines frühen technologischen Entwicklungsstadiums verstanden werden. Als zentrale Hemmnisse werden insbesondere fehlende technische Ressourcen, unzureichendes Know-how sowie Unsicherheiten in Bezug auf Datenschutz, ethische Verantwortung und organisationale Akzeptanz identifiziert (vgl. Siepmann 2020, S. 25–27; Bai u. a. 2023, S. 96).

Während die Forschung zum Einsatz von KI im Bildungsbereich in den letzten Jahren deutlich zugenommen hat, konzentrieren sich bestehende Studien überwiegend auf schulische und hochschulische Kontexte (vgl. Zawacki-Richter u. a. 2019, S. 3–4; Bai u. a. 2023, S. 96; Hollands/Breazeal 2024, S. 36). Für den betrieblichen Bereich liegen zwar einzelne Arbeiten zu E-Learning und Digitalisierung vor, systematische empirische Analysen zum Einsatz generativer KI in der betrieblichen Weiterbildung sind jedoch bislang rar, insbesondere im Kontext österreichischer Großunternehmen (vgl. Belokopytova 2020; Ghazinoory/Afshari-Mofrad 2012, S. 235). Zudem fokussieren viele bestehende Untersuchungen primär auf technologische oder infrastrukturelle Aspekte, während strategische Erwartungen, organisationale Einbettung und didaktische Implikationen generativer KI vergleichsweise wenig empirisch beleuchtet werden (vgl. Zawacki-Richter u. a. 2019, S. 3–4).

Vor diesem Hintergrund verfolgt der vorliegende Beitrag das Ziel, auf Basis von leitfadengestützten Experteninterviews mit Verantwortlichen aus E-Learning und Personalentwicklung in österreichischen Großunternehmen zu untersuchen, welche konkreten Einsatzmöglichkeiten generativer KI aktuell wahrgenommen werden, welche strategischen Erwartungen mit ihrem Einsatz verbunden sind und welche Herausforderungen die Implementierung begleiten. Der Fokus liegt dabei nicht auf der Bewertung einzelner Technologien, sondern auf der Analyse didaktischer, organisationaler und strategischer Perspektiven. Damit soll ein Beitrag zur aktuellen Diskussion geleistet werden, der generative KI nicht isoliert als technologische Innovation betrachtet, sondern als Bestandteil datenorientierter Lernarchitekturen im Sinne von E-Learning 4.0 einordnet und zugleich die Notwendigkeit pädagogischer Einbettung sowie organisationaler Rahmung hervorhebt (vgl. Luckin/Holmes 2016, S. 24–26; Zawacki-Richter u. a. 2019, S. 3–4).

2 Theoretische und thematische Einbettung

Die theoretische Rahmung dieses Beitrags basiert auf drei miteinander verknüpften Perspektiven: dem Verständnis von E-Learning 4.0 als datenorientierte Weiterentwicklung digitaler Lernformate, dem Konzept der AI-Literacy sowie Ansätzen zur pädagogischen Einbettung von KI in Lernprozesse. Diese Konzepte werden nicht isoliert betrachtet, sondern dienen als analytischer Bezugsrahmen für die Auswertung und Interpretation der empirischen Ergebnisse. Ziel ist es, generative KI nicht ausschließlich als technologische Innovation zu verstehen, sondern ihre Bedeutung für didaktische Gestaltung, organisationale Einbettung und strategische Weiterbildungsprozesse sichtbar zu machen.

Die Auswahl dieser theoretischen Perspektiven basiert auf einem systematischen Literaturreview, das im Rahmen einer Masterarbeit durchgeführt wurde (vgl. Worgatsch 2025). Das Review diente dazu, zentrale Diskurse, wiederkehrende Herausforderungen sowie Gelingensbedingungen im Zusammenhang mit KI und E-Learning im Bildungs- und Weiterbildungskontext zu identifizieren. Auf dieser Grundlage wurden die Untersuchungskategorien entwickelt und der Interviewleitfaden konzipiert. Die nachfolgenden Abschnitte fassen jene theoretischen Annahmen zusammen, die im Ergebnisteil gezielt zur Strukturierung und Einordnung der empirischen Befunde herangezogen werden.

2.1 E-Learning 4.0 im Kontext betrieblicher Weiterbildung

E-Learning bezeichnet den Einsatz digitaler Technologien zur Unterstützung formeller und informeller Lernprozesse und hat sich insbesondere im betrieblichen Kontext als zentrales Instrument der Aus- und Weiterbildung etabliert. Während frühe Formen des E-Learning primär auf die digitale Bereitstellung bestehender Inhalte abzielten, wird unter dem Begriff E-Learning 4.0 eine daten- und technologiegestützte Weiterentwicklung verstanden, die auf Personalisierung, Flexibilisierung und adaptive Lernprozesse ausgerichtet ist (vgl. Guerrero-Quiñonez u. a. 2023, S. 275).

Charakteristisch für E-Learning 4.0 ist die verstärkte Nutzung von Lern- und Nutzungsdaten zur Analyse von Lernverhalten sowie zur kontinuierlichen Optimierung von Lernangeboten. Lernprozesse werden dabei nicht mehr als statische Abfolge standardisierter Inhalte konzipiert, sondern als dynamische, individuell anpassbare Lernpfade. Dieser Ansatz ermöglicht es, Lernangebote stärker an individuelle Vorkenntnisse, Lernziele und Lernfortschritte anzupassen und gleichzeitig skalierbar bereitzustellen.

Im betrieblichen Kontext gewinnt E-Learning 4.0 besondere Bedeutung, da Unternehmen vor der Herausforderung stehen, Weiterbildungsmaßnahmen effizient, flexibel und bedarfsorientiert zu gestalten. Digitale Lernplattformen, asynchrone Lernformate und datenbasierte Steuerungsmechanismen ermöglichen es, formale Trainings, selbstgesteuerte Lernphasen und arbeitsplatznahe Lernformen miteinander zu verknüpfen und lebenslanges Lernen systematisch zu unterstützen (vgl. Halachev 2024, S. 172–173). Generative KI wird in diesem Zusammenhang als eine technologische Entwicklung betrachtet, die bestehende E-Learning-Ansätze weiter transformieren und neue didaktische Optionen eröffnen kann.

2.2 AI-Literacy als Voraussetzung für den Einsatz generativer KI

Die erfolgreiche Integration generativer KI in E-Learning-Umgebungen setzt nicht nur eine geeignete technologische Infrastruktur voraus, sondern erfordert auch entsprechende Kompetenzen aufseiten der beteiligten Akteure. Vor diesem Hintergrund gewinnt das Konzept der AI-Literacy als zentrale Voraussetzung für einen reflektierten und verantwortungsvollen Einsatz von KI im Bildungs- und Weiterbildungskontext an Bedeutung.

AI-Literacy umfasst dabei mehr als ein grundlegendes technisches Verständnis von KI-Systemen. Vielmehr beschreibt der Begriff ein Bündel an Kompetenzen, das die Fähigkeit einschließt, KI-Anwendungen zu verstehen, ihre Funktionsweise kritisch zu reflektieren, ihre Ergebnisse einzuordnen und ihre Grenzen zu erkennen (vgl. Luckin/Holmes 2016, S. 24–26; Long/Magerko 2020, S. 2). Im Kontext generativer KI betrifft dies insbesondere die Bewertung generierter Inhalte hinsichtlich Qualität, Verzerrungen und Verlässlichkeit.

Im betrieblichen Weiterbildungsbereich ist AI-Literacy nicht nur aufseiten der Lernenden relevant, sondern ebenso für E-Learning-Verantwortliche, Trainerinnen und Trainer sowie Entscheidungsträgerinnen und Entscheidungsträger. Diese Akteursgruppen übernehmen eine zentrale Rolle bei der Auswahl, Implementierung und didaktischen Gestaltung KI-gestützter Lernangebote. Fehlende oder unzureichende AI-Literacy kann dazu führen, dass Potenziale generativer KI überschätzt oder Risiken unterschätzt werden, etwa im Hinblick auf Datenschutz, Urheberrecht oder ethische Fragestellungen (vgl. Bai u. a. 2023, S. 96; Kong u. a. 2023, S. 17).

AI-Literacy fungiert somit als verbindendes Element zwischen technologischen Möglichkeiten und didaktischer Umsetzung. In diesem Beitrag wird sie als zentrale Bedingung verstanden, die maßgeblich beeinflusst, ob generative KI im betrieblichen E-Learning lediglich als Effizienzwerkzeug genutzt oder als integraler Bestandteil lernförderlicher Lernarchitekturen eingesetzt wird.

2.3 Pädagogische Einbettung generativer KI

Neben technischen und kompetenzbezogenen Voraussetzungen wird in der Literatur betont, dass der Einsatz generativer KI in Lernprozessen einer bewussten pädagogischen Einbettung bedarf. KI-Systeme entfalten ihr Potenzial nicht automatisch, sondern wirken stets innerhalb bestehender didaktischer, organisationaler und sozialer Rahmenbedingungen (vgl. Zawacki-Richter u. a. 2019, S. 3–4).

Pädagogische Einbettung umfasst dabei die bewusste Gestaltung von Lernzielen, Lernaktivitäten und Feedbackmechanismen unter Berücksichtigung der spezifischen Eigenschaften generativer KI. Anstelle einer vollständigen Automatisierung von Lernprozessen wird in der Forschung ein komplementärer Einsatz von KI empfohlen, bei dem KI unterstützend wirkt, während pädagogische Verantwortung und Steuerung bei den Lernbegleitenden verbleiben (vgl. Luckin/Holmes 2016, S. 24–26).

Im betrieblichen Kontext bedeutet dies, dass generative KI nicht isoliert als Werkzeug zur Content-Erstellung oder Prozessautomatisierung betrachtet werden sollte. Vielmehr ist zu berücksichtigen, wie KI-gestützte Funktionen in bestehende Lernarchitekturen integriert werden, welche Rollen Lernende und Lernbegleitende einnehmen und wie organisationale Rahmenbedingungen wie Datenschutzrichtlinien, Governance-Strukturen und Qualitäts-

standards berücksichtigt werden (vgl. Zawacki-Richter u. a. 2019, S. 3–4). Die Wirksamkeit generativer KI hängt damit maßgeblich von didaktischer Einbettung, organisationaler Rahmung und vorhandener AI-Literacy ab.

2.4 Systematisches Literaturreview als theoretische Grundlage

Das systematische Literaturreview bildet die inhaltliche und konzeptionelle Grundlage für die Auswahl und Strukturierung der in diesem Kapitel dargestellten theoretischen Perspektiven (vgl. Worgatsch 2025). Ziel des Reviews war es, zentrale wissenschaftliche Diskurse zum Einsatz von KI und generativer KI im Kontext von E-Learning und Weiterbildung zu identifizieren, wiederkehrende Themenfelder herauszuarbeiten sowie bestehende Forschungslücken sichtbar zu machen.

Das Review folgte einem strukturierten Vorgehen, das sich an etablierten Leitlinien systematischer Literaturanalysen orientierte. Die Literatursuche erfolgte in einschlägigen wissenschaftlichen Datenbanken anhand definierter Suchbegriffe, die technologische, didaktische und organisationale Perspektiven abdeckten. Zu den zentralen Schlagworten zählten u. a. „artificial intelligence“, „generative AI“, „AI in education“, „e-learning“, „learning analytics“, „workplace learning“ und „corporate learning“, jeweils in unterschiedlichen Kombinationen. Ergänzend wurden deutschsprachige Suchbegriffe berücksichtigt, um relevante Arbeiten aus dem europäischen Kontext einzubeziehen.

Im Rahmen des Reviews wurden peer-reviewte wissenschaftliche Publikationen sowie ausgewählte konzeptionelle Beiträge berücksichtigt, die einen klaren Bezug zu Lern- und Weiterbildungsprozessen aufwiesen. Studien, die sich ausschließlich mit technischen Aspekten ohne Bildungsbezug befassten, wurden ausgeschlossen. Ebenso wurden Arbeiten ausgeschlossen, die ausschließlich schulische Kontexte betrachteten, sofern keine übertragbaren theoretischen oder konzeptionellen Erkenntnisse für den betrieblichen Weiterbildungsbereich vorlagen.

Die inhaltliche Analyse der identifizierten Publikationen zeigte mehrere wiederkehrende thematische Schwerpunkte. Erstens fokussiert ein Großteil der Literatur auf die Potenziale KI-gestützter Systeme zur Personalisierung und Adaptivierung von Lernprozessen, insbesondere im Zusammenhang mit Learning Analytics und datenbasierten Lernarchitekturen (vgl. Zawacki-Richter u. a. 2019, S. 3–4; Guerrero-Quiñonez u. a. 2023, S. 275). Zweitens wird AI-Literacy als zentrale Voraussetzung für einen reflektierten und verantwortungsvollen Einsatz von KI im Bildungsbereich hervorgehoben, wobei technische, ethische und didaktische Kompetenzen gleichermaßen betont werden (vgl. Luckin/Holmes 2016, S. 24–26; Long/Magerko 2020, S. 2; Kong u. a. 2023, S. 17). Drittens thematisiert die Literatur wiederholt die Notwendigkeit einer pädagogischen Einbettung von KI-Systemen, um Lernwirksamkeit sicherzustellen und eine bloße Automatisierung bestehender Prozesse zu vermeiden (vgl. Zawacki-Richter u. a. 2019, S. 3–4; vgl. Matthew u. a. 2023, S. 402).

Gleichzeitig zeigt das Review, dass ein erheblicher Teil der bestehenden Forschung auf formale Bildungssettings wie Schule und Hochschule fokussiert ist, während empirische Studien zum Einsatz generativer KI im betrieblichen Weiterbildungsbereich bislang vergleichsweise selten sind (vgl. Bai u. a. 2023, S. 96; Hollands/Breazeal 2024, S. 36). Insbesondere Untersuchungen, die strategische Erwartungen, organisationale Rahmenbedingungen und

konkrete Einsatzlogiken generativer KI in Unternehmen systematisch analysieren, sind unterrepräsentiert.

Die im Literaturreview identifizierten Themenfelder bildeten die Grundlage für die Entwicklung der Untersuchungskategorien sowie des Interviewleitfadens der empirischen Studie. In diesem Beitrag wird das Literaturreview nicht als eigenständiger Ergebnisteil dargestellt, sondern fungiert als strukturierendes Fundament für die theoretische Rahmung und als analytischer Referenzrahmen für die Interpretation der empirischen Befunde im Ergebnisteil.

2.5 Zusammenführung der theoretischen Perspektive

Die drei dargestellten theoretischen Perspektiven – E-Learning 4.0, AI-Literacy und die pädagogische Einbettung – betreffen unterschiedliche, jedoch eng miteinander verbundene Ebenen des Einsatzes generativer KI in der betrieblichen Weiterbildung. Erst in ihrer Zusammenschau ermöglichen sie ein umfassendes Verständnis dafür, unter welchen Bedingungen generative KI im E-Learning nicht nur technisch implementiert, sondern auch didaktisch wirksam und strategisch sinnvoll eingesetzt werden kann.

E-Learning 4.0 bildet den strukturellen Rahmen, innerhalb dessen generative KI wirksam werden kann. Die datenorientierte Ausrichtung ermöglicht Analyse, Adaptivität und Skalierung von Lernprozessen und eröffnet damit erweiterte Möglichkeiten der Personalisierung und lernbegleitenden Unterstützung (vgl. Guerrero-Quiñonez u. a. 2023, S. 275; Zawacki-Richter u. a. 2019, S. 3–4). Ohne einen entsprechenden E-Learning-4.0-Rahmen verbleibt der Einsatz generativer KI jedoch häufig auf punktuelle Einzelanwendungen beschränkt.

AI-Literacy ergänzt diesen Rahmen um die notwendige Kompetenzdimension. Sie fungiert als Bindeglied zwischen technologischer Verfügbarkeit und reflektierter Nutzung, indem sie die Fähigkeit umfasst, generative KI kritisch zu bewerten und verantwortungsvoll einzusetzen (vgl. Luckin/Holmes 2016, S. 24–26; Long/Magerko 2020, S. 2; vgl. Bai u. a. 2023, S. 96).

Die pädagogische Einbettung schließlich definiert die didaktische und organisationale Steuerungsebene, auf der über Integration, Rollenverteilung und Qualitätsstandards entschieden wird. KI-Systeme entfalten ihre Wirkung nicht unabhängig von bestehenden Lernarchitekturen, sondern bedürfen klarer konzeptioneller Rahmung und governancebezogener Absicherung (vgl. Zawacki-Richter u. a. 2019, S. 3–4; vgl. Matthew u. a. 2023, S. 402).

In ihrer Gesamtheit verdeutlichen die drei Perspektiven, dass der Einsatz generativer KI im betrieblichen E-Learning weder allein als technologische noch ausschließlich als didaktische Fragestellung verstanden werden kann. Vielmehr handelt es sich um ein Zusammenspiel struktureller Voraussetzungen, kompetenzbezogener Bedingungen und pädagogischer Gestaltungsentscheidungen. Diese Zusammenführung bildet den analytischen Bezugsrahmen für die vorliegende empirische Untersuchung.

Im Ergebnisteil werden die Aussagen der interviewten Expertinnen und Experten entlang dieser drei Perspektiven analysiert und interpretiert. Dadurch wird sichtbar, inwiefern generative KI in der Praxis als Bestandteil von E-Learning-4.0-Strategien verstanden wird, welche Rolle AI-Literacy für Akzeptanz und Nutzung spielt und wie pädagogische sowie organisationale Rahmenbedingungen den Einsatz generativer KI fördern oder begrenzen.

3 Methodisches Vorgehen

Der vorliegende Beitrag folgt einem qualitativen Forschungsdesign, um Einschätzungen, Erfahrungen und strategische Erwartungshorizonte von Expertinnen und Experten zum Einsatz generativer KI im betrieblichen E-Learning zu erfassen. Vor dem Hintergrund der explorativen Fragestellung und der bislang begrenzten empirischen Befunde im Kontext österreichischer Großunternehmen erscheint ein qualitatives Vorgehen geeignet, um organisationale Rahmenbedingungen sowie subjektive Deutungsmuster differenziert abzubilden.

Die empirische Untersuchung basiert auf leitfadengestützten, semistrukturierten Experteninterviews. Die inhaltliche Vorbereitung erfolgte theoriegeleitet auf Basis des systematischen Literaturreviews; die Auswertung wurde mittels qualitativer Inhaltsanalyse durchgeführt.

3.1 Auswahl der Expertinnen und Experten

Zur Gewinnung fundierter Perspektiven wurden elf Expertinnen und Experten befragt, die aufgrund ihrer beruflichen Rolle über spezialisiertes Erfahrungs- und Kontextwissen verfügen und Einblicke in relevante Entscheidungs- und Gestaltungsprozesse geben können (vgl. Wassermann 2015, S. 51–52). Berücksichtigt wurden ausschließlich Personen aus österreichischen Unternehmen mit mehr als 250 Mitarbeitenden, die in zentraler Verantwortung im Bereich E-Learning, Learning and Development oder digitaler Weiterbildung tätig sind.

Ziel der Auswahl war die Bildung einer heterogenen Stichprobe, um unterschiedliche organisationale Kontexte, Branchen und Erfahrungswerte abzudecken. Sämtliche Personen- und Unternehmensdaten wurden aus Vertraulichkeitsgründen anonymisiert.

3.2 Durchführung der Interviews

Die Datenerhebung erfolgte mittels semistrukturierter Interviews, die eine ausgewogene Verbindung aus vorbereiteten Leitfragen und flexiblen Vertiefungen erlauben (vgl. Gläser/Laudel 2010, S. 111–112). Der Interviewleitfaden diente als Orientierung, um alle thematisch relevanten Bereiche systematisch abzudecken, ohne individuelle Schwerpunktsetzungen der Befragten einzuschränken.

Die Interviews wurden online über Microsoft Teams durchgeführt und dauerten im Schnitt 40 Minuten. Die Teilnehmenden erhielten den Leitfaden vorab zur Einsicht. Alle Gespräche wurden mit Einverständnis der Befragten aufgezeichnet und anschließend wortident transkribiert, wobei personenbezogene und organisationsbezogene Angaben anonymisiert wurden.

3.3 Entwicklung des Interviewleitfadens

Die Erstellung des Interviewleitfadens erfolgte auf Grundlage der einschlägigen Fachliteratur mit dem Ziel, zentrale Themenfelder der Untersuchung zu identifizieren und in offene Leitfragen zu überführen (vgl. Gläser/Laudel 2010, S. 111–112). Der Leitfaden adressierte sowohl den aktuellen Stand als auch zukünftige Einsatzszenarien generativer KI im E-Learning-Kontext österreichischer Großunternehmen.

Auf Basis der theoretischen Rahmung wurde ein Kategoriensystem entwickelt, das zentrale thematische Dimensionen wie den aktuellen Einsatz generativer KI, strategische Erwartungen, wahrgenommene Potenziale, organisationale Rahmenbedingungen sowie Kompetenzanforderungen und wahrgenommenen Schulungsbedarf abbildet (vgl. Zawacki-Richter u. a. 2019, S. 3–4). Diese Dimensionen wurden in thematische Interviewbereiche operationalisiert und bildeten die Grundlage der späteren Codierung.

3.4 Qualitative Auswertung der Interviews

Die Auswertung der Interviews erfolgte mittels qualitativer Inhaltsanalyse nach dem Ansatz der fokussierten Interviewanalyse (vgl. Kuckartz/Rädiker 2024). Nach der Datenvorbereitung und Transkription wurden die Interviews in einer ersten Phase grob codiert, um zentrale Themenfelder und wiederkehrende Muster zu identifizieren. In einem iterativen Vorgehen wurde das Kategoriensystem weiterentwickelt und die Codierung vertieft, um differenzierte inhaltliche Zusammenhänge herauszuarbeiten. Die Analyse wurde mit der Software MAXQDA unterstützt.

3.5 Stichprobengröße und methodische Limitation

Die Ergebnisse sind nicht statistisch generalisierbar. Die Wahl einer vergleichsweise kleinen Stichprobe ist im Kontext qualitativer Forschung jedoch legitim, sofern sie der Zielsetzung der Untersuchung und der angestrebten inhaltlichen Tiefe entspricht (vgl. Döring/Bortz 2016, S. 297). Die Fokussierung auf österreichische Großunternehmen begrenzt zudem die Übertragbarkeit auf andere Unternehmensgrößen oder nationale Kontexte. Diese Limitationen werden im Diskussionsteil reflektiert.

3.6 Einsatz von KI im Forschungsprozess

KI-gestützte Werkzeuge wurden unterstützend eingesetzt, etwa zur Literaturrecherche, Strukturierung von Inhalten, sprachlichen Überarbeitung sowie zur Transkription und softwaregestützten Auswertung der Interviewdaten. Die Entwicklung des Kategoriensystems, die inhaltliche Analyse und die Interpretation der Ergebnisse erfolgten ausschließlich durch den Autor. KI wurde nicht zur eigenständigen Generierung empirischer Ergebnisse genutzt; der Einsatz wird transparent gemacht und klar von den analytischen Entscheidungen abgegrenzt.

4 Ergebnisse

Dieses Kapitel präsentiert die zentralen Ergebnisse der leitfadengestützten Experteninterviews zum Einsatz generativer KI im E-Learning österreichischer Großunternehmen (vgl. Worgatsch 2025). Die Darstellung folgt den im methodischen Teil beschriebenen Kategorien und bildet die Aussagen der befragten Expertinnen und Experten systematisch ab. Ziel ist es, zentrale Muster, Gemeinsamkeiten und Unterschiede sichtbar zu machen, ohne diese an dieser Stelle zu interpretieren oder theoretisch einzuordnen.

4.1 Verständnis und Definition generativer KI

Das Verständnis generativer KI variiert unter den befragten Expertinnen und Experten deutlich. Ein Teil der Befragten beschreibt generative KI primär aus einer funktionalen Perspektive und versteht darunter Systeme, die Inhalte wie Texte, Bilder oder Lernmaterialien automatisiert erzeugen. Ein Interviewpartner beschreibt generative KI beispielsweise wie folgt: „Generative KI wird als selbstlernendes Programm verstanden, das aus bestehenden Datensätzen Regeln ableitet und daraus neue Inhalte generiert. Diese Inhalte können Text, Bilder, Videos oder Audio umfassen“ (Experte 3, Absatz 34–41). Auch andere Befragte betonen den generativen Charakter dieser Systeme: „Generative KI wird als Technologie beschrieben, die mithilfe eines trainierten Modells neue Inhalte wie Texte oder Audio generieren kann“ (Experte 7, Absatz 25–26). Ein weiterer Experte hebt vor allem den praktischen Nutzen hervor: „Generative KI wird als unterstützendes Tool gesehen, das Inhalte wie Texte, Bilder oder Quizfragen schneller erstellt als auf herkömmlichem Weg“ (Experte 8, Absatz 12). Darüber hinaus äußerten mehrere Befragte ein strategisch geprägtes Verständnis, bei dem generative KI weniger als einzelnes Werkzeug, sondern als Bestandteil umfassender digitaler Lern- und Weiterbildungsstrategien betrachtet wird. In diesen Fällen wird generative KI im Zusammenhang mit Skalierung, Personalisierung und Effizienzsteigerung von E-Learning-Angeboten gesehen.

Insgesamt zeigt sich eine Spannbreite an Definitionen, die von einer technisch-funktionalen Beschreibung bis hin zu einer strategischen Einordnung reichen. Ein einheitliches, organisationsübergreifendes Begriffsverständnis generativer KI lässt sich aus den Interviews nicht ableiten.

4.2 Aktueller Einsatz generativer KI im E-Learning

Hinsichtlich des aktuellen Einsatzes generativer KI ergibt sich ein heterogenes Bild. Einige der befragten Unternehmen setzen generative KI bereits in ausgewählten Bereichen ein, während andere bislang auf einen produktiven Einsatz verzichten oder sich in einer explorativen Phase befinden.

Dort, wo generative KI bereits genutzt wird, erfolgt der Einsatz vor allem in unterstützenden Funktionen. Genannt wurden insbesondere die Erstellung und Überarbeitung von Lerninhalten, die Zusammenfassung von Texten sowie Übersetzungs- und Anpassungsaufgaben. In mehreren Fällen wird generative KI zudem zur internen Effizienzsteigerung eingesetzt, etwa bei der Vorbereitung von Schulungsunterlagen oder der Strukturierung von Lernmaterialien. Ein Interviewpartner beschreibt beispielsweise seine Nutzung generativer KI wie folgt: „Ich habe sowohl die Bezahlversion von ChatGPT, aber auch Poe, was wir bei uns im Unternehmen einsetzen“ (Experte 1, Absatz 34). Ein weiterer Experte beschreibt die Integration von KI in bestehende Arbeitsprozesse: „Und wo ich es jetzt schon öfter genutzt habe, ist in der Outlook-Schnittstelle, also Terminfindungen oder Zusammenfassungen von Terminen, also auch im Teams tatsächlich“ (Experte 11, Absatz 158). Auch im Bereich der Content-Erstellung werden KI-gestützte Tools eingesetzt: „Synthesia. Wir benutzen da ganz viele Bilderstellungsprogramme und probieren da fleißig rum“ (Experte 1, Absatz 92).

Gleichzeitig berichteten mehrere Expertinnen und Experten, dass der Einsatz generativer KI im E-Learning durch organisationale Rahmenbedingungen eingeschränkt ist. Dazu zäh-

len fehlende unternehmensweite Richtlinien, datenschutzrechtliche Unsicherheiten sowie zurückhaltende Freigabeprozesse. In diesen Fällen bleibt der Einsatz generativer KI auf informelle oder individuelle Nutzung beschränkt oder wird bewusst vermieden.

4.3 Strategische Erwartungen an den Einsatz generativer KI

Unabhängig vom aktuellen Nutzungsstand formulierten die befragten Expertinnen und Experten klare Erwartungen an den zukünftigen Einsatz generativer KI. Ein zentrales Motiv ist die Hoffnung auf Effizienzsteigerung, insbesondere durch die Reduktion manueller Aufwände in der Content-Erstellung und -Pflege.

Darüber hinaus wird generative KI mit der Erwartung verbunden, E-Learning-Angebote stärker zu skalieren und individueller zu gestalten. Mehrere Befragte sehen Potenzial darin, Lerninhalte schneller an unterschiedliche Zielgruppen, Wissensstände oder Lernbedarfe anzupassen. In diesem Zusammenhang wird generative KI auch als möglicher Hebel zur stärkeren Personalisierung von Lernpfaden beschrieben.

Ein Teil der Expertinnen und Experten äußerte zudem strategische Erwartungen im Hinblick auf die Wettbewerbsfähigkeit von Unternehmen. Generative KI wird in diesem Zusammenhang als Technologie wahrgenommen, deren gezielte Nutzung langfristig Einfluss auf Innovationsfähigkeit und Attraktivität von Weiterbildungsangeboten haben könnte. Ein Interviewpartner beschreibt die aktuelle Situation seines Unternehmens folgendermaßen:

> „Grundsätzlich haben wir einen großen KI-Hub und versuchen da, in allen Bereichen zu schauen, was an Anwendungen interessant sein könnte. Ich kenne jetzt nicht alle Pläne, die im ganzen Unternehmen da liegen, aber sicher, wir experimentieren sehr viel damit und schauen, was da möglich ist. Bei uns im Bereich ist, glaube ich, das Übersetzungsthema eigentlich das Interessanteste." (Experte 4, Absatz 38)

4.4 Wahrgenommene Potenziale für E-Learning 4.0

Die befragten Expertinnen und Experten identifizieren mehrere Potenziale generativer KI für die Weiterentwicklung bestehender E-Learning-Strukturen. Besonders häufig genannt wird das Potenzial zur Personalisierung von Lernangeboten. Generative KI wird als Möglichkeit gesehen, Lerninhalte adaptiver zu gestalten und besser auf individuelle Lernbedürfnisse einzugehen.

Ein weiteres Potenzial wird in der Unterstützung selbstgesteuerter Lernprozesse gesehen. Generative KI kann aus Sicht der Befragten dazu beitragen, Lernende bei der Informationssuche, der Strukturierung von Inhalten oder der Wiederholung von Lernstoff zu unterstützen. Auch die Möglichkeit, Lerninhalte schneller zu aktualisieren oder anzupassen, wird als relevanter Mehrwert wahrgenommen.

Darüber hinaus sehen einige Expertinnen und Experten Potenziale in der Kombination generativer KI mit bestehenden digitalen Lernplattformen. In diesen Fällen wird generative KI als ergänzende Komponente innerhalb datenorientierter Lernarchitekturen beschrieben.

4.5 Herausforderungen, Grenzen und Risiken

Neben den beschriebenen Potenzialen benennen die befragten Expertinnen und Experten eine Reihe von Herausforderungen und Risiken im Zusammenhang mit dem Einsatz generativer KI. Besonders häufig werden datenschutzrechtliche und rechtliche Unsicherheiten thematisiert. Unklarheiten hinsichtlich der Verarbeitung sensibler Daten sowie der Herkunft und Nutzung generierter Inhalte stellen für viele Organisationen zentrale Hemmnisse dar. Ein Interviewpartner beschreibt dies wie folgt: „[…] dass wir nicht wollen, dass interne Daten irgendwo nach außen gehen, das heißt, wir arbeiten aktuell mit einer internen Variante von ChatGPT“ (Experte 2, Absatz 46).

Darüber hinaus wird die Qualität generierter Inhalte kritisch betrachtet. Mehrere Befragte weisen darauf hin, dass generative KI zwar schnell Inhalte erzeugen kann, diese jedoch nicht immer den fachlichen oder didaktischen Anforderungen entsprechen. Eine fehlende Verlässlichkeit der Ergebnisse wird in diesem Zusammenhang als Risiko genannt.

Auch organisationale Faktoren spielen eine Rolle. Dazu zählen fehlende strategische Vorgaben, begrenzte Ressourcen sowie eine teilweise geringe Akzeptanz aufseiten von Mitarbeitenden oder Führungskräften. In einigen Interviews wurde zudem die Sorge geäußert, dass generative KI bestehende Rollenbilder und Zuständigkeiten im E-Learning-Bereich verändern könnte.

4.6 Kompetenzanforderungen und Schulungsbedarf

Ein zentrales Ergebnis der Interviews betrifft den wahrgenommenen Kompetenzbedarf im Umgang mit generativer KI. Die Mehrheit der befragten Expertinnen und Experten betont, dass der erfolgreiche Einsatz generativer KI weniger von der Technologie selbst als von den Kompetenzen der beteiligten Nutzer/-innen abhängt.

Genannt werden insbesondere grundlegende Kenntnisse über Funktionsweise und Grenzen generativer KI sowie die Fähigkeit, generierte Inhalte kritisch zu bewerten. Darüber hinaus wird der Bedarf an didaktischen Kompetenzen hervorgehoben, um generative KI sinnvoll in Lernprozesse integrieren zu können. In diesem Zusammenhang wird generative KI von einzelnen Befragten auch als potenzielles Unterstützungsinstrument für Lernprozesse gesehen, insbesondere in Situationen, in denen Lernende selbstständig arbeiten und keine unmittelbare Betreuung durch Trainerinnen oder Trainer erfolgt. Ein Experte beschreibt dies folgendermaßen:

> „Vor allem in Sachen, wo man sagt, das ist das Learning und sonstiges, wo nicht immer ein Ausbilder nebenbei sitzt, ist das vielleicht ein bisschen ein digitaler Ersatz, der dem Ausbilder helfen kann. Und auch ganz wichtig ist für uns ein bisschen in die Richtung Learning Records, wo man sagt, wir haben im Jahr 500 Teilnehmer. Vor allem wenn es in Fähigkeiten zur KI-Nutzung und Schulungsbedarf Richtung Distance Learning geht, dass die KI selber feststellt, der Teilnehmer hat Schwächen in der Signalvorschrift, der braucht mehr Unterstützung dort und dort oder der hat schon länger nicht reingeschaut.“ (Experte 9, Absatz 104)

Mehrere Befragte weisen darauf hin, dass sich der Schulungsbedarf nicht ausschließlich auf Lernende beschränkt. Auch E-Learning-Verantwortliche, Trainer/-innen sowie Entschei-

dungsträger/-innen benötigen aus Sicht der Expertinnen und Experten gezielte Weiterbildungsangebote, um generative KI reflektiert und verantwortungsvoll einsetzen zu können.

5 Diskussion

Ziel dieses Kapitels ist es, die in Kapitel 4 dargestellten Ergebnisse im Lichte der theoretischen Rahmung aus Kapitel 2 zu interpretieren und einzuordnen. Dabei werden die empirischen Befunde systematisch mit den Konzepten E-Learning 4.0, AI-Literacy und pädagogischer Einbettung in Beziehung gesetzt. Die Diskussion verfolgt nicht das Ziel, normative Bewertungen vorzunehmen, sondern die Ergebnisse im Kontext bestehender theoretischer Annahmen zu reflektieren und ihre Bedeutung für den Einsatz generativer KI im betrieblichen E-Learning herauszuarbeiten.

5.1 Einordnung der Ergebnisse im Kontext E-Learning 4.0

Die Ergebnisse zeigen, dass generative KI von den befragten Expertinnen und Experten überwiegend im Kontext bestehender digitaler Lernstrukturen wahrgenommen wird. Damit bestätigt sich die Annahme aus Kapitel 2, dass generative KI nicht isoliert, sondern als Bestandteil datenorientierter Lernarchitekturen im Sinne von E-Learning 4.0 zu verstehen ist. Die häufig genannten Einsatzfelder, etwa Content-Erstellung, Anpassung von Lernmaterialien oder Unterstützung interner Prozesse, lassen sich klar in bestehende E-Learning-Strukturen integrieren und zielen primär auf Effizienzsteigerung und Skalierbarkeit ab.

Gleichzeitig verdeutlichen die Ergebnisse, dass der Einsatz generativer KI derzeit meist punktuell erfolgt. Strategisch integrierte Einsatzkonzepte, die generative KI systematisch in Lernprozesse einbetten, sind bislang eher die Ausnahme. Damit decken sich die Befunde mit der theoretischen Annahme, dass E-Learning 4.0 zwar einen geeigneten strukturellen Rahmen bietet, dessen Potenzial jedoch in der Praxis noch nicht vollständig ausgeschöpft wird.

5.2 Strategische Erwartungen und organisationale Realität

Die in den Interviews formulierten strategischen Erwartungen an generative KI stehen teilweise in einem Spannungsverhältnis zur organisationalen Realität. Während generative KI mit Hoffnungen auf Personalisierung, Skalierung und Effizienzsteigerung verbunden wird, zeigen die Ergebnisse zugleich, dass rechtliche Unsicherheiten, fehlende Governance-Strukturen und zurückhaltende Freigabeprozesse den produktiven Einsatz begrenzen.

Diese Diskrepanz verweist auf eine zentrale Erkenntnis der Untersuchung: Der Einsatz generativer KI ist weniger eine rein technologische Frage als vielmehr eine organisationale und strategische Herausforderung. Die Ergebnisse legen nahe, dass viele Organisationen generative KI zwar als relevantes Zukunftsthema erkennen, jedoch noch keine klaren strategischen Leitlinien für deren Einsatz im E-Learning etabliert haben. Damit wird deutlich, dass strategische Erwartungen allein nicht ausreichen, um generative KI nachhaltig in Weiterbildungsprozesse zu integrieren.

5.3 Rolle von AI-Literacy und Akzeptanz

Die Ergebnisse unterstreichen die zentrale Bedeutung von AI-Literacy, wie sie in Kapitel 2 theoretisch herausgearbeitet wurde. Der wahrgenommene Kompetenzbedarf betrifft nicht nur Lernende, sondern insbesondere E-Learning-Verantwortliche, Trainer/-innen sowie Entscheidungsträger/-innen. Die Fähigkeit, generative KI zu verstehen, ihre Ergebnisse kritisch zu bewerten und ihre Grenzen zu erkennen, erweist sich als zentrale Voraussetzung für einen reflektierten Einsatz.

Die Interviews zeigen, dass fehlende AI-Literacy zur Zurückhaltung gegenüber generativer KI beiträgt. Unsicherheiten im Umgang mit generierten Inhalten, aber auch Ängste vor Kontrollverlust oder Qualitätsproblemen wirken hemmend auf die Nutzung. Damit bestätigen die Ergebnisse die Annahme, dass AI-Literacy als verbindendes Element zwischen technologischen Möglichkeiten und praktischer Umsetzung fungiert. Ohne entsprechende Kompetenzentwicklung besteht die Gefahr, dass generative KI entweder unkritisch übernommen oder vollständig vermieden wird.

5.4 Pädagogische Einbettung als entscheidender Faktor

Die Ergebnisse machen deutlich, dass generative KI von den befragten Expertinnen und Experten überwiegend als unterstützendes Werkzeug verstanden wird. Diese Sichtweise korrespondiert mit der in Kapitel 2 dargestellten Notwendigkeit einer bewussten pädagogischen Einbettung. Generative KI entfaltet ihr Potenzial nicht automatisch, sondern ist auf didaktische Gestaltung, klare Zielsetzungen und definierte Rollenverteilungen angewiesen.

Die Ergebnisse deuten darauf hin, dass eine fehlende pädagogische Rahmung zu einer rein instrumentellen Nutzung führt, bei der generative KI primär zur Automatisierung bestehender Prozesse eingesetzt wird. Potenziale zur Unterstützung selbstgesteuerter Lernprozesse oder zur adaptiven Gestaltung von Lernpfaden werden zwar erkannt, jedoch bislang selten systematisch umgesetzt. Dies unterstreicht die Bedeutung didaktischer Konzepte, die generative KI gezielt in Lernprozesse integrieren, anstatt sie als isoliertes Tool zu betrachten.

5.5 Zusammenführung der zentralen Befunde

In der Zusammenschau bestätigen die Ergebnisse die theoretische Annahme, dass der Einsatz generativer KI im betrieblichen E-Learning nur im Zusammenspiel mehrerer Ebenen wirksam werden kann. E-Learning 4.0 bietet den strukturellen Rahmen, AI-Literacy stellt die notwendige Kompetenzbasis dar und die pädagogische Einbettung entscheidet über die tatsächliche Lernwirksamkeit.

Die empirischen Befunde verdeutlichen, dass Defizite auf einer dieser Ebenen den Einsatz generativer KI erheblich einschränken können. Punktuelle technische Nutzung ohne strategische Einbettung, fehlende Kompetenzen oder unklare didaktische Konzepte führen dazu, dass generative KI ihr Potenzial nicht entfaltet. Damit liefert die Studie einen differenzierten Blick auf die Bedingungen, unter denen generative KI im betrieblichen E-Learning sinnvoll eingesetzt werden kann.

6 Fazit

Die Untersuchung zeigt, dass generative KI im E-Learning österreichischer Großunternehmen derzeit überwiegend als unterstützendes Werkzeug innerhalb bestehender digitaler Lernstrukturen eingesetzt wird. Der Einsatz konzentriert sich vor allem auf die Erstellung und Aufbereitung von Lerninhalten sowie auf unterstützende interne Arbeitsprozesse. Strategisch integrierte Nutzungskonzepte, in denen generative KI systematisch in Lernprozesse eingebettet ist, sind bislang noch selten. Die Ergebnisse verdeutlichen zudem, dass der erfolgreiche Einsatz generativer KI weniger von technologischen Möglichkeiten als vielmehr von organisationalen Rahmenbedingungen und vorhandenen Kompetenzen beeinflusst wird. Insbesondere rechtliche Unsicherheiten, fehlende Governance-Strukturen und unklare strategische Leitlinien werden von den Befragten als zentrale Hemmnisse beschrieben. Gleichzeitig zeigt sich, dass AI-Literacy eine entscheidende Rolle für die Akzeptanz und sinnvolle Nutzung generativer KI einnimmt. Kompetenzen im Umgang mit generativen Systemen, insbesondere in Hinblick auf die kritische Bewertung von Ergebnissen sowie auf deren didaktische Einbettung in Lernprozesse, werden von den Expertinnen und Experten als zentrale Voraussetzung für eine erfolgreiche Implementierung hervorgehoben.

Die Ergebnisse sind vor dem Hintergrund der qualitativen Forschungsanlage und der begrenzten Anzahl befragter Expertinnen und Experten zu interpretieren. Ziel der Untersuchung war nicht eine statistische Generalisierung, sondern ein vertieftes Verständnis der Einschätzungen und Erfahrungen von E-Learning-Verantwortlichen in österreichischen Großunternehmen. Entsprechend ist die Übertragbarkeit der Ergebnisse kontextabhängig. Organisationale Strukturen, regulatorische Rahmenbedingungen und verfügbare Ressourcen können sich in anderen Unternehmensgrößen oder nationalen Kontexten unterscheiden. Dennoch lassen sich zentrale Befunde, insbesondere die Bedeutung von AI-Literacy, organisationaler Governance sowie einer bewussten pädagogischen Einbettung generativer KI, auch auf andere organisationale Lernkontexte übertragen, da sie grundlegende Bedingungen für den Einsatz generativer KI im Bildungsbereich betreffen.

Gleichzeitig eröffnet die Studie mehrere Ansatzpunkte für zukünftige Forschung. Quantitative Untersuchungen könnten die identifizierten Muster in größeren Stichproben überprüfen und deren Verbreitung in unterschiedlichen organisationalen Kontexten analysieren. Darüber hinaus erscheinen vergleichende Studien zwischen verschiedenen Branchen, Unternehmensgrößen oder nationalen Rahmenbedingungen vielversprechend. Ebenso besteht weiterer Forschungsbedarf hinsichtlich didaktischer Konzepte, die generative KI systematisch in E-Learning-Umgebungen integrieren und deren Auswirkungen auf Lernprozesse empirisch untersuchen.

Literatur

Bai, Junhong; Marin, Victoria; Jung, Insung; Zawacki-Richter, Olaf: Future Prospects of Artificial Intelligence in Education. In: Ubiquity Proceedings 2023. DOI: **https://doi.org/10.5334/uproc.74**

Bashir, Sadiq; Lapshun, Anton L.: E-learning future trends in higher education in the 2020s and beyond. In: Cogent Education 12 (2025) 1, Art. 2445331. DOI: **https://doi.org/10.1080/2331186X.2024.2445331**

Belokopytova, Anastasia: Rahmenbedingungen zur Implementierung von künstlicher Intelligenz in das betriebliche E-Learning. Linz 2020. URL: **https://epub.jku.at/obvulihs/download/pdf/5433520** (Stand: 04.02.2026)

Döring, Nicola; Bortz, Jürgen: Forschungsmethoden und Evaluation in den Sozial- und Humanwissenschaften. 5. Aufl. Berlin 2016. DOI: **https://doi.org/10.1007/978-3-642-41089-5**

García-Peñalvo, Francisco; Vázquez-Ingelmo, Adrián: What Do We Mean by GenAI? In: International Journal of Interactive Multimedia and Artificial Intelligence 8 (2023) 4, S. 7–18. DOI: **https://doi.org/10.9781/ijimai.2023.07.006**

Ghazinoory, Sepehr; Afshari-Mofrad, Masoud: Ranking Different Factors which Affect e-Learning Outcomes. In: International Journal of Computer Theory and Engineering (2012), S. 234–237. DOI: **https://doi.org/10.7763/IJCTE.2012.V4.458**

Gläser, Jochen; Laudel, Grit: Experteninterviews und qualitative Inhaltsanalyse als Instrumente rekonstruierender Untersuchungen. 4. Aufl. Wiesbaden 2010

Guerrero-Quiñonez, Anghelo Josué; Bedoya-Flores, Mima Carolina; Mosquera-Quiñonez, Erick Fabián; Ango-Ramos, Edwin Dario; Mesías-Simisterra, Ángel Enrique: Higher Education 4.0: Brief considerations. In: Ibero-American Journal of Education & Society Research 3 (2023) 1, S. 272–275. DOI: **https://doi.org/10.56183/iberoeds.v3i1.628**

Halachev, Petar: Integration of ChatGPT in e-Learning Systems. In: Periodicals of Engineering and Natural Sciences 12 (2024) 1, S. 169–182. DOI: **https://doi.org/10.21533/pen.v12.i1.28**

Hollands, Fiona; Breazeal, Cynthia: Establishing AI Literacy before Adopting AI. In: The Science Teacher 91 (2024) 2, S. 35–42. DOI: **https://doi.org/10.1080/00368555.2024.2308316**

Kong, Siu-Cheung; Cheung, William Man-Ying; Tsang, Olson: Evaluating an Artificial Intelligence Literacy Programme. In: Education and Information Technologies 28 (2023) 4, S. 4703–4724. DOI: **https://doi.org/10.1007/s10639-022-11408-7**

Kuckartz, Udo; Rädiker, Stefan: Fokussierte Interviewanalyse mit MAXQDA. 2. Aufl. Wiesbaden 2024

Long, Duri; Magerko, Brian: What is AI Literacy? In: Proceedings of the CHI Conference on Human Factors in Computing Systems 2020, S. 1–16. DOI: **https://doi.org/10.1145/3313831.3376727**

Luckin, Rose; Holmes, Wayne: Intelligence Unleashed. London 2016

Matthew, Ugochukwu Okwudili; Bakare, Kafayat Motomori; Ebong, Godwin Nse; Ndukwu, Charles Chukwuebuka; Nwanakwaugwu, Andrew Chinonso: Generative Artificial Intelligence (AI) Educational Pedagogy Development: Conversational AI with User-Centric ChatGPT4. In: Journal of Trends in Computer Science and Smart Technology (2023) 5, S. 401–418. DOI: **https://doi.org/10.36548/jtcsst.2023.4.003**

O'Dea, Ximena: Generative AI: Is it a paradigm shift for higher education? In: Studies in Higher Education 49 (2024) 5, S. 811–816. DOI: **https://doi.org/10.1080/03075079.2024.2332944**

Siepmann, Frank (Hrsg.): Gesamtstudie: Betriebliche Bildung im digitalen Wandel. Berlin 2020

Wassermann, Sandra: Das qualitative Experteninterview. In: Niederberger, Markus; Wassermann, Sandra (Hrsg.): Methoden der Experten- und Stakeholdereinbindung in der sozialwissenschaftlichen Forschung. Wiesbaden 2015, S. 51–67. DOI: **https://doi.org/10.1007/978-3-658-01687-6_4**

Worgatsch, Ronald: Einsatzszenarien generativer KI: Ein qualitativer Ausblick durch E-Learning-Expertinnen österreichischer Großunternehmen. Masterarbeit. Eisenstadt 2025

Zawacki-Richter, Olaf; Marín, Victoria I.; Bond, Melissa; Gouverneur, Franziska: Systematic review of research on artificial intelligence applications in higher education. In: International Journal of Educational Technology in Higher Education 16 (2019) 1. DOI: **https://doi.org/10.1186/s41239-019-0171-0**

Der Autor

Ronald Worgatsch, BEd MEd MA
Ronald.worgatsch@icloud.com

Ronald Worgatsch ist Lektor für Wissensmanagementtechnologien an der Hochschule Burgenland sowie Lehrer für Mathematik, Digitale Grundbildung und Sport. Seine Arbeitsschwerpunkte liegen in der mediendidaktischen Gestaltung und Professionalisierung digitaler Lernumgebungen und im technologiegestützten Wissensmanagement. Darüber hinaus beschäftigt er sich mit didaktischen Konzepten für Bildung im Kontext digitaler Transformation.

Heye Saathoff, Heike Jahncke, Annika Müller, Andreas Slopinski, Alex Straub

Unsicherheiten berufsbildender Lehrkräfte im Umgang mit generativen KI-Werkzeugen

1 Einleitung

Die Forschung zu Akzeptanz und Nutzung generativer KI-Werkzeuge (nachfolgend KI genannt) durch Lehrkräfte verschiedenster Schulformen hat in den vergangenen Jahren stark zugenommen (vgl. Brandhofer/Tengler 2023; Helm/Grosse 2024; Lucas u. a. 2024; Yim/Wegerif 2024). Zentrales Ergebnis ist, dass viele Lehrkräfte deutliche Bedenken und Unsicherheiten im Umgang mit KI äußern, die sich auf normativ-ethische, rechtliche, didaktische, diagnostische und professionsbezogene Aspekte beziehen und häufig mit Sorgen um Kontrollverlust sowie eine potenzielle De-Professionalisierung verbunden sind (vgl. Ngongpah/Oni 2025; OECD 2025; Schmidt 2024; Zhu/Sun/Yang 2025). Im deutschsprachigen Raum werden die auf Digitalisierung und KI bezogenen Unsicherheiten sowohl in der Schulentwicklung als auch im Kontext der Lehre bzw. des Unterrichtes sichtbar. Lehrkräfte berichten von unklaren Erwartungen, unzureichender technischer und institutioneller Unterstützung sowie widersprüchlichen Vorgaben, was die Nutzung digitaler Medien und KI im Unterricht erschwert (vgl. Böhme/Mesenhöller 2024; Killus/Gerick 2021; Mussmann u. a. 2021). Studien speziell zur beruflichen Bildung zeigen zugleich, dass die Anforderungen an berufsbildende Lehrkräfte durch digitale Transformation und KI-bedingte Veränderungen der Arbeitswelt wachsen, ohne dass professionelles Handeln bereits systematisch darauf ausgerichtet wäre (vgl. Neumann/Kuhn/Drachsler 2024; Zwanziger 2024). Dies kann zu einem zunehmenden Überkomplexitäts- und Unsicherheitserleben führen, welches sich in verschiedenen Dimensionen von sogenanntem Technostress operationalisieren lässt (vgl. Litan 2025; Ragu-Nathan u. a. 2008). Diese Unsicherheiten betreffen ebenfalls angehende Lehrkräfte der Berufspädagogik, so dass es unabdingbar ist, sich dieser Herausforderung über alle Phasen der Lehrkräftebildung hinweg zu stellen (vgl. Cechovsky/Malli-Voglhuber 2025, S. 156f.).

Die bestehende Forschung beschreibt Unsicherheiten und Bedenken von Lehrkräften im Umgang mit KI zwar ausführlich, bleibt aber insgesamt sehr deskriptiv. Die Frage, wie diese Unsicherheiten im Lichte professionstheoretischer Überlegungen zu verstehen sind und welche unterschiedlichen Modi der Bearbeitung sich rekonstruieren lassen, ist bislang nur ansatzweise beantwortet.

Der vorliegende Beitrag schließt an diese Lücke an. Auf Basis von 59 leitfadengestützten Interviews mit Lehrkräften berufsbildender Schulen in Niedersachsen werden Unsicherheiten im Umgang mit KI (z. B. ChatGPT) rekonstruiert und typisiert. Der Fokus ist gerichtet auf das Entstehen, die Erscheinungsformen und die Folgen dieser Unsicherheiten für das professionelle Unterrichtshandeln. Ziel ist es, unterschiedliche Umgangsweisen mit KI-bezogener Ungewissheit idealtypisch zu bestimmen und daraus Implikationen für alle drei Phasen der

Lehrkräftebildung (Studium, Vorbereitungsdienst, Fortbildungen während der beruflichen Tätigkeit als Lehrkraft) sowie die Schulentwicklung abzuleiten.

2 Theoretischer Bezugsrahmen

Im Folgenden werden kurz die wesentlichen theoretischen Grundlagen erläutert, auf denen die verschiedenen Arten des Umgangs mit Unsicherheiten bei KI basieren.

2.1 Generative KI und Unsicherheiten im professionellen Handeln

Mit der Veröffentlichung von ChatGPT im Jahr 2022 hat die Nutzung KI-basierter Anwendungen stark zugenommen (vgl. Ngongpah/Oni 2025, S. 743; OECD 2025, S. 49). Für Schulen und insbesondere die berufliche Bildung ergeben sich daraus neue didaktische Potenziale, aber auch zusätzliche Unsicherheiten: Lehrkräfte müssen entscheiden, ob und wie sie KI als Lerngegenstand, Lehr-Lern-Werkzeug und Bestandteil von Prüfungsformaten nutzen (vgl. Neumann/Kuhn/Drachsler 2024; Sabitzer/Hörmann/Kuka 2024). Gleichzeitig sind langfristige Wirkungen auf Lernprozesse, Prüfungspraktiken und berufliche Qualifikationsanforderungen kaum absehbar (vgl. Chiu u. a. 2023; OECD 2025, S. 58).

Empirische Studien verweisen auf eine Vielzahl KI-bezogener Unsicherheiten: unklare Rechtsrahmen und Datenschutzfragen, unzureichende Kenntnis der Funktionsweise von KI, Befürchtungen hinsichtlich Bias, Halluzinationen und Qualitätsproblemen der KI-Ausgaben sowie Sorge um Leistungsbewertung, Fairness und Täuschungsversuche (vgl. Farazouli u. a. 2025; Khlaif u. a. 2025; Robert Bosch Stiftung 2025; Tulis u. a. 2025). Zudem bestehen Unsicherheiten in Bezug auf sich verändernde Rollenbilder, und es stellt sich die Frage, wie sich professionelle pädagogische Verantwortung gegenüber (teil)automatisierten Vorschlägen von KI positioniert (vgl. Gabriel 2025; Goldmann 2025; Scholl/Reinmann/Gläser-Zikuda 2025).

Für berufsbildende Schulen kommt hinzu, dass KI die Arbeitsprozesse in vielen Ausbildungsberufen und kaufmännischen Tätigkeitsfeldern verändert. Lehrkräfte müssen vor diesem Hintergrund nicht nur ihr unterrichtliches Handeln, sondern auch die Anschlussfähigkeit ihrer Lernangebote an sich wandelnde berufliche Anforderungen reflektieren (vgl. Neumann/Kuhn/Drachsler 2024; Zwanziger 2024).

2.2 Ungewissheit, Ambiguität und Ungewissheitstoleranz

Zur theoretischen Rahmung der Unsicherheiten ist eine Unterscheidung von Ungewissheit, Ambiguität und Ungewissheitstoleranz erforderlich. Ungewissheit bezeichnet Situationen, in denen wesentliche Informationen über zukünftige Entwicklungen fehlen; sie richtet sich damit „auf Unklares in der Zukunft“ (Spitzer 2020, S. 6). Ambiguität wiederum beschreibt gegenwärtige Mehrdeutigkeit, etwa durch neuartige, komplexe oder widersprüchliche Situationen, die nicht eindeutig interpretierbar sind (vgl. Budner 1962, S. 30). Vor dem Hintergrund einer beschleunigten Wissensdynamik kann als gesichert angenommenes Wissen innerhalb kurzer Zeit seine Verlässlichkeit verlieren und in Nichtwissen bzw. in ein Nichtwissen-Können übergehen (vgl. Hahn 2022, S. 27). Lehrkräfte müssen ihre persönliche und

berufliche Entwicklung eigenständig „in einer Welt voller Unsicherheiten, Widersprüche und krisenhaften Situationen gestalten“ (Hahn 2022, S. 27).

Ungewissheit und Ambiguität werden in der Stresstheorie als potenzielle Stressoren gesehen, deren Bewertung individuell variiert (vgl. Boultgen/Eierdanz/Gerhold 2004; Brashers 2001; Soltau/Mienert 2010, S. 761). Ungewissheit kann als Bedrohung, aber auch als Herausforderung erlebt werden. Entsprechend wird Ungewissheitstoleranz als Disposition beschrieben, mehrdeutige, unvorhersehbare oder unvollständige Informationslagen auszuhalten und konstruktiv zu bearbeiten, ohne diese vorschnell zu schließen oder zu vermeiden. Empirische Studien zeigen, dass hohe Ungewissheitstoleranz mit geringerer Belastung, höherer Lernbereitschaft und verstärkter Teilnahme an Fort- und Weiterbildungen einhergeht (vgl. Gerick/Killus 2024, S. 343; König/Dalbert 2007 S. 9; Saye 1997, S. 15). Zudem steht Ungewissheitstoleranz in positivem Zusammenhang mit Offenheit für Innovationen und neue Technologien. Gerick und Killus (2024, S. 341) zeigen, dass klassische Prädiktoren der Nutzung von Informations- und Kommunikationstechnologien (IKT) – etwa positive Einstellungen gegenüber IKT oder Technikselbstwirksamkeit – deutlich an Erklärungskraft verlieren, sobald Ungewissheitstoleranz berücksichtigt wird.

Gleichzeitig weisen Dalbert und Radant (2010, S. 4f.) darauf hin, dass Lehrkräfte im Durchschnitt eine geringere Ungewissheitstoleranz aufweisen als andere Berufsgruppen, obwohl sie beruflich in besonderem Maße mit ungewissen Situationen konfrontiert sind. Professionstheoretische Arbeiten betonen daher, dass die Fähigkeit, Ungewissheit auszuhalten und reflektiert zu bearbeiten, ein zentrales Merkmal pädagogischer Professionalität darstellt (vgl. Cechovsky/Malli-Voglhuber, 2025, S. 156f.; Combe/Helsper 1996, S. 41; Dietrich 2022, S. 65f.; Helsper 2021).

2.3 Technostress im Kontext von KI

Mit dem Konzept des Technostresses wird der Einfluss digitaler Technologien auf Stresserleben gefasst (vgl. Ragu-Nathan u. a. 2008; Tarafdar/Cooper/Stich 2019). Neben Techno-Overload (steigendes Arbeitspensum) und Techno-Invasion (zunehmende Erreichbarkeit sowie Verschwimmen von beruflichem und privatem Kontext) sind für den vorliegenden Beitrag insbesondere drei Dimensionen zentral: Techno-Complexity, Techno-Insecurity und Techno-Uncertainty.

Techno-Complexity bezeichnet das Empfinden, über zu geringe Kompetenzen oder zeitliche Ressourcen zu verfügen, um die Komplexität digitaler Technologien angemessen zu bewältigen (vgl. Mussmann u. a. 2021, S. 71; Ragu-Nathan u. a. 2008). Techno-Insecurity umfasst Ängste vor beruflicher Ersetzbarkeit oder einer Abwertung der eigenen Expertise durch technologische Systeme. Techno-Uncertainty verweist auf Unsicherheiten, die aus raschen, schwer prognostizierbaren technischen Entwicklungen resultieren und kontinuierliche Anpassungsleistungen erfordern (vgl. Litan 2025).

Im Kontext von KI zeigen Studien mit Hochschullehrenden, dass Technostress u. a. aus Unsicherheiten über eigene Kompetenzen, die Qualität KI-generierter Inhalte, mögliche Jobverluste sowie aus fehlender technischer und institutioneller Unterstützung resultiert (vgl. Khlaif u. a. 2024, S. 15). Litan (2025, S. 2) weist gleichzeitig darauf hin, dass Techno-Un-

certainty auch positive Effekte entfalten kann, wenn Ungewissheit als Herausforderung und Anlass für Neugierde und Lernen interpretiert wird.

2.4 Idealtypische Modi des Umgangs mit Ungewissheit

Pädagogisches Handeln ist durch strukturelle Ungewissheit geprägt: Lehrpersonen können weder Lernprozesse noch soziale Interaktionen vollständig steuern, sondern müssen in offenen, kontingenten Situationen urteilen und handeln (vgl. Hinzke/Gesang/Besa 2021; Helsper 2021; Paseka/Keller-Schneider/Combe 2018). Der Umgang mit Ungewissheit gilt damit als zentrale Dimension professioneller Kompetenz (vgl. Cramer u. a. 2019; Dietrich 2022; Epp 2023). Den Modi des Umgangs mit Ungewissheiten liegen individuelle Wahrnehmungs- und Verarbeitungsprozesse zugrunde, die sich in unterschiedlichen Strategien der Ungewissheitsbearbeitung niederschlagen. Diese reichen von vermeidenden bzw. schließenden Formen (Ignorieren, Ausblenden, Abblocken) bis hin zu reflexiv-öffnenden Formen, in denen Ungewissheitsmomente gezielt aufgegriffen und als Lern- und Bildungsanlass genutzt werden (vgl. Michalik 2025, S. 27).

Auf Basis bisheriger professions- und ungewissheitstheoretischer Arbeiten lassen sich drei idealtypische Modi des Umgangs mit Ungewissheit unterscheiden, die diesem Beitrag als Vorlage für die empirische Typenbildung dienen:

Reflexiv-gestaltender Modus

Ungewissheit wird als integraler Bestandteil pädagogischen Handelns verstanden. Lehrpersonen nutzen sie als Anlass für Reflexion, professionelle Weiterentwicklung und didaktische Gestaltung. Zugleich eröffnet sie Räume für dialogische Aushandlungsprozesse und fördert eine sensible, situationsangemessene Entscheidungsfindung im schulischen Alltag.

Sicherheitsorientiert-restriktiver Modus

Ungewissheit wird primär als Gefährdung professioneller Handlungsfähigkeit wahrgenommen und durch Standardisierung, Regeln und Kontrolle begrenzt (vgl. Dietrich 2022, S. 66ff.). Lehrkräfte greifen auf routinisierte Methoden und bewährte Materialien zurück, um Unterricht möglichst plan- und steuerbar zu halten; dabei bleibt häufig unreflektiert, welchen didaktischen Mehrwert alternativ offenere bzw. adaptivere Gestaltungen gegenüber dem Rückgriff auf Bewährtes eröffnen könnten (vgl. Epp 2023, S. 73; Merry 1995, S. 128).

Routiniert-pragmatischer Modus

Lehrkräfte orientieren sich stark an etablierten Routinen, sehen sich als fachlich souverän und erachten zusätzliche Auseinandersetzungen mit neuen Anforderungen nur dann als notwendig, wenn ein klarer Mehrwert erkennbar ist (vgl. Dietrich 2022; Epp 2023). Ungewissheit wird vor allem durch Relevanzabwertung neuer Themen bewältigt, ohne sie grundsätzlich zu dramatisieren.

In der Forschung zu Auswirkungen der Digitalisierung im Allgemeinen und KI im Speziellen wird zunehmend die (belastende) Wirkung von Unsicherheiten und Ambiguitäten in den Blick genommen. So wird in neueren Studien zum Belastungsempfinden durch KI anhand

des Technostressmodells von Ragu-Nathan u. a. (2008) der Einfluss verschiedener Faktoren auf Stresserleben und persönliches Wohlbefinden untersucht. Die positive oder negative Bearbeitung von Unsicherheiten und Ängsten bezüglich KI hängt dabei zu einem wesentlichen Teil von der individuellen Ungewissheitstoleranz ab (Khlaif u. a. 2024, Litan 2025, S. 2).

Für die weitere Analyse werden daher Ungewissheitstoleranz und Technostress als zwei zentrale Dimensionen herangezogen. Aus ihrem Zusammenspiel werden im empirischen Teil drei idealtypische Umgangsweisen mit KI rekonstruiert, die an diese Modi anschließen: ein reflexiv-gestaltender, ein sicherheitsorientiert-restriktiver und ein routiniert-pragmatischer Typ.

3 Methodik

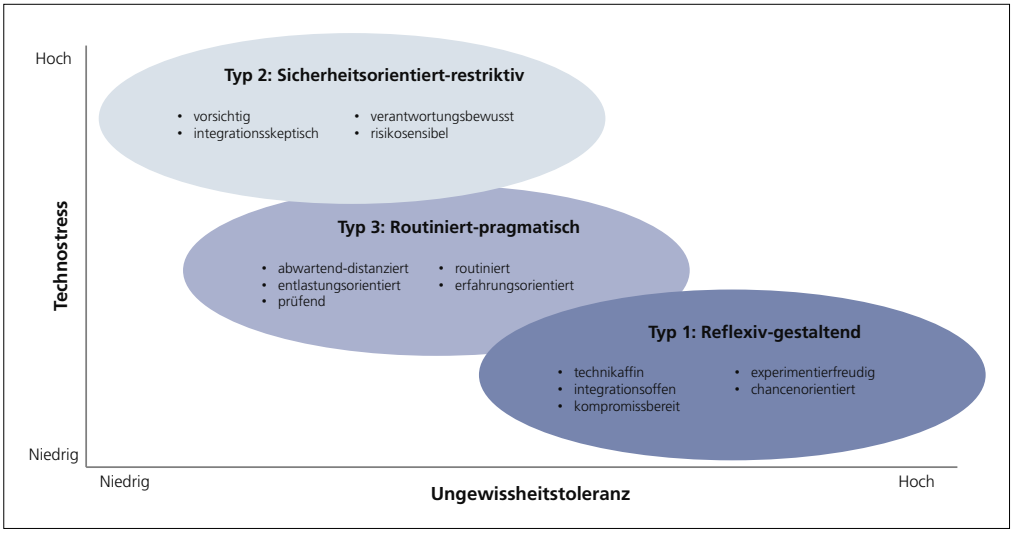
Zur Beantwortung der Forschungsfrage wurden 59 Lehrkräfte berufsbildender Schulen der Fachrichtung Wirtschaft und Verwaltung in Niedersachsen leitfadengestützt interviewt. Die Auswahl erfolgte schulübergreifend, um unterschiedliche Erfahrungs- und Kontextbedingungen abzubilden. Die Interviews wurden problemzentriert geführt, um subjektive Deutungen von Unsicherheiten im Umgang mit KI und deren Folgen für das Unterrichtshandeln zu erfassen (vgl. Bortz/Döring 2006, S. 236, 308).

Der Leitfaden wurde in zwei Pretests qualitätsgesichert (Expertenbewertung sowie Feldtest) überprüft und anschließend geringfügig angepasst. Die Auswertung erfolgte im Sinne einer typenbildenden qualitativen Inhaltsanalyse (vgl. Kuckartz 2018, S. 143). In einem ersten Schritt wurden die Interviews entlang der theoretisch hergeleiteten Unsicherheitsdimensionen sowie der beiden Achsen Ungewissheitstoleranz und Technostress inhaltlich codiert. In einem zweiten Schritt wurden die Fälle verdichtet und hinsichtlich dominanter Deutungs- und Handlungslogiken im Umgang mit KI analysiert. Auf dieser Grundlage wurden die drei in der Literatur beschriebenen Typen rekonstruiert, die im Folgenden dargestellt werden.

4 Modi der Ungewissheitsbearbeitung im Umgang mit KI

Die Analyse der Interviews zeigt, dass sich Unsicherheiten berufsbildender Lehrkräfte im Umgang mit KI nicht nur nach ihren Gegenständen (z. B. Datenschutz, Prüfungen, Lernprozesse), sondern auch nach unterschiedlichen Umgangsweisen mit ihnen unterscheiden lassen: Im Folgenden werden drei Idealtypen, entlang der Dimensionen Ungewissheitstoleranz und Technostress rekonstruiert (vgl. Abbildung 1). Die grafische Darstellung verdeutlicht, dass die drei Typen nicht als starre Kategorien, sondern als idealtypische Zentren eines Kontinuums zu verstehen sind. Einzelne Lehrkräfte können zwischen den Typen wechseln oder in unterschiedlichen Handlungskontexten unterschiedliche Umgangsweisen mit Ungewissheit und Technostress zeigen.

Abbildung 1: Idealtypische Positionierung der drei Lehrkraft-Typen im Koordinatensystem aus Ungewissheitstoleranz (horizontal) und Technostress (vertikal)



Quelle: eigene Darstellung

4.1 Typ 1: Reflexiv-gestaltender Typ

Der reflexiv-gestaltende Typ versteht KI als Anlass für didaktische Weiterentwicklung und Reflexion. KI wird bewusst in Lernprozesse integriert, ohne dass damit ein Anspruch auf vollständige Kontrolle verbunden ist. Lehrkräfte dieses Typs rahmen Ungewissheit als Herausforderung, die im Unterricht produktiv bearbeitet werden kann. Ein prototypisches Beispiel ist die didaktische Adaption der Methode „Think-Pair-Share", die um den Einsatz KI erweitert wird:

> „Also es gibt ja die Methode Think-Pair-Share beispielsweise und da habe ich das abgewandelt als Think-Pair-ChatGPT-Share. […] [S]ollen sie im ersten Schritt selber überlegen, dann dürfen sie sich mit dem Nachbarn austauschen und dann sollen sie explizit noch mal eine KI nutzen, um zu schauen, okay sind ihre Antworten jetzt irgendwie gut? […] [A]ls Kontrolle einfach für sich selber" (I9, Z. 66–73).

Darüber hinaus wird der Unterricht gezielt genutzt, um Auseinandersetzungsprozesse mit KI-generierten Produkten sichtbar und reflektierbar zu machen: „Aber im Grunde ist immer die Auseinandersetzung mit den Produkten das Wichtige […]. [K]ann ich sicherstellen, selbst wenn es KI-generiert wurde, dass […] sich damit auseinandergesetzt hat?" (I2, Z. 372–375).

Unsicherheiten in Bezug auf Funktionsweise, Bias oder Fehler der KI werden von diesem Typ nicht verdrängt, sondern explizit thematisiert und gemeinsam mit den Lernenden bearbeitet. Lehrkräfte betonen, dass sie selbst nicht alles wissen müssen, sondern Lernprozesse modellieren, in denen mit Unsicherheit umgegangen wird. Der wahrgenommene Techno-

stress ist gering bis moderat; zeitliche und inhaltliche Mehraufwände werden durch erlebte Selbstwirksamkeit und kollegialen Austausch relativiert:

> „[…] weil es halt einfach eine erhebliche Zeitersparnis ist" (I15, Z. 160–162).
>
> „Und ja, jetzt brauche ich eine neue Klassenarbeit und dann […] bitte ich die KI, sie soll mir eine neue Klausur ähnlich erstellen. So, dann spuckt sie mir das aus und ich muss es halt nur nochmal überprüfen. Aber das ist super, Arbeitserleichterung hoch zehn" (I4, Z. 188–192).
>
> „Wenn man dann feststellt okay, das funktioniert irgendwie nicht so, wie ich das gerne hätte, dann frage ich bei der Arbeit Kollegen nochmal nach. Wie macht ihr das oder wofür nutzt ihr das noch? Und so hat man da eigentlich regelmäßig […] einen Austausch und lernt immer wieder irgendwas dazu" (I19, Z. 267–269).

Die Ungewissheitstoleranz ist hoch: Ungewissheit wird als normaler Bestandteil professionellen Handelns und als Ressource für Professionalisierung verstanden. Leitend für diesen Typ sind Aussagen, in denen KI explizit als Anlass für didaktische Weiterentwicklung und für die gemeinsame Reflexion von Lernprozessen beschrieben wird. Häufig genannt werden insbesondere experimentelle Unterrichtsarrangements sowie die explizite Thematisierung von Fehlern, Verzerrungen und Grenzen KI-generierter Produkte:

> „Aber jetzt aus persönlicher Erfahrung, wenn ich mit Klassen anfange, über KI zu sprechen oder eben auch mal Schülern versuche, KI nahezulegen, dass sie die für ihre eigene Arbeit nutzen also. Ich versuche sie auch wirklich dazu zu bringen, KI einzusetzen, um sich mal einen Text generieren zu lassen, um den zu korrigieren, um ihn zu lesen und zu bearbeiten" (I23, Z. 123–132).

Deutlich seltener werden jedoch institutionelle oder rechtliche Fragen angesprochen. Sie spielen für die Selbstbeschreibung dieses Typs eher eine randständige Rolle und treten hinter der pädagogisch-didaktischen Perspektive zurück. Der Typ lässt sich treffend durch die Adjektive integrationsoffen, experimentierfreudig, chancenorientiert, technikaffin und kompromissbereit beschreiben (vgl. Abbildung 1).

4.2 Typ 2: Sicherheitsorientiert-restriktiver Typ

Der sicherheitsorientiert-restriktive Typ begegnet KI im Unterricht integrationsskeptisch. KI wird primär als Gefährdung bewährter Lernprozesse und als Risiko für faire Leistungsbewertung wahrgenommen. Ungewissheiten im Umgang mit KI wird vor allem durch Begrenzung und Regulierung begegnet; es besteht ein starkes Bedürfnis nach klaren Regeln und institutionellen Vorgaben.

Lehrkräfte dieses Typs bezweifeln häufig, dass Lernprozesse Unterstützung durch KI erfahren und befürchten, dass Lernende zentrale kognitive Anteile an die KI delegieren: „Wenn wir uns jetzt auf Tools wie ChatGPT beziehen, dann sehe ich nicht, wie dort [ein] Lernprozess […] unterstützt werden kann, […] denn das übernimmt die KI komplett" (I9, Z. 52–55). Zentral sind zudem Unsicherheiten in Bezug auf Prüfungen und Leistungsbewertung. Einige Befragte beschreiben, dass klassische Hausaufgabenformate kaum mehr bewertbar erscheinen:

> „Also Hausaufgaben zu bewerten ist eigentlich kaum mehr möglich, weil ich ja gar nicht weiß, wer das denn nun eigentlich erledigt hat, weil das mittlerweile so gut ist, dass ich das nicht mehr sehe […] und vor allem auch, wenn es um wissenschaftspropädeutisches Arbeiten geht, ist zunehmend schwierig" (I11, Z. 17–20).

Institutionelle und rechtliche Unklarheiten verstärken den Eindruck, dass Lehrkräfte für KI-bezogene Risiken verantwortlich gemacht werden, ohne über ausreichende Handlungssicherheit zu verfügen. Der wahrgenommene Technostress ist hoch; insbesondere Techno-Insecurity (Sorge um die eigene professionelle Rolle) und Techno-Uncertainty (rasche, unüberschaubare Entwicklung) prägen das Belastungserleben:

> „Und sobald eine Qualifizierung stattfindet, hat man das Gefühl, dass das aber im Grunde schon wieder überholt ist, weil KI viel, viel mehr dann auf einmal kann und wir werden einfach momentan noch ein bisschen überrannt mit dieser Geschwindigkeit" (I34, Z. 24–28).
>
> „Irgendwann ersetzt mich das vielleicht. Keine Ahnung" (I2, Z. 151–152).

Die Ungewissheitstoleranz ist eher gering ausgeprägt; Ungewissheit wird vor allem als Bedrohung wahrgenommen, die es durch Regeln, Kontrolle und Einschränkung der KI-Nutzung zu begrenzen gilt:

> „Man hat fast das Gefühl, hier wird das System fast über den Haufen geworfen. Und das macht auch Sorge, ein Stück weit" (I10, Z. 210–213).
>
> „Da würde ich mir, ehrlich gesagt, auch mehr klare Regeln oder Vorgaben wünschen. So ist man oft auf sich allein gestellt" (I30, Z. 129–130).
>
> „[M]an muss da ja auch Grenzen setzen" (I40, Z. 56).

Charakteristisch und im Material besonders häufig sind Bezugnahmen auf Gefährdungen von Lernprozessen, Leistungsbewertung und Fairness sowie der Wunsch nach klaren schulischen und rechtlichen Vorgaben. Wiederkehrend betonen Lehrkräfte dieses Typs, dass KI-Nutzung zu einer Externalisierung zentraler Bearbeitungsschritte führen könne und dadurch Lern- und Arbeitsprozesse der Lernenden beeinträchtigt würden; zugleich erscheinen Prüfungsleistungen kaum mehr bewertbar. Eher randständig treten Hinweise auf eigene experimentelle KI-Nutzung oder auf wahrgenommene Entlastungs- und Qualitätsgewinne auf. Sie bleiben im Vergleich zu den dominierenden Risikonarrativen deutlich nachgeordnet.

Dieser Typ kann mit den Adjektiven integrationsskeptisch, risikosensibel, verantwortungsorientiert und vorsichtig charakterisiert werden.

4.3 Typ 3: Routiniert-pragmatischer Typ

Der routiniert-pragmatische Typ verfügt über hohes Vertrauen in eigene fachliche und didaktische Routinen, sieht jedoch kaum einen didaktischen Mehrwert eines KI-Einsatzes im eigenen Unterricht. KI wird nicht grundsätzlich abgelehnt, aber eher als zusätzliche, derzeit verzichtbare Aufgabe betrachtet. Ungewissheit wird vor allem dadurch reduziert, dass die Relevanz von KI für das eigene Unterrichtshandeln gering eingeschätzt wird.

Lehrkräfte dieses Typs betonen, dass sie ihre Unterrichtsplanung auch ohne KI sicher und zielgerichtet gestalten können: „Aber ich lasse mir jetzt keine Unterrichtsverläufe […] von der KI entwickeln. […] [I]ch glaube durch meine Erfahrung und eine Sicherheit im Fach ziemlich genau [zu wissen], wo ich hinwill“ (I47, Z. 232–235). Zugleich wird der KI-Einsatz als aufwendig und schwer kontrollierbar eingeschätzt, sodass auf bewährte Handlungsleitfäden und professionelle Routinen zurückgegriffen wird: „Mir ist das zu aufwändig. Also ich musste auch irgendwo meinem Gehirn vertrauen. Ich muss meinem Handlungsleitfaden vertrauen, was wir vom Studienseminar haben […]. Ganz schwierig, ganz schwierig, […] [weil der KI-Einsatz] aus dem Ruder laufen kann“ (I21, Z. 289–294). Auch der erforderliche Zeitaufwand wird hervorgehoben: „Also ich müsste zu viel Zeit momentan darauf verwenden, mich in KI einzuarbeiten und da brauche ich für meine Unterrichtsvorbereitung an sich weniger Zeit“ (I56, Z. 115–117). Teilweise wird der bewusste Verzicht auf KI schließlich pointiert markiert und mit professioneller Selbstsicherheit begründet: „Ne, gar nicht. Die gar nicht. Das kann ich selbst (lacht)“ (I6, Z. 31).

Technostress ist moderat ausgeprägt und speist sich vor allem aus Techno-Complexity und Workload-Erwägungen. Die Ungewissheitstoleranz ist mittelhoch: KI-bezogene Ungewissheit wird weder dramatisiert noch aktiv gesucht, sondern durch Relevanzabwertung bearbeitet:

> „Man kann gar nicht über alles einen Überblick haben und die Zeit fehlt einem […], deswegen will ich das gar nicht so pauschal als Vereinfachung sehen, sondern auch als zusätzlichen Aufwand, sich überall einzuarbeiten“ (I56, Z. 315–317).
>
> „[M]ein Lernstoff im Wirtschaftsbereich ist halt seit Jahren fertig. Da ergibt sich kaum eine Relevanz […], dass die KI zumindest zur Unterstützung momentan nicht notwendig ist“ (I17, Z. 18–20).
>
> „Weil ich […] durch meine Erfahrung und eine Sicherheit im Fach ziemlich genau weiß, wo ich hin will“ (I13, Z. 95–96).

Leitend für diesen Typ sind Aussagen, in denen Zeitaufwand, Einarbeitungserfordernisse und die hohe Verlässlichkeit eigener fachlicher und didaktischer Routinen hervorgehoben werden. Die Nutzenabwägung fällt dabei häufig zugunsten bewährter Vorgehensweisen aus. KI wird in erster Linie als zusätzlicher – aktuell nicht zwingend notwendiger – Aufwand wahrgenommen. Seltener finden sich explizite Problematisierungen rechtlicher Risiken oder grundständige Kritik an KI. Beides spielt gegenüber der pragmatischen Abwägung von Aufwand und Nutzen eine geringere Rolle und erscheint im Datenmaterial eher als randständig.

Der Typ lässt sich durch die Adjektive routiniert, erfahrungsorientiert, abwartend-distanziert, entlastungsorientiert und prüfend beschreiben.

5 Fazit und Handlungsempfehlungen

5.1 Einordnung in den professions- und ungewissheitstheoretischen Diskurs

Aus professions- und ungewissheitstheoretischer Perspektive ist pädagogisches Handeln grundsätzlich durch strukturelle Ungewissheit geprägt: Lehrkräfte müssen unter Bedingun-

gen unvollständiger Information, widersprüchlicher Erwartungen und prinzipiell offener Lernprozesse urteilen und handeln (vgl. Helsper 2021; Hinzke/Gesang/Besa 2021; Paseka/Keller-Schneider/Combe 2018). Die vorliegenden Ergebnisse bestätigen diese Diagnose und zeigen zugleich, dass KI diese Ungewissheit nicht reduziert, sondern neu bündelt und sichtbarer macht.

Die in Kapitel 4 rekonstruierten Typen lassen sich als KI-spezifische Ausprägungen jener Modi lesen, die die Literatur zur Ungewissheitsbearbeitung bereits beschreibt: Der reflexiv-gestaltende Typ (Typ 1) knüpft an reflexiv-öffnende und metareflexive Bearbeitungsweisen an, indem er KI-bezogene Ungewissheit zum Ausgangspunkt didaktischer Experimente und Reflexionsprozesse macht (vgl. Cramer u. a. 2019; Hinzke/Gesang/Besa 2021). Der sicherheitsorientiert-restriktive Typ (Typ 2) erinnert an defensiv-stabilisierende Strategien, in denen Ungewissheit vorrangig über Regeln, Standardisierung und Kontrolle bearbeitet wird (vgl. Dietrich 2022). Der routiniert-pragmatische Typ (Typ 3) zeigt jene bewahrend-pragmatischen Umgangsweisen, in denen neue Anforderungen vor allem über Relevanzdefinitionen und Rückgriff auf etablierte Routinen strukturiert werden (vgl. Epp 2023).

Gleichzeitig wird deutlich, dass Ungewissheitstoleranz und Technostress zentrale Achsen bilden, entlang derer sich die drei Typen unterscheiden: Hohe Ungewissheitstoleranz bei geringem bis moderatem Technostress begünstigt einen reflexiv-gestaltenden Umgang (Typ 1), während geringe Ungewissheitstoleranz und ausgeprägter Technostress (vor allem Techno-Insecurity und Techno-Uncertainty) mit einem sicherheitsorientiert-restriktiven Umgang (Typ 2) einhergehen. Eine mittlere Ungewissheitstoleranz bei moderatem Technostress – dominiert von Techno-Complexity – stützt routiniert-pragmatische Bearbeitungsweisen (Typ 3), in denen KI vor allem als zusätzlicher Aufwand ohne klaren Mehrwert erscheint.

Damit trägt die Studie dazu bei, KI-bezogene Unsicherheiten von Lehrkräften nicht nur als Wissens- oder Ausstattungsdefizit zu interpretieren, sondern als Ausdruck unterschiedlicher professioneller Modi der Ungewissheitsbearbeitung, die ihrerseits mit dispositionalen Merkmalen (Ungewissheitstoleranz) und Belastungserleben (Technostress) zusammenhängen. Handlungsempfehlungen für die drei Phasen der Lehrkräftebildung müssen folglich an diesen unterschiedlichen Ausgangslagen ansetzen und dürfen Lehrkräfte nicht als homogene Zielgruppe ansprechen.

5.2 Implikationen für die universitäre Lehrkräftebildung

Für die universitäre Ausbildung angehender Lehrkräfte an berufsbildenden Schulen folgt daraus, dass KI nicht nur als technischer Lerngegenstand, sondern auch als Anlass zur Arbeit an Ungewissheitstoleranz und professioneller Reflexivität verstanden werden sollte. Lehr-Lern-Settings, die bewusst mit offenen Aufgabenstellungen, unklar formulierten Prompts und ambivalenten KI-Outputs arbeiten, können Studierenden die Möglichkeit eröffnen, KI-bezogene Ungewissheiten zu erleben, zu analysieren und zu bearbeiten (vgl. Goldmann 2025; Scholl/Reinmann/Gläser-Zikuda 2025). Auf diese Weise können Ungewissheits- und Ambiguitätstoleranz als Ressourcen für einen reflexiv-gestaltenden Umgang mit KI aufgebaut werden.

Weiterhin benötigen Studierende mit Tendenzen zum sicherheitsorientiert-restriktiven Umgang (Typ 2) Formate, in denen Risiko- und Verantwortungsaspekte systematisch aufgegriffen werden. Die im empirischen Material sichtbaren Unsicherheiten bezüglich Leistungs-

bewertung, Täuschung und Fairness legen nahe, KI bereits in der ersten Phase der Lehrkräftebildung zu integrieren. Ziel ist nicht, restriktive Haltungen zu entkräften, sondern diese auf eine fundierte, rechtliche und diagnostische Basis zu stellen. Die Theorie zu Technostress kann hier eingesetzt werden, um Belastungserleben der Studierenden zu entpathologisieren und als nachvollziehbare Reaktion auf unklare Rahmenbedingungen zu rahmen.

Zuletzt sollten in der ersten Phase gezielt Übergänge vom routiniert-pragmatischen zum reflektierten Umgang mit KI angeregt werden (Typ 3). Die Empirie zeigt, dass viele Lehrkräfte KI vor allem als zeitintensiv und wenig nutzenstiftend erleben. Lehramtsstudierende können in Seminaren, die an bewährte didaktische Routinen anknüpfen, erproben, an welchen Stellen KI-Unterstützung tatsächlich entlastet und an welchen nicht. Dadurch wird Techno-Complexity bewältigt. Es geht darum, Ungewissheitstoleranz aufzubauen und gleichzeitig Technostress zu begrenzen, indem konkrete, subjektiv sinnvolle Einsatzszenarien sichtbar werden.

5.3 Implikationen für das Referendariat

Im Vorbereitungsdienst für das Lehramt an berufsbildenden Schulen verdichten sich strukturelle Ungewissheiten des Lehrberufs mit bewerteten Ausbildungsansprüchen (vgl. Dietrich 2022). Die Ergebnisse legen nahe, die Arbeit an KI-bezogener Ungewissheit hier systematisch mit Professionalisierungsprozessen zu verknüpfen.

Für Lehramtsanwärter/-innen mit reflexiv-gestaltender Orientierung (Typ 1) empfiehlt es sich, Erprobungsräume zu schaffen, in denen KI im Unterricht eingesetzt und gemeinsam mit Fachleitungen und Mentorinnen bzw. Mentoren ausgewertet werden kann. Die in Abschnitt 4.1 beschriebenen Praktiken („Think-Pair-ChatGPT-Share“, Portfolioarbeit) können als Beispiele für Unterrichtsvorhaben dienen, die in Prüfungsstunden und Hospitationen reflektiert werden. Die Theorie zur Ungewissheitstoleranz bietet hierbei einen Bezugsrahmen, um produktive Unsicherheitsbearbeitung als professionelle Ressource sichtbar zu machen.

Lehramtsanwärter/-innen mit sicherheitsorientiert-restriktiven Tendenzen (Typ 2) benötigen im Vorbereitungsdienst verstärkt strukturierende Unterstützungsangebote. Dazu gehören klare Hinweise, in welchen Aufgabenformaten KI-Nutzung zulässig ist, wie Täuschung und Plagiate rechtlich und pädagogisch zu bewerten sind und wie Bewertungsmaßstäbe an eine KI-durchdrungene Lernumgebung angepasst werden können. Anhand von Fallbesprechungen können typische Dilemmata, die in den Interviews sichtbar wurden (z. B. nicht bewertbare Hausaufgaben, KI-unterstützte Klausurleistungen), aufgegriffen und mit professionsethischen und rechtlichen Grundlagen verbunden werden. Ziel ist, Technostress – insbesondere Techno-Insecurity und Techno-Uncertainty – zu reduzieren, ohne Ungewissheit vollständig zu eliminieren.

Für den routiniert-pragmatischen Typ (Typ 3) schließlich eröffnet der Vorbereitungsdienst die Gelegenheit, bewährte Routinen behutsam zu irritieren, ohne die professionelle Identität zu entwerten. Trainings- und Reflexionsanlässe, in denen Referendarinnen und Referendare zunächst KI-freie Sequenzen planen und anschließend punktuell KI-Ergebnisse ergänzen, können helfen, subjektiv sinnvolle Einsatzformen zu identifizieren. Die im empirischen Material formulierte Abwägung zwischen Zeitaufwand und Nutzen kann so zum Ausgangspunkt kollegialer Unterrichtsentwicklung werden, in der Techno-Complexity und Workload explizit thematisiert werden.

5.4 Implikationen für schulische Fort- und Weiterbildung sowie Schulentwicklung

Für die dritte Phase der Ausbildung für Lehrkräfte an berufsbildenden Schulen – berufsbegleitende Fort- und Weiterbildung – und für Schulentwicklungsprozesse ergeben sich aus Theorie und Empirie eng verbundene Konsequenzen. Die Ergebnisse zeigen, dass institutionelle Unklarheiten (Lehrpläne, Prüfungsformate, Verantwortlichkeiten) Technostress und KI-bezogene Ungewissheit verstärken und insbesondere sicherheitsorientiert-restriktive (Typ 2) und routiniert-pragmatische (Typ 3) Umgangsweisen stabilisieren. Fortbildungsangebote sollten daher mindestens die folgenden drei Funktionen erfüllen:

Erstens sollten Angebote alle Typen des Kollegiums adressieren. Während Typ 1 als „Innovationsanker" in schulischen KI-Projekten fungieren kann, benötigen Typ 2 und 3 Freiräume, in denen sie ihre Sorgen und Vorbehalte artikulieren und mit aktueller rechtlicher, didaktischer und professionsethischer Expertise rückbinden können. Reflexion von Ungewissheitstoleranz und Technostress kann hier explizit thematisiert werden, etwa in Form von Selbst- und Fremdeinschätzungen oder typisierenden Fallvignetten.

Zweitens bedarf es schulischer Konzeptarbeit zu KI – etwa Leitlinien zur Nutzung, Vereinbarungen zu Prüfungsformaten, Regelungen zu Datenschutz und Lizenzen. Dies sollte nicht als „Nebenprodukt" individueller Initiativen entstehen, sondern als Gegenstand systematischer Schulentwicklung. So können die in der Empirie sichtbaren organisationalen Unsicherheiten (unklare Curricula, uneinheitliche Vorgaben, lückenhafte Fortbildungsstrukturen) gezielt adressiert werden (vgl. Killus/Gerick 2021; Zwanziger 2024). Klare, gemeinsam erarbeitete Rahmungen reduzieren Techno-Uncertainty und geben insbesondere sicherheitsorientiert-restriktiven Lehrkräften Orientierung, ohne reflexiv-gestaltende Potenziale zu blockieren.

Drittens zeigen die Interviews, Bedarfe, Fort- und Weiterbildung stärker auf die Entwicklung KI-sensibler Prüfungsformate auszurichten. Prozess- und produktorientierte Leistungsnachweise, Portfolioarbeit und mündliche Prüfungsanteile können dazu beitragen, Auseinandersetzungsprozesse sichtbar zu machen und die Abhängigkeit von schriftlichen Reproduktionsleistungen zu verringern. Für alle drei Typen eröffnen solche Formate – jeweils auf unterschiedlichen Wegen – die Möglichkeit, mit KI-bezogenen Ungewissheiten im Rahmen professioneller Gestaltungsspielräume umzugehen.

Insgesamt wird deutlich, dass eine auf KI bezogene Lehrkräftebildung nicht allein auf Wissensvermittlung über Tools und Anwendungen zielen kann. Sie muss vielmehr an den unterschiedlichen, empirisch sichtbaren Modi der Ungewissheitsbearbeitung ansetzen und diese im Licht von Ungewissheitstoleranz und Technostress so weiterentwickeln, dass Lehrkräfte KI weder unreflektiert übernehmen noch pauschal abwehren, sondern sie in einem professionell verantworteten Sinne für berufliche Bildungsprozesse nutzbar machen.

5.5 Limitationen und Ausblick

Die Studie basiert auf leitfadengestützten Interviews mit 59 Lehrkräften der Fachrichtung Wirtschaft und Verwaltung in Niedersachsen. Die Ergebnisse sind daher nicht ohne Weiteres auf andere Fächer, Regionen oder Schulformen übertragbar. Zudem beruhen die Aussagen

auf Selbstdeutungen der Lehrkräfte, eine tatsächliche Beobachtung des Umgangs mit KI-Anwendungen könnte hier ergänzend wirken.

Weitere Forschung könnte die hier rekonstruierten Typen in anderen Kontexten/Fachrichtungen prüfen, mit Beobachtungsdaten triangulieren und die Entwicklung von Ungewissheitstoleranz und Technostress im Längsschnitt untersuchen. Ebenso wären Studien wünschenswert, die die Perspektive von Lernenden sowie von Schulleitungen stärker einbeziehen und den Zusammenhang zwischen institutionellen Rahmenbedingungen, individuellen Dispositionen und tatsächlichen KI-Nutzungspraktiken vertiefen.

Literatur

Böhme, Katrin; Mesenhöller, Janne: Meine Kollegin, die KI – Wie die Nutzung von Künstlicher Intelligenz das schulische Lehren und Lernen verändert. In: Schork, Sabrina (Hrsg.): Vertrauen in Künstliche Intelligenz. Wiesbaden 2024, S. 81–101. DOI: **https://doi.org/10.1007/978-3-658-43816-6_5**

Boultgen, Danielle; Eierdanz, Frank; Gerhold, Lars: Umgang mit Unsicherheit – Systematische Exploration bedeutsamer individueller und struktureller Ressourcen. Poster präsentiert auf dem 44. Kongress der Deutschen Gesellschaft für Psychologie. Göttingen 2004

Bortz, Jürgen; Döring, Nina: Forschungsmethoden und Evaluation für Human- und Sozialwissenschaftler. 4. Aufl. Heidelberg 2006

Brandhofer, Gerhard; Tengler, Karin: Zur Akzeptanz von KI-Applikationen bei Lehrenden und Lehramtsstudierenden. In: More of Research. Konferenzband zur Tagung 11 (2023) 3, S. 7–25

Brashers, Dale E.: Communication and uncertainty management. In: Journal of Communication 51 (2001), S. 477–497

Budner, Stanley: Intolerance of ambiguity as a personality variable. In: Journal of Personality 30 (1962) 1, S. 29–50. DOI: **https://doi.org/10.1111/j.1467-6494.1962.tb02303.x**

Cechovsky, Nora; Malli-Voglhuber, Claudia: Von der Hochschule ins Klassenzimmer: Die Rolle der KI in der Lehrer:innenbildung. In: Zeitschrift für Hochschulentwicklung 20 (2025) (SH-KI-2), S. 143–164. DOI: **https://doi.org/10.21240/zfhe/SH-KI-2/08**

Chiu, Thomas K. F.; Xia, Qi; Zhou, Xinyan; Chai, Ching Sing; Cheng, Miaoting: Systematic literature review on opportunities, challenges, and future research recommendations of artificial intelligence in education. In: Computers and Education: Artificial Intelligence 4 (2023), 100118. DOI: **https://doi.org/10.1016/j.caeai.2022.100118**

Combe, Arno; Helsper, Werner: Einleitung: Pädagogische Professionalität. Historische Hypotheken und aktuelle Entwicklungstendenzen. In: Combe, Arno; Helsper, Werner (Hrsg.): Pädagogische Professionalität. Untersuchungen zum Typus pädagogischen Handelns. Frankfurt a. M. 1996, S. 9–48

Cramer, Colin; Harant, Martin; Merk, Samuel; Drahmann, Martin; Emmerich, Marcus: Meta-Reflexivität und Professionalität im Lehrerinnen- und Lehrerberuf. In: Zeitschrift für Pädagogik 65 (2019) 3, S. 401–423

Dalbert, Claudia; Radant, Matthias: Ungewissheitstoleranz bei Lehrkräften. In: Journal für LehrerInnenbildung 10 (2010) 2, S. 53–57

Dietrich, Fabian: Ungewissheit pädagogischen Handelns im Referendariat – Zur Ausbildungslogik der zweiten Phase der Lehrerinnen- und Lehrerausbildung. In: Peters, Jelko; Seelhorst, Bernhard;

Bundesarbeitskreis Lehrerbildung e. V. (Hrsg.): Der Vorbereitungsdienst – eine Bestandsaufnahme. SEMINAR 28 (2022) 2, S. 64–78

Epp, Andre: Relationen zwischen professionellem Handeln und biografischen Übergangserfahrungen von Lehrkräften – Der Umgang mit Ungewissheit als eine miteinander verflochtene Verbindung. In: Historia scholastica 9 (2023) 1, S. 55–81. DOI: **https://doi.org/10.15240/tul/006/2023-1-003**

Farazouli, Alexandra; Cerrato Pargman, Teresa; Bolander Laksov, Klara; McGrath, Cormac: Navigating uncertainty: university teachers' experiences and perceptions of generative artificial intelligence in teaching and learning. In: Studies in Higher Education (2025), S. 1–16. DOI: **https://doi.org/10.1080/03075079.2025.2550766**

Gabriel, Sonja: „ChatGPT kennt die Schüler:innen nicht". Einstellungen von angehenden Primarstufenlehrer:innen zur Nutzung von generativer KI für die Unterrichtsvorbereitung. In: Medienimpulse 63 (2025) 1. DOI: **https://doi.org/10.21243/mi-01-25-09**

Gerick, Julia; Killus, Dagmar: Tolerance of uncertainty and its role for teachers' use of ICT in classroom in times of digital transformation. In: Zeitschrift für Bildungsforschung 14 (2024), S. 339–356. DOI: **https://doi.org/10.1007/s35834-024-00431-y**

Goldmann, Daniel: Wenn der KI-Tutor kommt. Didaktik in postdigitalen Zeiten. In: Scholl, Daniel; Reinmann, Gabi; Gläser-Zikuda, Michaela (Hrsg.): Journal für Allgemeine Didaktik 13 (2025) – Schwerpunkt Allgemeine Didaktik und Künstliche Intelligenz (KI), S. 163–180

Hahn, Gabriele: Perspektiven für den Umgang mit Unsicherheiten und Ambivalenzen in der beruflichen (Lehrkräfte-)Bildung – Gedanken von Andreas Fischer (1955–2019). In: Schröder, Lisa-Marie; Hantke, Harald; Steffestun; Theresa; Hedtke, Reinhold (Hrsg.): In Krisen aus Krisen lernen. Sozioökonomische Bildung und Wissenschaft im Kontext sozialökologischer Transformation. Wiesbaden 2022, S. 13–30

Helm, Christoph; Grosse, Cornelia S.: Einsatz künstlicher Intelligenz im Schulalltag – eine empirische Bestandsaufnahme. In: Erziehung und Unterricht 3-4 (2024), S. 370–381

Helsper, Werner: Professionalität und Professionalisierung pädagogischen Handelns: Eine Einführung. Opladen 2021

Hinzke, Jan-Hendrik; Gesang, Johanna; Besa, Kris-Stephen: Ungewissheit im unterrichtlichen Handeln von Lehrpersonen. Zur Erfahrung von Ungewissheit zwischen Norm, Theorie und Habitus. In: Zeitschrift für interpretative Schul- und Unterrichtsforschung 10 (2021) 10, S. 56–69

Khlaif, Zuheir, N.; Hamamra, Bilal; Bensalem, Elias; Mitwally, Mohamed A. A.; Sanmugam, Mageswaran: Factors Influencing Educators' Technostress While Using Generative AI: A Qualitative Study. In: Technology, Knowledge and Learning (2025)

Killus, Dagmar; Gerick, Julia: Ungewissheit in Schulentwicklungsprozessen am Beispiel von Digitalisierung. In: Zeitschrift für Bildungsforschung 11 (2021), S. 509–528. DOI: **https://doi.org/10.1007/s35834-021-00324-4**

König, Silvio; Dalbert, Claudia: Ungewissheitstoleranz und der Umgang mit beruflich ungewissen Situationen im Lehramt. In: Empirische Pädagogik 21 (2007), S. 306–321

Kuckartz, Udo: Qualitative Inhaltsanalyse. Methoden, Praxis, Computerunterstützung. 4. Aufl. Weinheim, Basel 2018

Litan, Daniela-Elena: The Impact of Technostress Generated by Artificial Intelligence on the Quality of Life: The Mediating Role of Positive and Negative Affect. In: Behavioral Sciences 15 (2025) 4, 552. DOI: **https://doi.org/10.3390/bs15040552**

Lucas, Margarida; Zhang, Yidi; Bem-haja, Pedro; Vincente, Paulo Nuno: The interplay between teachers' trust in artificial intelligence and digital competence. In: Education and Information Technologies 29 (2024), 22991–23010. DOI: **https://doi.org/10.1007/s10639-024-12772-2**

Merry, Uri: Coping with uncertainty: Insights from the new sciences of chaos, self-organization, and complexity. Westport, CT 1995

Michalik, Kerstin: Ungewissheit als Herausforderung und Chance für das Lehren und Lernen im Sachunterricht. In: Schomaker, Claudia; Peschel, Markus; Goll, Thomas (Hrsg.): Mit Sachunterricht Zukunft gestalten?! Herausforderungen und Potenziale im Kontext von Komplexität und Ungewissheit. Bad Heilbrunn 2025, S. 21–36

Mussmann, Frank; Hardwig, Thomas; Riethmüller, Martin; Klötzer, Stefan: Digitalisierung im Schulsystem 2021. Arbeitszeit, Arbeitsbedingungen, Rahmenbedingungen und Perspektiven von Lehrkräften in Deutschland. Ergebnisbericht. Göttingen 2021. DOI: **https://doi.org/10.3249/ugoe-publ-10**

Neumann, Knut; Kuhn, Jochen; Drachsler, Hendrik: Generative Künstliche Intelligenz in Unterricht und Unterrichtsforschung – Chancen und Herausforderungen. In: Unterrichtswissenschaft 52 (2024), S. 227–237. DOI: **https://doi.org/10.1007/s42010-024-00212-6**

Ngongpah, Guilen; Oni, Omolara Yetunde: Exploring the Impact of Digital Technologies in Education. A Comprehensive Review. In: Asian Journal of Education and Social Studies 51 (2025) 6, S. 1254–1264. DOI: **https://doi.org/10.9734/ajess/2025/v51i62071**

OECD – Organisation for Economic Cooperation and Development (Hrsg.): Results from TALIS 2024: The State of Teaching. Paris 2025. DOI: **https://doi.org/10.1787/90df6235-en**

Paseka, Angelika; Keller-Schneider, Manuela; Combe, Arno: Einleitung. Ungewissheit als Herausforderung für pädagogisches Handeln. In: Paseka, Angelika; Keller-Schneider, Manuela; Combe, Arno (Hrsg.): Ungewissheit als Herausforderung für pädagogisches Handeln. Wiesbaden 2018, S. 1–12

Ragu-Nathan, T. S.; Tarafdar, Monideepa; Ragu-Nathan, Bhanu S.; Tu, Quiang: The consequences of technostress for end users in organizations: Conceptual development and empirical validation. In: Information System Research 19 (2008) 4, S. 417–433

Robert Bosch Stiftung (Hrsg.): Deutsches Schulbarometer: Befragung Lehrkräfte. Ergebnisse zur aktuellen Lage an allgemein- und berufsbildenden Schulen. Stuttgart 2025

Sabitzer, Barbara; Hörmann, Corinna; Kuka, Lisa: Künstliche Intelligenz (KI) in der Bildung – Ein Kinderspiel? Chancen, Herausforderungen Und Anwendungsbeispiele für die Praxis. In: Medienimpulse 62 (2024) 3, S. 1–26. DOI: **https://doi.org/10.21243/mi-03-24-22**

Saye, John W.: Technology and educational empowerment: student' perspectives. In: Educational Technology Research and Development 45 (1997) 2, S. 5–25. **https://doi.org/10.1007/BF02299522**

Schmidt, Jacqueline Marie-Charlotte: Grundlagenwissen zu Künstlicher Intelligenz von angehenden Lehrkräften. Modellbasierte Testentwicklung und Validierung. Bielefeld 2024

Scholl, Daniel; Reinmann, Gabi; Gläser-Zikuda, Michaela: Allgemeine Didaktik und Künstliche Intelligenz (KI) – Editorial. In: Scholl, Daniel; Reinmann, Gabi; Gläser-Zikuda, Michaela (Hrsg.): Journal für Allgemeine Didaktik 13 (2025), S. 7–11

Soltau, Andreas; Mienert, Malte: Unsicherheit im Lehrerberuf als Ursache mangelnder Lehrerkooperation? Eine Systematisierung des aktuellen Forschungsstandes auf Basis des transaktiona-

len Stressmodells. In: Zeitschrift für Pädagogik 56 (2010) 5, S. 761–778. DOI: https://doi.org/10.25656/01:7169

Spitzer, Nils: Schritte ins Ungewisse. Wie sich Ungewissheit im Leben besser aushalten lässt. Berlin 2020

Tarafdar, Monideepa; Cooper, Cary L.; Stich, Jean-François: The technostress trifecta – techno eustress, techno distress and design: Theoretical directions and an agenda for research. In: Information Systems Journal 29 (2019) 1, S. 6–42. DOI: https://doi.org/10.1111/isj.12169

Tulis, Maria; Kramer, Leoni; Kinskofer, Franziska; Fischer, Elena: Neue Technologie, alte Muster? Motivationale Aspekte und geschlechtsbezogene Unterschiede bei Hochschullehrenden in Zusammenhang mit Künstlicher Intelligenz. In: Zeitschrift für Hochschulentwicklung 20 (2025), S. 203–223. DOI: https://doi.org/10.21240/zfhe/SH-KI-1/12

Yim, Iris Heung Yue; Wegerif, Rupert: Teachers' perceptions, attitudes, and acceptance of artificial intelligence (AI) educational learning tools: An exploratory study on AI literacy for young students. In: Future in Educational Research 2 (2024) 4, S. 318–345. DOI: https://doi.org/10.1002/fer3.65

Zhu, Haotian; Sun, Yao; Yang, Junfeng: Towards responsible artificial intelligence in education: a systematic review on identifying and mitigating ethical risks. In: Humanities and Social Sciences Communications 12 (2025), F1111. DOI: https://doi.org/10.1057/s41599-025-05252-6

Zwanziger, Katrin: Digitale Transformation in der Schule: Bildung im digitalen Wandel unserer Zeit. In: R&E-SOURCE 11 (2024) 4, S. 131–141. DOI: https://doi.org/10.53349/resource.2024.i4.a1347

Die Autorinnen und Autoren

Heye Saathoff, M. Ed.
Carl von Ossietzky Universität Oldenburg
heye.saathoff@uol.de
https://orcid.org/0009-0002-9383-0275

Heye Saathoff ist Lehrkraft für besondere Aufgaben am Fachgebiet Berufs- und Wirtschaftspädagogik der Carl von Ossietzky Universität Oldenburg. Seine Forschungsschwerpunkte liegen in der Berufsbildung für nachhaltige Entwicklung, Digitalisierung der Lern- und Arbeitswelt und der Professionalisierung des Lehr- und Ausbildungspersonals der beruflichen Bildung.

Dr. Heike Jahncke
Carl von Ossietzky Universität Oldenburg
heike.jahncke@uol.de

Heike Jahncke ist Akademische Rätin am Fachgebiet Berufs- und Wirtschaftspädagogik der Carl von Ossietzky Universität Oldenburg. Sie forscht im Bereich der empirischen Lehr-Lern-Forschung sowie zu Lehr-Lern-Arrangements und Portfolioarbeit. Ein besonderer Schwerpunkt liegt auf der Lehrerbildung unter Berücksichtigung von Künstlicher Intelligenz. Darüber hinaus beschäftigt sie sich aktuell mit dem Einsatz von KI in der Qualifizierung von Ausbildungspersonal.

Annika Müller, M. Ed.
Carl von Ossietzky Universität Oldenburg
annika.mueller@uol.de

Annika Müller ist wissenschaftliche Mitarbeiterin am Fachgebiet Berufs- und Wirtschaftspädagogik der Carl von Ossietzky Universität Oldenburg. Sie forscht zur Professionalisierung von Lehrpersonen mit den Schwerpunkten Interkulturelle Kompetenz, Künstliche Intelligenz in der beruflichen Lehrkräftebildung und -praxis sowie Karriereziele von Lehrkräften.

Dr. Andreas Slopinski
Carl von Ossietzky Universität Oldenburg
andreas.slopinski@uol.de

Dr. Andreas Slopinski ist Lehrkraft für besondere Aufgaben am Fachgebiet Berufs- und Wirtschaftspädagogik der Carl von Ossietzky Universität Oldenburg. Seine Forschungsschwerpunkte liegen in der Berufsbildung für nachhaltige Entwicklung, im Einsatz digitaler Medien in der beruflichen Bildung sowie in der Professionalisierung des beruflichen Bildungspersonals.

Alex Straub, B. A.
Carl von Ossietzky Universität Oldenburg
alex.straub@uol.de

Alex Straub ist Masterstudent am Fachgebiet Berufs- und Wirtschaftspädagogik der Carl von Ossietzky Universität Oldenburg mit dem Unterrichtsfach Anglistik.

Martin Neuwirth, Leonie Taieb, Janin Reinarz, Simeon Kremzow-Tennie, Esteban Calderón-Merchán, Claudia Frohn-Schauf, Kerstin Siebert, Roland Böttcher

Modular, Adaptive, and Controlled: A Practice-Informed Design Framework for the Responsible Use of Generative AI in Continuing Vocational Education and Training in the Skilled Trades

1 Introduction

Vocational continuing education and training (CVET) in Germany is increasingly shaped by digitisation, structural changes in the labour market (cf. OECD 2021, p. 3), and an acute shortage of skilled workers (cf. Sachverständigenrat 2022, pp. 279–283).[1] These developments place increasing pressure on the skilled trades, understood here as regulated, practice-oriented occupations in crafts and technical services that are characterised by formal vocational qualifications and strong workplace integration, where new technologies continuously reshape task profiles and qualification requirements (cf. Ebbinghaus et al. 2017, p. 9). Learning processes must therefore be flexible, workplace-oriented, and tailored to heterogeneous target groups that vary widely in experience and familiarity with digital education.

In this context, traditional methods of learning material development reach their limits. Producing high-quality, contextually relevant materials is time-intensive, especially when modularised and target group-oriented training structures require multiple variants of the same content. Artificial Intelligence (AI), and in particular Generative Artificial Intelligence (GenAI) based on Large Language Models (LLMs), offer new opportunities for scaling content production, enabling the rapid creation of texts, illustrations, and multimedia assets (cf. Baidoo-Anu/Owusu Ansah 2023; Cedefop 2015).

This paper examines these challenges through the empirical lens of the "TraFuSMS – Training for Future Skills in Sustainable Mobility Solutions" project, which develops a modular continuing training programme covering battery diagnostics in electric vehicles, hydrogen systems and sustainable energy technologies, as well as innovation and process management for the skilled trades. While TraFuSMS is implemented in a CVET setting, the framework tar-

1 During the preparation of this manuscript, the authors used a number of AI-assisted tools to translate, edit the language and critically review the text. These tools were used exclusively to support linguistic quality and to identify potential issues in clarity, structure, or argumentation. No text passages were automatically generated or adopted without author verification. Translation and linguistic refinement: DeepL Translator, DeepL Write (DeepL SE, web version, accessed 13 January 2026). Review of grammar, spelling, academic style, clarity of expression, and the internal consistency of the manuscript: ChatGPT (OpenAI, GPT-4.1 / GPT-4o, accessed 13 January 2026) and Perplexity AI (Perplexity AI Inc., web interface, accessed 13 January 2026).

gets pedagogical control and governance mechanisms that are relevant across contexts of Vocational Education and Training (VET), including initial training and continuing education.

The project is described in more detail in chapter 3. Against this background, the paper addresses the following research questions:

- How can GenAI be used to support modular learning materials in heterogeneous target groups?
- What new roles and competencies are required of educational personnel when GenAI is embedded in content development?

By answering and synthesising these questions, a pedagogical framework is developed that supports educators by using GenAI as an assistive tool in Vocational Education and Training (VET) systems. The framework outlines when and how GenAI may be applied by educators and where its use must remain restricted as contexts require expert review.

2 State of Research and Technology

2.1 Characteristics of Vocational Continuing Education in Skilled Trades

CVET in the skilled trades is subject to structural conditions that fundamentally shape the requirements for learning materials. These determine the use of GenAI and its limitations. Vocational education research consistently highlights modular structuring, workplace embeddedness and learner heterogeneity as central determinants of pedagogical design in the skilled trades (cf. BIBB 2021; Rauner 2004).

Modularisation and Flexibility

The shift towards modular training formats allows learning content to be broken down into clearly defined, self-contained units that target specific competencies (cf. BIBB 2021; Pilz 2005). This increases flexibility but leads to a growing number of content variants for different learner groups (cf. Severing/Weiss 2014). This creates a strong need for learning materials that can be created quickly, follow a consistent structure and can be updated easily (cf. Albrecht et al. 2014). In this context, GenAI can serve as a useful supporting tool to meet these requirements (cf. Luckin 2016).

Workplace as the Central Learning Site

In vocational education within the skilled trades, learning processes are embedded in real contexts of production, concrete work tasks, tools, and organisational regulations, which fundamentally shape the development of competencies (cf. Gössling/Ostendorf 2021, p. 22; KMK 2021). As a result, learning materials must be directly applicable to operational practice and aligned with workplace realities rather than remaining abstract or decontextualised (cf. Billet 2014).

Heterogeneous Learners and Competence Profiles

Continuing vocational education and training in the skilled trades often involves mixed cohorts, ranging from first-year apprentices to experienced master craftspeople, each with distinct learning needs, prior knowledge, and specific digital skills. Adaptive learning materials therefore require differentiated complexity and tailored examples (cf. Severing/Weiss 2014). AI systems can support such adaptivity, provided that the outputs generated by these systems are carefully curated and validated (cf. Luckin et al. 2016).

2.2 GenAI as Media Assistance in Vocational Education

GenAI is increasingly used as a tool to accelerate the production of learning media rather than as a substitute for educational staff (cf. UNESCO 2023, p. 24f.). This includes the generation of simplified or alternatively worded texts, the creation of schematic visual representations, and the development of multimodal designs for videos, quizzes, and other interactive learning formats (cf. Kasneci et al. 2023; UNESCO 2023).

These functions can substantially reduce production time and provide scalable content variations for diverse learner groups.

GenAI can speed up media production in VET (cf. UNESCO 2023, p. 24f.), but it also introduces well-known risks, as Large Language Models (LLMs) predict plausible text rather than verify facts. In safety-sensitive areas, decontextualised or inaccurate guidance can cause equipment damage or injury. AI-generated content is therefore not reliable by default (cf. Bender et al. 2021, p. 616f.). Its application requires clear pedagogical steering in the design and deployment of learning materials, expert review, and defined accountability before AI-generated content is released for educational use (cf. Bender et al. 2021; Kasneci et al. 2023).

Typical types of mistakes include factual errors, misleading assumptions, incorrect terminology, security-relevant mistakes, and fabricated statements (hallucinations) (Kasneci et al. 2023). For VET providers, quality assurance and human oversight remain non-negotiable.

Pedagogical Control Requirements

Prompts require accurate delineation, accompanied by explicit pedagogical objectives. Human validation is integral to ensuring the technical accuracy and contextual relevance of the content under review. It is essential to ensure that there is alignment with the curricular requirements. Transparent documentation of AI-generated content is imperative (cf. UNESCO 2023, p. 19).

Research has converged on the view that GenAI can support, but not replace, the pedagogical expertise necessary to develop safe, contextually grounded learning materials (cf. Kong/Yang 2024).

3 Methodological approach and presentation of the TraFuSMS Project

This study combines theoretical analysis with practice-oriented development. Research on modular vocational education, target-group heterogeneity and the pedagogical media requirements of GenAI forms the conceptual framework for examining AI-supported content production in the skilled trades. The project TraFuSMS provides the empirical setting to test and refine these requirements in a real continuing education context.

3.1 Sample, Data Collection and Analysis

The empirical findings are based on an exploratory qualitative design embedded in the TraFuSMS piloting phase. Data were collected from a heterogeneous group of learners participating in CVET modules.

Data sources included learner feedback that was collected via short post-session questionnaires with open-ended response fields, guided group discussions conducted during pilot phases, and documented expert reviews carried out as part of the quality assurance workflow. The material was analysed using qualitative content analysis, focusing on recurring patterns related to perceived usefulness, comprehension, acceptance of AI-generated media elements and formats, coherence of learning sequences and validation effort.

3.2 The TraFuSMS Project Context

TraFuSMS develops a modular, workplace-oriented training programme for the automotive sector in three areas: battery diagnostics, hydrogen and sustainable energy systems, and innovation and process management. These modules are organised into short learning units that allow participation without extended workplace absences and support a heterogeneous learner group with varying levels of experience, digital affinity and learning needs. This structure makes it possible to analyse how content depth, complexity and format need to be adapted for different learner profiles.

GenAI is used as a pedagogically guided media assistance that contributes draft texts, visualisations, explanatory elements, and components for interactive modules. All AI outputs undergo iterative expert review to ensure accuracy and pedagogical coherence. These processes make it possible to examine the boundary between automated content generation and human quality control, including requirements for transparency and responsibility.

The development, piloting, and validation of materials take place in cooperation with automotive workshops, apprentices, and inter-company training centres. Iterative testing cycles ensure that practical feedback is systematically incorporated. This facilitates the identification of requirements for learning formats, pedagogical steering, and the evolving role of educational personnel. Integrating materials into a digital learning platform also offers insights into technical scalability and linguistic accessibility.

The combination of analytical work and practical implementation in TraFuSMS helps identify pedagogical, technical and organisational requirements under real-world conditions. The resulting insights form the basis for the analysis in chapter 4 regarding adaptive learning

materials, changing professional roles, and a governance framework for the responsible use of GenAI in vocational education.

4 Research Findings

This chapter brings together the theoretically derived potentials of GenAI (Chapter 2) and the empirical findings from the TraFuSMS project. It contrasts the requirements identified in educational research with the specific needs of the skilled trades and with the conditions observed during the practical use of AI-assisted learning materials in the project. On this basis, the chapter develops a pedagogical governance framework for the use of GenAI in VET and examines it using empirical evidence from the CVET context of TraFuSMS.

4.1 Adaptive Learning Materials and Target-Group Heterogeneity

Within TraFuSMS, GenAI was applied in different variants of content production and evaluated with a heterogeneous group of learners. The empirical findings presented below are derived from qualitative analysis of learner feedback, guided group discussions and documented expert reviews conducted during the piloting of AI-supported learning materials. They reflect recurring patterns that were identified across multiple training iterations rather than isolated individual assessments.

Finding 1: GenAI performed well in terms of linguistic diversification. It produced simplified variants of complex explanations and improved accessibility for the different learner groups, from first-year apprentices to master craftspeople. However, reliability decreased when GenAI was used for technical elaboration, including both visual representations and their accompanying textual explanations.

For example, GenAI was used to generate a standard current-voltage characteristic curve of a fuel cell and an accompanying explanatory description for instructional purposes. Although the resulting diagrams appeared plausible, an expert review revealed that the characteristic curves were technically incorrect. The inaccuracies could not be identified without domain-specific expertise, thus making expert validation indispensable.

Finding 2: Visual aids, distinguishably generated by GenAI, were well received and supported understanding. However, audiovisual formats such as photo-realistic avatars showed low acceptance among the test group.

Figure 1: Screenshots of the avatars from the various trial runs of the training: realistic version and comic style version



Source: left: HeyGen, Avatar III, 14.08.2025; right: OpenAI, ChatGPT (Version 4.1), 19.09.2025

The photo-realistic avatar on the left of Figure 1 was perceived as inauthentic due to synchronisation issues, the comic-like avatar on the right was preferred by the test group.

The avatars were perceived as inauthentic, and inaccuracies in pronunciation, intonation and timing disrupted comprehension and undermined trust in the content being conveyed.

Finding 3: The application of GenAI increased efficiency and accelerated the creation of initial drafts but did not produce coherent learning paths. Outputs tended to be additive and lacked the curricular progression required for the development of competencies. In practice, GenAI generated discrete content elements such as isolated explanations, examples, or quiz items in response to individual prompts. However, these elements were not automatically aligned across learning units and lacked references to prior knowledge or subsequent learning objectives. As a result, educators had to manually restructure, sequence, and connect AI-generated materials to establish a coherent curricular progression.

Finding 4: The use of GenAI enabled the rapid production of multiple content variants from shared source materials. In our workflow, the systematic versioning and documentation of generation parameters (e.g., models, prompts, and input data) were not consistently supported by the available tools and had to be handled manually. This limited the reproducibility and traceability of generated learning materials, although such metadata are essential for quality assurance and iterative improvement.

Finding 5: The effectiveness of GenAI depends on the type of content being produced. Factors such as risk, structure, desired level of competence, target audience, and pedagogical purpose influence suitability. Standardised definitions and technical terms with low risk of error were particularly well suited for GenAI, while content requiring nuanced judgement or high accuracy was less reliably generated.

The findings from theTraFuSMS project show that AI can support adaptive learning by producing linguistic variants, visuals and draft materials. However, an effective adaptation relies on human-led design, contextualisation and quality control. GenAI is most effective as an assistive tool for generating raw content, while pedagogical structuring, technical accuracy and authenticity remain the responsibility of educators.

4.2 Transformation of the Teaching Role and Competence Requirements

The integration of GenAI into vocational education reveals a marked shift in the professional role of teaching staff. Rather than functioning primarily as authors of learning materials, educators increasingly assume responsibilities related to steering, validating and curating AI-generated content. These observations align with the structural characteristics of vocational education outlined in chapter 2 and emerge directly from the practical application scenarios analysed in the project.

Theoretical Role Shift: From Author to Curator

Within TraFuSMS, teaching staff no longer developed learning materials exclusively through independent authorship. Instead, AI-generated drafts served as a starting point that required interpretation, critical assessment and targeted revision. The role of educators shifted toward defining pedagogical intentions, specifying prompts, evaluating AI outputs and integrating selected content into coherent instructional sequences. Responsibility thus moved away from text production toward maintaining pedagogical coherence, practical relevance and contextual accuracy.

Empirical Specification: The Teacher as Validating Expert

The findings from TraFuSMS further indicate that the use of GenAI increases the demand for subject-specific expertise. The implementation of AI necessitates a high degree of specialisation to identifyerrors, the assessment of plausibility, and the assurance of practical relevance.

Four areas of expertise are central to this:

- **Competence in prompt engineering:** Educators are tasked with the responsibility of translating pedagogical intentions into precise prompts. The creation of effective educational materials necessitates the delineation of the learner profile, the context, the complexity level, and the instructional purpose.
- **Validation competence:** Given that GenAI does not ensure precision and correctness, educators must be able to identify factual inaccuracies, distortions, and contextual inconsistencies. This is important to circumvent the presence of potentially hazardous or deceptive content, a matter of particular significance in domains that pertain to safety.

- **Curatorial competence:** GenAI has the capacity to generate content expeditiously and in substantial quantities. Educators must curate AI-generated texts, examples, and media elements, selecting only those components that align with learning objectives, as reduction and prioritisation are more critical than further expansion of content.
- **Editorial and processing competence:** Draft texts or other material produced by GenAI generally necessitate refinement. Educators must modify the wording, structure, and examples to ensure alignment with learner needs and workplace conditions.

These areas of competence form part of a professional profile that has not yet been systematically developed in existing teacher training. Targeted qualification formats will be necessary to prepare educators for the development of AI-supported content. They require clear guidelines for authorship, to maintain transparency regarding the production process and to define the responsibilities for content release. Educational institutions must determine who carries final responsibility for AI-assisted materials and determine the adaptation of quality assurance procedures. Such structures are imperative for maintaining legal compliance, ensuring accountability, and upholding the quality standards of VET.

The transformation of the competence profile can be systematised in the following matrix.

Table 1: Transformation of the competence profile of educators for the use of GenAI

Competence Area	Competence Shift (AI)	Development Need
Text production	Prompting & refinement	Training in prompt design
Media production	Multi-format selection	Media selection skills, AI tool and copyright knowledge
Target-group alignment	AI-supported differentiation	Diagnostic skills for assigning variants
Quality assurance	Accuracy and safety validation, hallucination checks	Advanced subject knowledge, risk competence
Documentation	Process and authorship documentation	Knowledge of metadata, transparency standards, AI labelling

4.3 Synthesis: A Pedagogical Governance Framework for the Production of AI-Based Content

From the systematic comparison of the theoretically-derived requirements (cf. chapter 2) and the empirical findings on adaptive learning materials (cf. 4.1), as well as the observed role transformations (cf. 4.2), a governance framework is derived. The framework consists of six dimensions that guide decisions on the use of GenAI in content production. The dimensions were derived from the five empirical findings. They capture the conditions under which GenAI proved effective or problematic, particularly with regard to content risk, standardisation, learner diversity, pedagogical purpose, efficiency effects and targeted levels of competence. Each dimension includes evaluation categories that determine the permissible degree of AI

autonomy and were validated through experiences from the TraFuSMS project. In order to translate these conditions into actionable guidance, the framework is structured along six steering dimensions.

The Six Steering Dimensions: Systematic Classification

The framework comprises six dimensions designed to regulate the degree of AI autonomy. Specific levels are correlated to defined steering strategies. The resulting matrix provides a guideline for deciding when to automate, when to assist, and when to rely exclusively on human expertise (see Table 2).

- **Content Risk:** Degree to which incorrect content may lead to professional errors or safety hazards.
- **Standardisation Potential:** Extent to which content can be standardised and processed independently of situational context.
- **Learner Heterogeneity:** Degree of heterogeneity in learner profiles and specific learning requirements.
- **Target Competence:** Predefined objectives of competence that learners are expected to achieve through the learning content.
- **Pedagogical Function:** Specific instructional role (e.g., information, reflection) that a learning element fulfills within the process.
- **Efficiency Gain:** Potential for AI to save time and resources in production of content.

The dimensions were derived from the empirical findings, with individual findings informing more than one dimension of governance simultaneously.

The matrix illustrates that a classification of Low Content Risk combined with high Standardisation Potential correlates with a high AI Integration Level (●), allowing automated generation. Content characterised as High Risk or context-sensitive necessitates a steering strategy of exclusion (○), requiring full human creation. In the context of TraFuSMS, this governance logic successfully distinguished between foundational knowledge, eligible for automation, diagnostic modules, and requiring mandatory expert review.

Table 2: Governance Framework for the use of GenAI in VET

Dimension	Level/Category	Exemplary Content	AI Integration Level	Steering Requirements/ Strategy
Content Risk	High	Generation of synthetic or dummy data; Safety instructions	○	Full human creation; Dual-control (Four-eyes) principle; Legal review
	Medium	Diagnostics; Process descriptions	◑	AI drafts allowed; Mandatory expert review
	Low	General theory; Definitions; Glossaries	●	Automated generation; Sampling check
Standardisation Potential	Complex / context-sensitive	Case studies; Customer scenarios; Soft skills	○	Human contextualisation required; AI for inspiration only
	Standardized	Step-by-step procedures; Manuals	◑	AI-generated variants; Human logic check
	Simple	Vocabulary lists; Definitions	●	High automatisation; Outlier review
Learner Heterogeneity	High	Individual learning paths; Multilingual needs; level of linguistic complexity	◑	Expert parameter definition; AI translation/simplification
	Medium	Distinct roles/experience levels	◑	AI adaptation of core content; Human fit-gap analysis
	Low	Generic information	●	Automated delivery; Minimal review
Target Competence	Meta-competence	AI understanding; Critical reflection	◑	Human-designed reflection methodology
	Subject competence	Technical skills; Application	●	Pedagogical embedding required
	Basic knowledge	Facts; Terminology	●	Automated delivery
Pedagogical Function	Reflection	Open-ended tasks; Ethics; Transfer cases	○	Human creation; AI for inspiration only
	Simulation	Virtual/diagnostic simulations	●	Expert design; AI-generated variants
	Practice	Quizzes; Drills; Flashcards	◑	AI-generated variants; Human verification
	Information	Definitions; Visualisations (e.g. avatars)	●	Monitor factual accuracy (hallucination check)
Gain of Efficiency	Routine	Repetitive tasks; Standard items	●	Prioritise automation to release resources
	Medium	Moderately complex tasks	◑	Assisted production; Validation required
	Low	Creative/specialised tasks	○	Manual creation; AI setup time exceeds benefit

The level of AI integration is categorised into Suitable = ●, Restricted = ◑, and Excluded (not suitable) = ○ and labelled accordingly.

Practical Validation and Implementation Guidance

The governance framework was applied to selected learning materials during pilot training sessions in the TraFuSMS project. AI-assisted materials were used in both low-risk introductory units and, for example, in safety-critical electric-vehicle high-voltage systems training and reviewed in instructional practice. Evaluation was based on learner feedback from open-ended questionnaire responses and guided group discussions, as well as documented expert reviews conducted as part of the quality assurance workflow. Automated generation proved suitable for standardised, low-risk content when combined with sample-based review, whereas diagnostic and context-rich materials required structured expert review.

The iterative cycle of prompting, AI generation, expert review and approval proved workable, and effective implementation depended on learning management system (LMS) functions such as metadata and version control to support adaptive delivery.

Based on these insights, several steps are essential for successful institutional adoption:

- **Qualify teaching personnel** in prompt design, validation and risk assessment, with a focus on safety-critical and domain-specific content.
- **Ensure technical infrastructure**, particularly LMS systems with metadata, access control and adaptive delivery based on learner profiles and content variants.
- **Establish standardised workflows** for generation, review, approval and documentation of AI-generated content, prompts, model versions, and validation decisions.
- **Safeguard legal compliance**, including data protection, copyright and transparency regarding the use of AI-generated materials.
- **Evaluate and update processes** based on feedback from learners, educators and validation outcomes to maintain quality and support innovation.

These measures help institutions improve efficiency while preserving the human oversight required for technical accuracy, contextual relevance and pedagogical responsibility.

5 Conclusion and Outlook

This study demonstrates that GenAI can meaningfully support vocational continuing education when it is embedded within a clear pedagogical and organisational framework. Based on the empirical insights gained from the TraFuSMS project, GenAI proved particularly effective as an assistive tool for producing draft materials, linguistic variants and visual elements. These contributions can increase the flexibility and scalability of learning materials, especially in modular and heterogeneous training settings. At the same time, the findings consistently show that core quality dimensions remain dependent on human expertise. Technical accuracy, workplace relevance, pedagogical coherence and safety-related reliability could not be ensured through the use of GenAI alone.

The developed governance framework provides a structured approach to deciding where the use of AI is appropriate and where full human responsibility is required. The framework

helps differentiate between low-risk, standardisable content and complex learning materials, thereby linking technological potential with pedagogical accountability. In this context, technical possibilities of GenAI should not drive decisions, but pedagogical purpose and practical relevance should.

The results of this study are based on a limited number of contexts of application within a specific vocational domain. The automotive and mobility domain is characterised by a high degree of safety relevance, rapidly evolving technologies and strict regulatory requirements. Compared to other vocational domains, such as commercial or administrative training, inaccuracies in learning materials may have more immediate physical and safety-related consequences. These characteristics increase the importance of expert review and limit the degree of permissible automation, which may differ in less safety-critical occupational fields.

While the governance framework is designed to be transferable, its validation so far relies primarily on qualitative evidence from the automotive and mobility-related training environment (open-ended questionnaire responses, guided group discussions, and documented expert reviews). Moreover, the study focuses on content development and governance processes rather than on long-term learning outcomes or comparative studies on effectiveness. In addition, the rapid development of GenAI technologies means that specific tools and capabilities may change over time. The findings therefore reflect the state of practice at the time of implementation; hence, future technological changes should be considered. Hereby, ethical, legal and sustainability aspects are to be taken into account additionally.

Future research should extend the application of the governance framework to additional occupational fields to further test its generalisability. Empirical studies examining learning outcomes, motivation and competence development in AI-supported learning environments are particularly needed. Future research should also examine the systematic qualification of educational personnel, especially regarding prompt design, validation practices and risk assessment.

Finally, there is considerable potential in the development of AI-supported validation and error-detection tools that can assist educators in quality assurance processes without replacing professional judgement (cf. Dell'Acqua et al. 2023). Continued empirical evaluation will be essential to refine the framework and to support a responsible, pedagogically grounded integration of GenAI in vocational continuing education.

Acknowledgement

This publication was developed within the framework of the research project TraFuSMS – Training for Future Skills in Sustainable Mobility Solutions. The project is funded by the German Federal Ministry for Education, Family, Senior Citizens, Women and Youth (Bundesministerium für Bildung, Familie, Senioren, Frauen und Jugend, BMFSFJ) and supported by the Federal Institute for Vocational Education and Training (BIBB).

We are currently implementing the project together with our funded partners at Bochum University of Applied Sciences, the Dortmund Chamber of Crafts, and motor vehicle guild Bochum. Associated partners such as the Chamber of Industry and Commerce for the Central Ruhr Area and Bochum Economic Development are providing us with active support.

References

Albrecht, Günter; Ernst, Helmut; Westhoff, Gisela; Zauritz, Manuela: Bildungskonzepte für heterogene Gruppen – Anregungen zum Umgang mit Vielfalt und Heterogenität in der beruflichen Bildung. Bonn 2014. URL: **https://www.bibb.de/dokumente_archiv/pdf/2014_08_13_23944_BIBB_Kompendium_Modellversuch_Lay120814_neu.pdf** (access date: 09.01.2026)

Baidoo-Anu, David; Owusu Ansah, Leticia: Education in the Era of Generative Artificial Intelligence (AI): Understanding the Potential Benefits of ChatGPT in Promoting Teaching and Learning. In: Journal of AI 7 (2023), pp. 52–62. URL: **https://dergipark.org.tr/en/download/article-file/3307311** (access date: 08.01.2026)

Bender, Emely M.; Gebru, Timnit; McMillan-Major, Angelina; Shmitchel, Shmargaret: On the Dangers of Stochastic Parrots: Can Language Models Be Too Big?. FAccT '21: Proceedings of the 2021 ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency. 2021. pp. 610–623. DOI: **https://doi.org/10.1145/3442188.3445922**

BIBB – Bundesinstitut für Berufsbildung (Ed.): Datenreport zum Berufsbildungsbericht 2021. Informationen und Analysen zur Entwicklung der beruflichen Bildung. Bonn 2021. URL: **https://www.bibb.de/dienst/publikationen/de/17483** (access date: 05.03.2026)

Billet, Stephen: Mimetic Learning at Work – Learning in the Circumstances of Practice. Springer Cham. 14 August 2014. DOI: **https://doi.org/10.1007/978-3-319-09277-5**

Cedefop (Ed.): The role of modularisation and unitisation in vocational education and training. Cedefop working paper No 26. Luxembourg 2015. DOI: **http://dx.doi.org/10.2801/38475**

Dell'Acqua, Fabrizio; mcfowland iii, Edward; mollick , Ethan R.; lifshitz-assaf, Hila; kellogg, Katherine; rajendran, Saran; krayer, Lisa; candelon, François; lakhani, Karim R.: Navigating the Jagged Technological Frontier: Field Experimental Evidence of the Effects of AI on Knowledge Worker Productivity and Quality. Harvard Business School Technology & Operations Mgt. Unit Working Paper No. 24-013, The Wharton School Research Paper. 2023. URL: **https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=4573321** (access date: 09.01.2026)

Ebbinghaus, Margit; Esser, Friedrich Hubert; Frank, Irmgard; Hackel, Monika; Härtel, Michael; Helmrich, Robert; Krekel, Elisabeth M.; Kurz, Alexandra; Milde, Bettina: Berufliche Bildung im Handwerk. Entwicklungen und Herausforderungen im Kontext von Digitalisierung und demografischem Wandel. 2. Aufl. Bonn 2017. URL: **https://www.bibb.de/dienst/publikationen/de/8270** (access date: 05.03.2026)

Gössling, Bernd; Ostendorf, Annette: Der digital transformierte Betrieb als Ort beruflicher Bildung. In: Mathies, Regine; Resinger, Paul; Vötsch, Mario (Eds.): Berufliches Lernen zwischen Handwerk und Kopfwerk. Bad Heilbrunn 2021, pp. 13–25. URL: **https://www.pedocs.de/volltexte/2025/32348/pdf/Transfer_7_2021_Berufliches_Lernen_zwischen.pdf** (access date: 09.01.2026)

Kasneci, Enkelejda; Sessler, Kathrin; Küchemann, Stefan; Bannert, Maria; Dementieva, Daryna; Fischer, Frank; Gasser, Urs; Groh, Georg; Günnemann, Stephan; Hüllermeier, Eyke; Krusche, Stephan; Kutyniok, Gitta; Michaeli, Tilman; Nerdel, Claudia; Pfeffer, Jürgen; Poquet, Oleksandra; Sailer, Michael; Schmidt, Albrecht; Seidel, Tina; Stadler, Matthias; Weller, Jochen; Kuhn, Jochen; Kasneci, Gjergji: ChatGPT for good? On opportunities and challenges of large language models for education. 2023. URL: **https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1041608023000195** (access date: 09.01.2026)

KMK – Sekretariat der Kultusministerkonferenz (Ed.): Handreichung für die Erarbeitung von Rahmenlehrplänen der Kultusministerkonferenz für den berufsbezogenen Unterricht in der Berufsschule und ihre Abstimmung mit Ausbildungsordnungen des Bundes für anerkannte Ausbildungsberufe. Berlin 2021. URL: **https://www.kmk.org/fileadmin/veroeffentlichungen_beschluesse/2021/2021_06_17-GEP-Handreichung.pdf** (access date: 09.01.2026)

Kong, Siu-Cheung; Yang, Yin: A Human-Centered Learning and Teaching Framework Using Generative Artificial Intelligence for Self-Regulated Learning Development Through Domain Knowledge Learning in K–12 Settings. IEEE Transactions on Learning Technologies 17 (2024), pp. 1562–1573. URL: **https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?arnumber=10507034** (access date: 09.01.2026)

Luckin, Rose; Holmes, Wayne; Griffiths, Mark; Forcier, Laurie B.: Intelligence Unleashed. An argument for AI in Education. London 2016. URL: **https://discovery.ucl.ac.uk/id/eprint/1475756/** (Access date: 09.01.2026)

Luckin, Rosmary: Machine Learning and Human Intelligence: The future of education for the 21st century. London 2016. URL: **https://discovery.ucl.ac.uk/id/eprint/10178695/1/Machine%20Learning%20and%20Human%20Intelligence.pdf** (access date: 09.01.2026)

OECD – Organisation for Economic Co-operation and Development(Ed.): Continuing Education and Training in Germany. Getting Skills Right. Paris 2021, p. 3. DOI: **https://doi.org/10.1787/1f552468-en**

Pilz, Matthias: Modularisierung in der Beruflichen Bildung. Ansätze, Erfahrungen und Konsequenzen im europäischen Kontext. In: Schweizerische Zeitschrift für Bildungswissenschaften 27 (2005), pp. 207–230. URL: **https://www.pedocs.de/volltexte/2011/4123/pdf/SZBW_2005_H2_S207_Pilz_D_A.pdf** (access date: 09.01.2026)

Rauner, Felix: Praktisches Wissen und berufliche Handlungskompetenz. Bremen 2004. URL: **https://d-nb.info/1191512029/34** (access date: 07.01.2026)

Sachverständigenrat zur Begutachtung der gesamtwirtschaftlichen Entwicklung (Ed.): Jahresgutachten 2022/23. Kapitel 6: Fachkräftesicherung: Handlungsoptionen bei Weiterbildung und Erwerbsmigration. Wiesbaden 2022. URL: **https://www.sachverstaendigenrat-wirtschaft.de/fileadmin/dateiablage/gutachten/jg202223/JG202223_Gesamtausgabe.pdf** (access date: 25.03.2026)

Severing, Eckart; Weiss, Reinhold: Individuelle Förderung in heterogenen Ausbildungsgruppen – zwischen Erfahrungswissen und wissenschaftlicher Reflexion. In: Severing, Eckart; Weiss, Reinhold (Eds.): Individuelle Förderung in heterogenen Gruppen in der Berufsausbildung. Befunde – Konzepte – Forschungsbedarf. Bielefeld 2014, pp. 5–19. URL: **https://www.bibb.de/dienst/publikationen/de/7268** (access date: 05.03.2026)

UNESCO – United Nations Educational, Scientific and Cultural Organization (Ed.): Guidance for generative AI in education and research. London 2023. URL: **https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000386693** (access date: 09.01.2026)

About the authors

M.Sc., M.Sc. Martin Neuwirth
Bochum University of Applied Sciences
martin.neuwirth@hs-bochum.de
https://orcid.org/0000-0002-3860-1157

Martin Neuwirth is Head of the Smart City Laboratory at the Institute for Electromobility. His research and professional focus areas include innovation management as well as urban energy and mobility systems. His areas of interest include emerging technologies, digital transformation, and vocational education.

M.Sc. Leonie Taieb
Bochum University of Applied Sciences
leonie.taieb@hs-bochum.de
https://orcid.org/0009-0001-3715-7242

Leonie Taieb is a research associate. Her research and professional focus areas include innovation management in vocational education as well as urban energy and mobility systems. Her additional interests include emerging technologies, smart cities, digitalization, and business model development.

M.Sc. Janin Reinarz
Bochum University of Applied Sciences
janin.reinarz@hs-bochum.de
https://orcid.org/0009-0009-9557-0877

Janin Reinarz is a research associate at the Institute for Electromobility. Her research and professional focus areas include hydrogen technologies and energy storage systems.

M.Sc. Simeon Kremzow-Tennie
Bochum University of Applied Sciences
simeon.kremzow-tennie@hs-bochum.de
https://orcid.org/0000-0001-6672-4245

Simeon Kremzow-Tennie is a research associate. His research focuses on state-of-health analysis and ageing modelling as well as the optimization of battery usage. His interests include system simulations, data-driven approaches to battery assessment, and the coupling of energy and mobility systems.

M.A. Esteban Calderón-Merchán
Bochum University of Applied Sciences
esteban.calderon-merchan@hs-bochum.de

His research and professional focus areas include the further development of digital teaching and learning formats as well as instructional and media pedagogical design, including image and video production.

Prof. Dr. Claudia Frohn-Schauf
Bochum University of Applied Sciences
claudia.frohn-schauf@hs-bochum.de
https://orcid.org/0009-0005-4311-7051

Prof. Dr. Claudia Frohn-Schauf's research and professional focus areas include engineering mathematics and numerical methods as well as the development of higher education and teaching. As Vice President for Studies, Teaching and Continuing Education, she is responsible for strategic teaching and quality development processes at Bochum University of Applied Sciences.

Prof. Dr.-Ing. Kerstin Siebert
Bochum University of Applied Sciences
kerstin.siebert@hs-bochum.de
https://orcid.org/0009-0005-4885-9257

Prof. Dr.-Ing. Kerstin Siebert's research and professional focus areas include electromobility and the development of practice-oriented, digitally supported teaching and learning formats. As Head of the Institute for Electromobility, she is particularly involved in transfer and digitalization projects.

Prof. Dr. Roland Böttcher
Bochum University of Applied Sciences
roland.boettcher@hs-bochum.de
https://orcid.org/0000-0003-3431-0333

Prof. Dr. Roland Böttcher's research and professional focus areas include business administration and leadership. A key focus is the development of digital teaching and learning formats as well as the strategic expansion of digital higher education within the DigiTeach Institute.

Uwe Elsholz, Stefan Klusemann, Pia Rutkowski, Julia Schütz

Doing KI: Zur Veränderung von Rollen und Aufgaben des betrieblichen Bildungspersonals

1 Hintergrund und Fragestellung

Die digitale Transformation stellt für die Arbeitswelt eine gewichtige Herausforderung dar, die sich durch den Einsatz generativer Künstlicher Intelligenz (KI), insbesondere in Form von Large Language Models (LLMs), weiter dynamisiert hat.[1] Vor diesem Hintergrund finden sich auf der einen Seite Szenarien für eine Arbeitswelt mit deutlich weniger Beschäftigten (vgl. Brynjolfsson/Chandar/Chen 2024). Auf der anderen Seite gibt es auch Warnungen vor einer Überschätzung der produktivitätssteigernden Wirkungen des Einsatzes von KI (beispielsweise von Wirtschaftsnobelpreisträger Acemoğlu 2024). Im Unterschied zu vorherigen Modernisierungswellen im Zuge der Automatisierung besteht die Annahme, dass durch die Verbreitung von KI nicht vorrangig Tätigkeiten auf geringerem oder mittlerem Qualifikationsniveaus bedroht scheinen, sondern vor allem Expertentätigkeiten weniger werden (vgl. Zika u. a. 2025, S. 34). Betriebliches Bildungspersonal verfügt in der Regel über einen solchen ausgeprägten Expertenstatus, der auf spezialisiertem Fach- und Erfahrungswissen basiert. Es stellt sich somit aus berufspädagogischer Sicht auch die Frage nach der Zukunft des betrieblichen Bildungspersonals, die einen Ausgangspunkt dieses Beitrags bildet.

Argumentativ wird dabei an das Projekt „Lernen und Arbeiten in der digitalen Transformation im Bildungssektor. New Work und New Learning von Beschäftigten in Beruflicher Bildung, Erwachsenenbildung und Hochschulbildung (LAdiB)“ angeschlossen. Die Zielsetzung des LAdiB-Projekts bestand darin, Veränderungen des Arbeitens und Lernens des Bildungspersonals in den genannten Bildungsbereichen vor dem Hintergrund der Digitalisierung zu untersuchen und in einer professionstheoretischen Auseinandersetzung reflexiv auszuleuchten (vgl. Elsholz/Klusemann/Schütz 2025). Dieser Beitrag geht über die Projektergebnisse hinaus, indem er sich zum einen spezifisch dem **betrieblichen Bildungspersonal** widmet und zum anderen die **Folgen der Nutzung von KI** fokussiert. Unter betrieblichem Bildungspersonal werden dabei Beschäftigte verstanden, „die mit Prozessen der betrieblichen Aus- und Weiterbildung sowie mit der Kompetenzentwicklung von Beschäftigten in Unternehmen betraut sind bzw. dazu einen organisatorischen Beitrag leisten“ (Meyer 2008, S. 1). Im Mittelpunkt steht die Frage, wie sich durch KI die Aufgaben, die Rollen und die Professionalität der Beschäftigten in der betrieblichen Bildung verändern. Hierfür wurden in Anlehnung an das im genannten LadiB-Projekt erprobte Vorgehen drei Gruppendiskussionen geführt, deren erste Ergebnisse hier berichtet werden und deren Auswertung noch nicht vollständig abgeschlossen ist (Abschnitt 2). Die bisherigen Befunde und deren Interpretation stellen den Kern dieses Beitrags dar (Abschnitt 3), bevor abschließend eine Verortung der Ergebnisse und ein

1 Im Folgenden wird der Begriff KI vereinfachend für diese Form generativer Künstlicher Intelligenz verwendet.

Ausblick erfolgen (Abschnitt 4). Dabei lassen sich Hinweise darauf erkennen, welche Verschiebungen sich in den Aufgaben und der Rolle des betrieblichen Bildungspersonals durch den Einsatz von KI abzeichnen. Wie im Titel „Doing KI“ angedeutet, sind diese Verschiebungen und die Relevanz von KI in der beruflichen Praxis sozial konstituiert; sie sind das Ergebnis sozialer Prozesse, in denen KI – vielfach im Modus des Ausprobierens – als bedeutsam angesehen und in die Arbeitspraxis integriert wird.

2 Empirische Basis

Um der Frage nachzugehen, wie sich Aufgaben, Rollen und Professionalität mit und durch KI verändern, wurden im Herbst 2025 drei Gruppendiskussionen (Aufnahmedauer: 70 bis 90 Minuten) mit jeweils drei Personen durchgeführt. Auszüge werden im Ergebnisteil mit GD01, GD02 bzw. GD03 (GD = Gruppendiskussion) und Zeitmarkern gekennzeichnet. Die Befragten sind mehrheitlich im industriellen Sektor in mittelständischen Unternehmen, einige aber auch im Dienstleistungsbereich tätig. Sie sind in unterschiedlichen Tätigkeitsfeldern aktiv, die die Planung, Gestaltung und Realisierung betrieblicher Aus- und Weiterbildung umfassen. Die berichteten Erfahrungen basieren auf unterschiedlichen professionellen Rollen sowie operativen Ebenen, was durchaus typisch für diese Gruppe ist (vgl. Krause u. a. 2024, S. 11). So lassen sich zwar universelle Aufgaben und Handlungsformen betrieblicher Bildungsarbeit beschreiben, doch unterliegen diese betriebsspezifischen Aushandlungsprozessen und sind insofern immer organisationsspezifisch geformt (vgl. Schwarz 2025).

Bei den Gruppendiskussionen handelt es sich um Ad-hoc-Gruppen, die nicht auf bestehenden Teamstrukturen basieren (vgl. Lamnek 2005). Diese Konstellation ermöglicht es, unterschiedliche organisationale Kontexte und Praxiserfahrungen zusammenzubringen und damit ein breiteres Spektrum an Perspektiven zu erfassen. Die geteilte Erfahrungsbasis ermöglicht selbstläufige Diskurse über professionelle Herausforderungen und Rollenverschiebungen.

Der Eingangsstimulus der Gruppendiskussion forderte die Teilnehmenden bewusst offen und ohne nähere Eingrenzungen auf, eigene Erlebnisse mit KI in der beruflichen Praxis zu schildern. Dabei wurde auf eine Definition von KI verzichtet, um Darstellungen zur Nutzung von KI im beruflichen Handeln zu evozieren, die durch die Relevanzstrukturen der Diskutantinnen und Diskutanten geprägt sind. Daran anschließend wurden Veränderungen in den beruflichen Aufgaben, der Rolle und der eigenen Professionalität fokussiert. Mithilfe verschiedener Impulse wurden die Teilnehmenden beispielsweise aufgefordert zu reflektieren, was ihre professionelle Rolle ausmacht und inwiefern sich diese mit oder durch KI verändert. Im Kontext der Auseinandersetzung mit der eigenen Rolle wurde zudem adressiert, inwiefern KI das Verhältnis zu Lernenden, Kolleginnen bzw. Kollegen und externen Partnerinnen bzw. Partnern verändert. Abschließend wurde nach erforderlichen Kompetenzen gefragt, insbesondere jenseits technischer oder medialer Fähigkeiten. Eine offene Formulierung der Impulse sollte Raum für selbstläufige Diskurse schaffen und es den Teilnehmenden ermöglichen, eigene Relevanzsetzungen vorzunehmen.

Die Auswertung des Datenmaterials erfolgt in Anlehnung an die qualitative Inhaltsanalyse nach Kuckartz, ist aber noch nicht abgeschlossen. Für den vorliegenden Beitrag wird

auf die „initiierende Textarbeit“ (Kuckartz 2018, S. 56) zurückgegriffen, deren Ziel darin besteht, „zunächst ein erstes Gesamtverständnis“ für die Daten „auf Basis der Forschungsfrage(n)“ zu gewinnen und zentrale Begriffe, Abschnitte und darin enthaltene Argumentationslinien zu markieren und in einem ersten hermeneutischen Zugang zu analysieren (vgl. Kuckartz 2018, S. 56–57). Die den Leitfaden strukturierenden Themen (Nutzung von KI im beruflichen Handeln; Veränderungen der Aufgaben, Rolle und Professionalität) wurden dabei als orientierende Kategorien für diese erste Analyse der Gruppendiskussionen genutzt.

3 Ergebnisse

Im ersten Schritt wird aufgezeigt, in welchem Maße sich die Relevanz der KI-Nutzung im beruflichen Handeln widerspiegelt (Abschnitt 3.1). Die Befunde beziehen sich durchgängig auf generative KI in Form von LLMs, da die Teilnehmenden in den Gruppendiskussionen ausschließlich auf diese rekurrierten. Im zweiten Schritt wird eruiert, wie sich Rolle, Aufgaben und Professionalität mit und durch KI verändern (Abschnitt 3.2). Die Verhältnisbestimmung von Expertise und KI wird dabei ebenfalls aufgegriffen sowie die Frage, welche Hoffnungen und Zuschreibungen an KI artikuliert werden.

3.1 KI-Nutzung im beruflichen Handeln

Die ersten Auswertungsschritte zeigen, dass KI durch das Bildungspersonal auf unterschiedliche Weise im Arbeitsalltag eingesetzt wird. Besonders hervorgehoben wird in den Gruppendiskussionen, dass KI für die eigene Arbeitserleichterung genutzt wird. Sie wird dabei als Instrument wahrgenommen, das die Planung und Gestaltung von Bildungsangeboten unterstützen kann – wobei KI sowohl als Mittel zur Zeitersparnis als auch als Inspirationsquelle fungiert. Berichtet werden die Verwendung etwa in der Vorbereitung von Workshops, bei der Ausgestaltung von Schulungsunterlagen und Materialien oder zur Inspiration für didaktische Formate. Der KI-Einsatz, so die Teilnehmenden, ermögliche es, „wirklich schnell auf eine gute Lösung zu kommen“ und zugleich „die eigene Perspektive zu verändern“ (GD03_00:08:28). Illustrierend wird darauf verwiesen, dass KI dabei unterstützen kann, Materialien unter Berücksichtigung heterogener Lernvoraussetzungen adressatengerecht zu konzipieren und sprachlich zu differenzieren. Dazu gehöre es auch, Inhalte an das spezifische „Wording“ unterschiedlicher Zielgruppen anzupassen (GD01_00:19:07).

Zudem beschreiben die Teilnehmenden KI als Unterstützungsinstrument in der Vorbereitung von Beratungs- und Entwicklungsgesprächen. KI wird genutzt, um Gesprächssituationen vorab zu strukturieren, mögliche Gesprächsverläufe zu erproben und die eigene Beratungspraxis reflexiv zu unterstützen. Eine Befragte schildert, dass sie beeindruckt gewesen sei, als ihr gezeigt wurde, „wie man zum Beispiel ein Mitarbeitergespräch damit trainieren kann“, indem Fragen gestellt und Gesprächssituationen realitätsnah simuliert wurden (GD03_00:14:37).

Die hier beschriebene pragmatische Nutzung von KI durch die Teilnehmenden erweist sich als weitgehend selbstorganisiert und erfolgt überwiegend im Modus des „Learning by Doing“. Von formalisierten Schulungen oder institutionalisierten Qualifizierungsangeboten zur KI-Nutzung wird nicht berichtet; der KI-Einsatz wird vielmehr als experimentelles Aus-

probieren im beruflichen Alltag charakterisiert. Die Diskussionsteilnehmenden betonen eine bislang unzureichende organisationale Rahmung der KI-Nutzung: Unternehmensinterne Regelungen, Unterstützungsstrukturen und Orientierungsangebote werden vielfach erst etabliert, während die Technologie bereits im Einsatz ist.

Die bis hierhin beschriebenen Handlungs- und Nutzungsweisen von KI sowie die damit verbundenen Erwartungen verweisen nicht nur auf Veränderungen im beruflichen Arbeitshandeln, sondern wirken sich auch auf Aufgaben(verständnis), Rolle und Professionalität des Bildungspersonals aus.

3.2 Veränderte Aufgaben, Rolle und Professionalität im Kontext von KI

Die Verfügbarkeit von KI-Anwendungen im beruflichen Alltag verändert neben den Arbeitsprozessen auch die Anforderungen und damit die Aufgaben sowie die eigene Rolle und Professionalität. Die folgenden Ausführungen analysieren zunächst neu entstehende Erwartungen und Dynamiken, um anschließend darzustellen, dass sich die professionellen Kernaufgaben mit und durch KI nicht verändern, wohl aber deren inhaltliche Schwerpunkte ebenso wie die Rolle und Professionalität im Arbeitsbündnis mit Auszubildenden und Mitarbeitenden. Abschließend wird skizziert, welche Hoffnungen und Ambivalenzen das Bildungspersonal diesbezüglich beschreibt.

Tendenzen zur verpflichtenden Nutzung

Zunächst ist festzuhalten, dass die Verfügbarkeit von KI nicht nur positiv im Sinne eines Instruments zur Arbeitserleichterung, sondern auch als Auslöser eines spezifischen Optimierungsdrucks erlebt wird. Dies kommt im folgenden Zitat zum Ausdruck:

> „[D]as ist schon fast auch ein sozialer Druck, der irgendwie vom Unternehmen, ein Druck, der auf einen zukommt, der eigene Druck, den man da spürt. Also ich habe den eigenen Anspruch. Jetzt haben wir die KI, die muss ich doch optimal nutzen. Also dieser Optimierungszwang, der kommt hier auch, den hat man, spürt man selber." (GD02_00:17:18)

Die Teilnehmende berichtet von einem Erwartungs- und Effizienzdruck, der mit der Nutzung von KI verbunden ist und der zunächst als „sozialer Druck, der irgendwie vom Unternehmen" kommt, beschrieben wird. Zugleich wird ein Optimierungsdruck aber auch als „eigener Druck" gespürt. Sie formuliert: „Jetzt haben wir die KI, die muss ich doch optimal nutzen". Die Person benennt einen „Optimierungszwang", wobei die Grenze zwischen Anforderungen seitens des Unternehmens und selbstauferlegten Ansprüchen verschwimmt. Eine andere Befragte formuliert in diesem Zusammenhang, man werde „wahrscheinlich keine andere Wahl haben, als auch die KI maximal zu nutzen", da „dieser Effizienzdruck auf uns einfach lastet" und erwartet wird, „dass wir schnell sind und dass wir uns jetzt nicht aufhalten" (GD02_01:10:34).

Darüber hinaus entsteht aus Sicht der Diskussionsteilnehmenden eine weitere Form von Druck aus dem veränderten Nutzungsverhalten von Auszubildenden und Mitarbeitenden. Dieser resultiert aus der Nutzungspraxis der Mitarbeitenden selbst, die KI-generierte Inhalte in Beratungs- und Klärungssituationen einbringen. Eine Teilnehmende schildert, sie werde

„konfrontiert mit einer Meinung, die man in der KI gelesen hat“ und mit der Mitarbeitende „voller Überzeugung“ ins Gespräch gingen, sodass zunächst erläutert werden müsse, „dass diese Informationen […] nicht stimmen“ (GD02_00:57:47). Dadurch entstehen für das betriebliche Bildungspersonal zusätzliche Anforderungen an die Einordnung, Bewertung und reflexive Vermittlung KI-generierter Aussagen.

Veränderungen von Rolle und Professionalität

Bemerkenswert ist, dass innerhalb der Gruppendiskussionen keine Sorge geäußert wird, dass das eigene Expertenwissen und -können und damit auch die eigene Position im Unternehmen gefährdet sei. Vielmehr wird geschildert, dass die Aufgabe, Auszubildende und Mitarbeitende zu begleiten, auch in Zukunft zentral bleibe – und dass diese Begleitung Empathie, situative Urteilsfähigkeit und die Fähigkeit zu inspirieren erfordere. Zudem werden Vertrauen und die Förderung von Zugehörigkeitsgefühl und sozialer Kompetenzen als zentrale Aufgaben beschrieben, die nicht von einer KI übernommen werden könnten. Eine Teilnehmende betont die besondere Bedeutung von Vertrauen im personalbezogenen Handeln, da hier häufig sensible und persönliche Themen verhandelt werden: „Ich glaube, gerade auch Vertrauen, gerade im Personalwesen ist die Vertrauensebene […] super wichtig“, und hebt hervor, dass diese Dimension auch künftig den zentralen Beitrag ihrer eigenen professionellen Tätigkeit ausmache, da es „gerade in diesen Funktionen […] immer noch auch enorm wichtig“ sei (GD03_00:24:29).

Auch Überzeugungsarbeit – Mitarbeitende und Auszubildende dazu zu bringen, neue Wege mitzugehen, Veränderungen zu akzeptieren und aktiv mitzutragen – wird als bleibende und genuin menschliche Aufgabe markiert, die nicht delegierbar sei. Dies wird durch die Aussage einer Teilnehmenden deutlich, die darauf verweist, dass sie immer an einen Punkt kommt, an welchem „man dann doch noch den Menschen braucht, auch mit seiner Empathie, der dann hilft, die richtigen Schritte zu gehen“ (GD02_00:52:15).

Als ebenso bedeutsam wird die Fähigkeit beschrieben, individuelle Anliegen und Probleme situativ zu erfassen und fachliches Wissen kontextbezogen auszugestalten. Eine Diskutantin verdeutlicht dies anhand der Verbindung von individueller Anfrage, fachlicher Expertise und situativer Anpassung:

> „[A]lso der individuelle Service […] also mir formuliert jemand etwas, was er möchte, dann kommt meine Fachexpertise dazu und dann baue ich das konkret auf die individuelle Situation. Und dieses Aushandeln, dieses Verhandeln, das ist das tatsächlich, wo ich mich noch sehr vor einer KI zurzeit sehe“ (GD02_00:45:40).

Damit wird deutlich, dass insbesondere die individuelle Ausgestaltung von Bildungsangeboten und das dafür notwendige Aushandeln von Erwartungen und Vorgehensweisen weiterhin als zentraler Bestandteil professionellen Handelns des Bildungspersonals gesehen wird. Gleiches gilt für die grundlegende Anforderung, Prozesse zu erfassen sowie Probleme und neue Beratungsbedarfe zu identifizieren.

Inhaltlich verschieben sich die Beratungsthemen in Richtung Arbeitsbewältigung und mentaler Gesundheit: Zeitmanagement, Selbstorganisation und Stressbewältigung gewin-

nen an Relevanz, da – so die Beobachtung der Diskutantin – Mitarbeitende zunehmend „gestresst“ und „ausgebrannt“ sind (GD01_01:12:52). Neue Formate wie „Ersthelfer für mentale Gesundheit“ (GD03_00:50:46) reagieren auf diese Entwicklung. Das Bildungspersonal wird damit zum Akteur in der Bearbeitung der sozialen Folgen digitaler Transformation – New Work wird zum pädagogischen Thema.

Im Ausbildungsbereich zeigen sich Begleitprozesse unter veränderten Bedingungen. Hier nehmen die Teilnehmenden sowohl die Erweiterung der inhaltlichen Verantwortlichkeiten als auch die relationale Ausgestaltung der Ausbildungsbegleitung – mithin die Rolle des Bildungspersonals – in den Blick.

KI ermögliche es Auszubildenden, eigenständiger zu lernen und sich Wissen anzueignen. Daraus ergebe sich für das Bildungspersonal die An- und Herausforderung, Auszubildende „bei ihrem Bildungsprozess mit KI“ zu begleiten (GD01_00:48:56), Lernprozesse mit KI zu moderieren und den reflektierten Umgang mit KI-generierten Inhalten anzuleiten. Diese inhaltliche Aufgabenerweiterung lässt sich professionstheoretisch als Ausweitung des Mandats interpretieren: Das gesellschaftlich zugeschriebene und selbst beanspruchte Aufgabenspektrum (vgl. Nittel 2000) erweitert sich um die Dimension der KI-bezogenen Lernbegleitung. Einzelne Befragte beschreiben eine verstärkte pädagogische Verantwortung gegenüber Auszubildenden und das Bedürfnis, „noch ein bisschen mehr mitgeben“ zu wollen (GD03_00:30:01). Insgesamt deutet dies auf ein erweitertes professionelles Selbstverständnis hin, in dem Bildungspersonal neben der fachlichen Vermittlung verstärkt prozessuale, reflexive und metakognitive Aspekte des Lernens mit KI verantwortet.

Neben diesen erweiterten Inhalten verändern sich mit KI auch die Anforderungen an das situative professionelle Handeln (vgl. Helsper 2021). Die Teilnehmenden schildern Situationen, in denen Auszubildende KI-generiertes Wissen einbringen, das auch das Bildungspersonal inhaltlich überfordern kann – weil es neue Perspektiven aufwirft oder weil es erst gemeinsam geprüft werden muss. Diese Konstellation fordert aus Sicht des Bildungspersonals eine spezifische Form des pädagogischen Handelns: Das Bildungspersonal kann nicht allein in einer Rolle agieren, die gesichertes Wissen vermittelt. Vielmehr beschreiben die Teilnehmenden die Notwendigkeit, in pädagogischen Interaktionen Unsicherheiten offen zu thematisieren und eigene Wissensgrenzen transparent zu machen. Dies verweist auf ein Rollenverständnis, in dem Unsicherheit nicht als Defizit, sondern als legitimer Ausgangspunkt gemeinsamer Reflexion und Einordnung KI-generierter Inhalte verstanden wird. Professionstheoretisch zeigt sich: Das Bildungspersonal ist situativ gefordert, mit eigenen Unsicherheiten umzugehen und sich auf gemeinsame Suchprozesse mit Auszubildenden einzulassen. Die professionelle Herausforderung besteht darin, situativ und dialogisch zu reagieren.

Hoffnungen und Ambivalenzen mit Blick auf KI

Zentrales Thema in den Gruppendiskussionen ist die geäußerte Hoffnung, dass KI Entlastung in Routineaufgaben und im Wissensmanagement schaffe, etwa bei der Beantwortung einfacher Fragen oder bei administrativen Tätigkeiten. Dazu gehöre, „dass ganz viele Fragen, die wir jetzt tagtäglich noch am Telefon bekommen“, mit einer internen KI-Lösung zukünftig selbstständig beantwortet werden können. Aktuell koste die Bearbeitung dieser Aufgaben „sehr viel Zeit“; die Hoffnung sei, dass es mit KI erreichbar werde, dass Mitarbeiten-

de sich so „einfach mal selbst helfen können und selbst mal eine Frage eingeben können“ (GD03_00:16:38). Diese Entlastung würde, so die Erwartung, mehr Zeit für den professionellen Kern schaffen: konzeptionelle Arbeit, individuelle Beratung, pädagogische Gestaltung. KI wird in dieser Perspektive als Werkzeug gesehen, das spezifische Aufgaben übernimmt und damit die eigene Professionalität stärkt. Besonders prägnant kommt diese Hoffnung im folgenden Zitat zum Ausdruck:

> „Das heißt, ich habe viel mehr Zeit für konzeptionelle Tätigkeiten, da wo die KI halt noch nicht so gut ist, weil das einfach dann auch mit Expertise, Erfahrung und Geschmack natürlich auch zu tun hat. Aber überwiegend Effizienzgewinne […] ich kann mehr für Konzeption dann reinpacken und mich mehr inhaltlich mit den Sachen beschäftigen, weil ich dann für andere Dinge nicht ganz so viel Zeit brauche“ (GD01_00:20:27).

Beachtenswert ist die in dem Zitat enthaltene Hierarchisierung innerhalb des eigenen Arbeitsfeldes: „[K]onzeptionelle Tätigkeiten“ werden gegenüber anderen, nicht näher benannten Aufgaben als höherwertig positioniert. Die Formulierung „da wo die KI halt noch nicht so gut ist“ markiert konzeptionelle Arbeit als Expertentätigkeit bzw. Bereich, der sich einer technologischen Substituierung entzieht. Diese Grenzziehung erfolgt nicht defensiv, die Person beansprucht vielmehr für sich einen Kompetenzbereich, der durch „Expertise, Erfahrung und Geschmack“ gekennzeichnet ist. Die Verwendung der ersten Person Singular („ich habe“, „ich kann“) verweist auf eine aktive Gestaltungsperspektive. Der Datenauszug dokumentiert dabei die Wahrnehmung, dass professionelles Handeln und Autonomie durch den KI-Einsatz nicht gefährdet, sondern potenziell sogar gestärkt werden.

Allerdings finden sich auch skeptische Auseinandersetzungen mit diesem Szenario: Es bleibt offen, ob KI tatsächlich Entlastung bringt oder ob sie vielmehr neue Aufgaben generiert – etwa durch die notwendige Begleitung im Umgang mit KI, durch eine notwendige Qualitätssicherung KI-generierter Inhalte oder durch die reflexive Auseinandersetzung mit den Implikationen von KI. Eine Diskussionsteilnehmende bringt diese Spannung pointiert zum Ausdruck, indem sie betont, dass die durch KI eingesparte Zeit bei der zielgruppenspezifischen Materialerstellung „in der Vermittlung, wie nutze ich KI eigentlich vernünftig“, wieder kompensiert werde, sodass „die Zeitersparnis von den Arbeitsblättern hinfällig“ sei, und sie mache „auf jeden Fall mehr, als man früher gemacht hat“, da das Themenfeld insgesamt größer geworden sei und sich die mit KI verbundenen Anforderungen im pädagogischen Alltag inhaltlich sowie in der Vermittlung deutlich ausgeweitet haben (GD01_00:31:28). Hier spiegelt sich die erwähnte Skepsis bezüglich großer Produktivitätsgewinne durch den Einsatz von KI.

4 Diskussion

Die Teilnehmenden sehen sich im Gegensatz zu einigen Szenarien über den Einsatz von KI nicht durch das Aufkommen oder den Einsatz von KI in ihren Positionen bedroht. Deutlich werden aber Erweiterungen und Verschiebungen der Aufgaben und zum Teil auch der Rollen. Dazu gehören neben der KI-bezogenen Lernbegleitung von Auszubildenden u. a. die Beratung und ggf. Weiterbildung von Mitarbeitenden hinsichtlich einer reflexiven Auseinandersetzung mit Bias sowie Grenzen und Risiken des Einsatzes von KI-Tools. Daneben scheinen Themen

wie Zeitmanagement und mentale Gesundheit weiter an Gewicht zu gewinnen. Dies markiert eine Herausforderung: Das Bildungspersonal übernimmt erweiterte Verantwortung, ohne dass entsprechende Ressourcen oder Zeitkontingente bereitgestellt werden.

Während sich die Aufgaben – so schildern es die Teilnehmenden – verändern, bleibt der Kern der eigenen professionellen Tätigkeit bislang unberührt. Die von Schwarz (2025) herausgearbeiteten Kernaufgaben des Bildungspersonals in der beruflichen Aus- und Weiterbildung, die insbesondere im Beraten und Begleiten sowie dem Konzeptionieren und Kuratieren gesehen werden, stehen damit nicht grundsätzlich infrage.

KI wird bislang von den Befragten überwiegend experimentell oder „spielerisch" genutzt. Die Teilnehmenden eignen sich Kompetenzen „selbstorganisiert", „im beruflichen Alltag" und durch „praktische Nutzung" an. Kollektive Austauschprozesse werden nicht berichtet – vielmehr dokumentiert sich gerade in der Teilnahme an den Gruppendiskussionen die Suche nach Austausch. Auffallend ist, dass der in anderen Studien für den Digitalisierungskontext hervorgehobene Bedeutungsgewinn kollektiven Lernens und des Erfahrungsaustauschs als tragendes Element individueller Professionalisierung (vgl. Elsholz/Klusemann/Schütz 2025, S. 75ff.) für den Bereich KI nicht betont wird. In den Daten dokumentiert sich vielmehr eine Form der pragmatischen Professionalisierung (vgl. Schütz 2024), die durch situative Anpassungsfähigkeit, experimentelles Lernen und bedarfsorientierte Wissensaneignung gekennzeichnet ist.

Deutlich wird mit Bezug auf den Titel damit: Es ist ein „Doing KI" im doppelten Sinne. Die Nutzung erfolgt arbeitsintegriert, im Modus individuellen Ausprobierens. Und zugleich: Die Herstellung der Relevanz von KI für Aufgaben, Rolle und Professionalität ist sozial konstituiert. Die Praktikerinnen und Praktiker erscheinen im Sinne des Symbolischen Interaktionismus als Gestaltende (vgl. Strübing 1997, S. 369), die Druck ausgesetzt sind – wie organisationalen Erwartungen und Optimierungszwang – und zugleich aktiv verhandeln, wie sie KI für ihre Arbeit nutzen können oder sollten.

Als Fazit können wir festhalten: An **„Doing KI"** führt kein Weg vorbei! Die Professionalität betrieblichen Bildungspersonals muss sich in aktiver Auseinandersetzung mit der Nutzung von KI weiterentwickeln – und zwar sowohl mit der eigenen Verwendung von KI als auch mit ihrer Nutzung durch Auszubildende und andere Beschäftigte. Offen bleibt, ob und inwiefern hier die Orientierung an einem bestimmten Kompetenzmodell (beispielsweise UNESCO 2024) hilfreich sein kann. Ebenso ist zu prüfen, inwiefern Weiterbildungsangebote zur Förderung der „Medien- und IT-Kompetenz für Ausbildungspersonal" (Härtel/Deininger/Berg 2025) zielführend adaptiert werden können oder ob eher Austauschräume geschaffen werden sollten, um die individuelle Professionalisierung stärker zu unterstützen.

Die skizzierten Überlegungen können Ausgangspunkt für weitergehende Untersuchungen sein. Das empirische Vorgehen dieser Studie war explorativ angelegt und basiert auf einem kleinen, branchenübergreifenden Sample von Akteurinnen und Akteuren, die sich noch am Beginn der Auseinandersetzung mit LLMs befinden. Im Fokus standen ihre subjektiven Wahrnehmungs-, Deutungs- und Handlungsstrukturen im Kontext generativer KI. Dies ermöglichte erste Einblicke und eröffnet weiterführende Forschungsfragen zu zukünftigen Professionalisierungsprozessen sowie zu strukturellen Veränderungen betrieblicher Bildung. Ob und inwiefern sich die Veränderungen durch KI in größeren Unternehmen stärker auch

quantitativ auf das Bildungspersonal auswirken oder Entwicklungen wie Agentic AI zu noch tiefgreifenderen Veränderungen führen, bleibt ebenso reflexiv zu begleiten.

Literatur

Acemoğlu, Daron: The Simple Macroeconomics of AI. NBER Working Paper No. 32487. Cambridge, MA 2024. URL: **https://www.nber.org/papers/w32487** (Stand: 15.01.2026)

Brynjolfsson, Erik; Chandar, Bharat; Chen, Ruyu: Canaries in the Coal Mine? Six Facts about the Recent Employment Effects of AI. Stanford 2025. URL: **https://digitaleconomy.stanford.edu/publications/canaries-in-the-coal-mine** (Stand: 15.01.2026)

Elsholz, Uwe; Klusemann, Stefan; Schütz, Julia: Auf der Suche!? New Work und New Learning im Bildungsbereich. Bielefeld 2025

Meyer, Rita: Professionalisierung als Konzept zur Qualitätssicherung – Perspektiven für das Berufsbildungspersonal und -forschung. In: bwp@ Berufs- und Wirtschaftspädagogik – online, Spezial 4 (Hochschultage Berufliche Bildung 2008) (2008). URL: **https://www.bwpat.de/ht2008/ws25/meyer_ws25-ht2008_spezial4.pdf** (Stand: 20.04.2026)

Nittel, Dieter: Von der Mission zur Profession? Stand und Perspektiven der Verberuflichung in der Erwachsenenbildung. Bielefeld 2000

Härtel, Michael; Deininger, Natalie; Berg, Maria: Und täglich grüßt das Murmeltier – Förderung von Medien- und IT-Kompetenz im Spannungsfeld von Forschung und Praxis. In: Rödel, Bodo; Ertl, Hubert; Liebscher, Sandra (Hrsg.): Berufsbildungsforschung: Rezeption – Translation – Transfer. Bonn 2025, S. 297–310. URL: **https://nbn-resolving.de/urn:nbn:de:0035-1138-3** (Stand: 24.02.2026)

Helsper, Werner: Professionalität und Professionalisierung pädagogischen Handelns: Eine Einführung. Opladen 2021

Krause, Ina; Bohlinger, Sandra; Dienel, Juliana; Kresse, Luisa; Niethammer, Manuela: Editorial: Betriebliches Aus- und Weiterbildungspersonal im Fokus der Berufsbildungsforschung. Eine thematische Einführung. In: Bohlinger, Sandra; Krause, Ina; Dienel, Juliana; Kresse, Luisa; Niethammer, Manuela (Hrsg.): Betriebliches Aus- und Weiterbildungspersonal im Fokus der Berufsbildungsforschung. Bielefeld 2024, S. 11–18. URL: **https://nbn-resolving.org/urn:nbn:de:0111-pedocs-329393** (Stand: 26.02.2026)

Kuckartz, Udo: Qualitative Inhaltsanalyse. Methoden, Praxis, Computerunterstützung. 4. Aufl. Weinheim, Basel 2018

Lamnek, Siegfried: Gruppendiskussion. Theorie und Praxis. 2. Aufl. Weinheim 2005

Schwarz, Martin: Betriebliches Weiterbildungspersonal aus der Perspektive pädagogischer Berufsgruppenforschung. Eine empirische Analyse der Aufgabenspezifik. In: Education Permanente EP: Schweizerische Fachzeitschrift für Weiterbildung (2025) 1, S. 57–71. URL: **https://www.ep-web.ch/fileadmin/user_upload/05d_Schwarz_D.pdf** (Stand: 15.01.2026)

Schütz, Julia: Zur Professionalisierung und dem pädagogischen Handeln in der Erwachsenenbildung. In: Schütz, Julia; Elsholz, Uwe (Hrsg.): Perspektiven auf Professionalisierung in Beruflicher Bildung, Erwachsenenbildung und Hochschulbildung. Bielefeld 2024, S. 81–100

Strübing, Jörg: Symbolischer Interaktionismus Revisited: Konzepte für die Wissenschafts- und Technikforschung. In: Zeitschrift für Soziologie 26 (1997) 5, S. 368–386

UNESCO – United Nations Educational, Scientific and Cultural Organization (Hrsg.): AI competency framework for teachers. Paris 2024. URL: **https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000391104** (Stand: 15.01.2026)

Zika, Gerd; Hassemer, Theresa-Marie; Hummel, Markus; Krebs, Bennet; Maier, Tobias; Mönnig, Anke; Schneemann, Christian; Weber, Enzo; Zenk, Johanna: Künstliche Intelligenz: Potenzielle Effekte für den deutschen Arbeitsmarkt. IAB-Forschungsbericht 23/2025. Institut für Arbeitsmarkt- und Berufsforschung. Nürnberg 2025. URL: **https://doku.iab.de/forschungsbericht/2025/fb2325.pdf** (Stand: 15.01.2026)

Die Autorinnen und Autoren

Prof. Dr. Uwe Elsholz
FernUniversität in Hagen; Lehrgebiet Lebenslanges Lernen
uwe.elsholz@fernuni-hagen.de
https://orcid.org/0000-0003-0732-5847

Uwe Elsholz leitet das Lehrgebiet Lebenslanges Lernen an der FernUniversität in Hagen. Er forscht u. a. zum Wandel der Arbeitswelt, dem Verhältnis von beruflicher und akademischer Bildung sowie dem Einsatz digitaler Medien in der beruflich-betrieblichen Bildung.

Dr. Stefan Klusemann
FernUniversität in Hagen; Lehrgebiet Empirische Bildungsforschung
stefan.klusemann@fernuni-hagen.de

Stefan Klusemann ist wissenschaftlicher Mitarbeiter im Lehrgebiet Empirische Bildungsforschung. Er forscht u. a. zu Professionalität und Professionalisierung pädagogisch Tätiger und zu Organisations- und Qualitätsentwicklung.

Pia Rutkowski
FernUniversität in Hagen; Lehrgebiet Lebenslanges Lernen
pia.rutkowski@fernuni-hagen.de

Pia Rutkowski ist wissenschaftliche Mitarbeiterin im Lehrgebiet Lebenslanges Lernen. Sie arbeitet zu Themen wie dem Einsatz sowie der partizipativen Ausgestaltung Künstlicher Intelligenz in der betrieblichen Bildung.

Prof. Dr. Julia Schütz
FernUniversität in Hagen; Lehrgebiet Empirische Bildungsforschung
julia.schuetz@fernuni-hagen.de
https://orcid.org/0009-0007-6186-3669

Julia Schütz leitet das Lehrgebiet Empirische Bildungsforschung und ist Sprecherin des Zentrums für pädagogische Berufsgruppen- und Organisationsforschung (ZeBO) an der FernUniversität in Hagen. Sie forscht u. a. zur Professionalität und Professionalisierung pädagogisch Tätiger.

Sabine Seufert

Künstliche Intelligenz in der Berufsbildung: Entwicklungslinien zwischen Wahrnehmung, Gestaltung und Transformation[1]

1 Einleitung: KI in der Berufsbildung – vom Erkenntnisgewinn zur Gestaltungsaufgabe

Künstliche Intelligenz (KI) hat sich innerhalb kurzer Zeit zu einer Basistechnologie entwickelt, die Lehr-, Lern- und Arbeitspraktiken nachhaltig verändert. Spätestens mit dem Durchbruch generativer KI-Systeme werden sich Lern- und Arbeitsweisen nachhaltig verändern. Die Berufsbildung sieht sich dadurch mit einer doppelten Herausforderung konfrontiert: Einerseits eröffnen KI-basierte Systeme neue Möglichkeiten für individualisiertes Lernen, kompetenzorientierte Diagnostik und lernortübergreifende Kooperation. Andererseits stellen sie etablierte pädagogische, organisationale und professionsbezogene Strukturen infrage.

Der Beitrag argumentiert daher, dass KI in der Berufsbildung nicht nur als Werkzeug, sondern auch als Gestaltungs- und Transformationsaufgabe zu verstehen ist. Dazu werden drei miteinander verbundene Entwicklungslinien unterschieden: Wahrnehmen, Gestalten und Transformieren. Dieser Rahmen kann als Orientierung für Forschung, Praxis und Steuerung dienen.

2 KI als neue Universaltechnologie: Grundlagen für die Berufsbildung

Um die Implikationen von KI für die Berufsbildung systematisch zu erfassen, ist zunächst eine begriffliche und technologische Einordnung erforderlich. KI kann dabei als Universaltechnologie verstanden werden, deren Bedeutung weniger in einzelnen Anwendungen liegt als in ihrer Fähigkeit, Prozesse des Lernens, Arbeitens und Entscheidens grundlegend zu verändern und neue funktionale Erweiterungen für pädagogische und organisationale Kontexte zu eröffnen.

2.1 Technologische Entwicklungslinien und funktionale Erweiterungen von KI

Künstliche Intelligenz umfasst heute ein breites Spektrum datenbasierter Verfahren, deren bildungsrelevante Bedeutung weniger aus einzelnen Modelltypen als aus ihren funktionalen Möglichkeiten entsteht. Technologisch lässt sich eine Entwicklung beobachten von diskrimi-

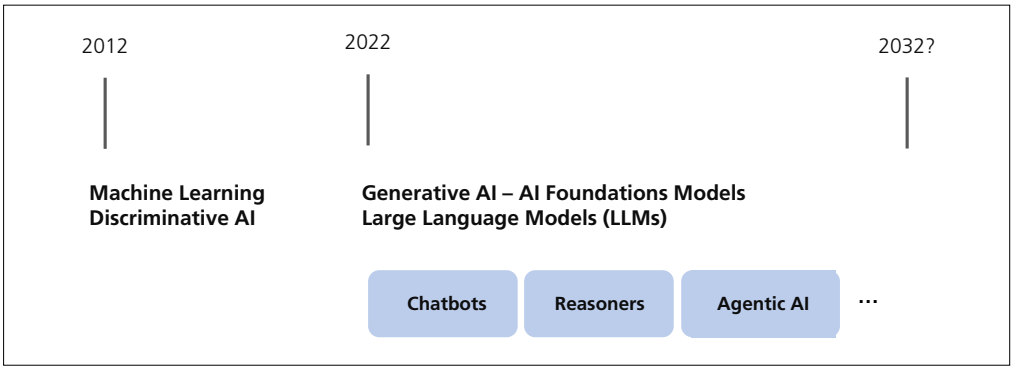
1 Der Beitrag geht auf eine gleichnamige Keynote zurück, die auf der Jahrestagung 2025 der Berufs- und Wirtschaftspädagogik gehalten wurde. Für die sprachliche Überarbeitung dieses Beitrags wurde ChatGPT, Version 5.4, genutzt.

https://doi.org/10.66390/UFET4185

nativen KI-Systemen, die vor allem erkennen und unterscheiden, über generative Systeme, die neue Inhalte wie Texte oder Lösungen erzeugen, bis hin zu agentischen Systemen, die eigenständig Aufgaben planen, Entscheidungen vorbereiten und Handlungsschritte koordinieren können.

Für die Berufsbildung ist jedoch nicht diese technologische Differenzierung für sich genommen ausschlaggebend, sondern die damit verbundenen funktionalen Erweiterungen sind relevant. Dazu zählen insbesondere dialogische Interaktionsformen, die Übernahme lernbezogener Rollen (z. B. KI als Tutor, Coach oder Simulationspartner) sowie die kontextualisierte Bereitstellung von Wissen. Diese Funktionen ermöglichen es, KI in Lern- und Arbeitsprozesse einzubinden, ohne sie auf ein reines Automatisierungsinstrument zu reduzieren.

Abbildung 1: KI als Universaltechnologie in der Berufsbildung



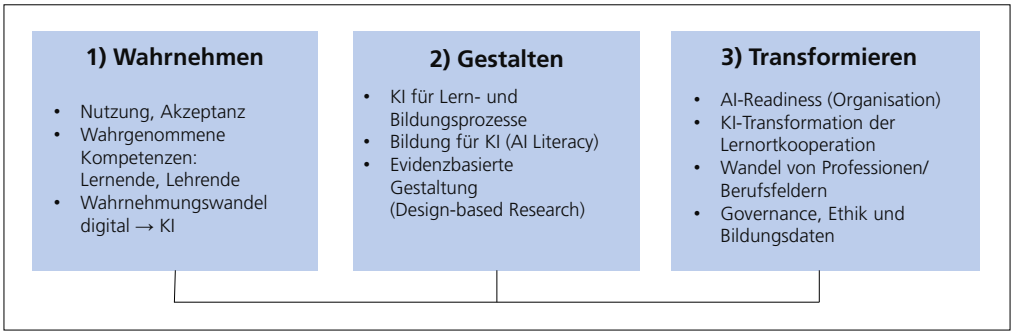
Quelle: eigene Darstellung

2.2 KI-Transformation der Berufsbildung: von digitaler Unterstützung zur soziotechnischen Neugestaltung

Entwicklungen im Bereich generativer und agentischer KI-Systeme zeigen, dass KI in der Berufsbildung nicht als Fortsetzung bisheriger digitaler Unterstützungs- und Effizienzlogiken verstanden werden kann, sondern einen eigenständigen Transformationsimpuls darstellt. Insbesondere die Fähigkeit von KI, Inhalte dialogisch zu erzeugen, Lernprozesse adaptiv zu unterstützen und zunehmend auch Handlungsschritte vorzubereiten oder zu koordinieren, verändert die Anforderungen an Lernen, Arbeiten und Entscheiden grundlegend. Während die digitale Transformation vielfach darauf abzielte, bestehende Prozesse zu optimieren und schrittweise weiterzuentwickeln, verstärkt KI diese Entwicklungen und bringt zugleich neue Veränderungen mit sich: Aufgaben, Rollen und Verantwortlichkeiten im Berufsbildungssystem entwickeln sich weiter und werden im Umgang mit KI neu ausgerichtet. Damit gehen auch Veränderungen in der Wissenslogik beruflichen Lernens einher. Wissen entsteht zunehmend situativ im Zusammenspiel von Mensch und KI und wird in diesem Kontext reflektiert, wodurch Lernprozesse an Flexibilität und Anpassungsfähigkeit gewinnen. Zugleich steigen die Anforderungen an pädagogische Rahmung, Qualitätssicherung und die Klärung von Verantwortung.

Vor diesem Hintergrund unterscheidet der Beitrag drei miteinander verbundene Entwicklungslinien, die den Umgang mit KI in der Berufsbildung systematisch strukturieren (vgl. Abbildung 2).

Abbildung 2: Überblick über Entwicklungslinien für KI in der Berufsbildung



Quelle: eigene Darstellung

3 Entwicklungslinie I: Wahrnehmen – Nutzung, Akzeptanz und Kompetenzen

Die Entwicklungslinie **Wahrnehmen** fokussiert Nutzung, Akzeptanz und wahrgenommene Kompetenzen im Umgang mit KI in der Berufsbildung. Im Mittelpunkt stehen dabei insbesondere generative KI-Systeme, die in Form dialogischer Anwendungen direkt in Lern- und Arbeitsprozesse eingebunden werden und dort als Assistenz-, Reflexions- oder Entscheidungspartner fungieren. Zentral ist dabei die Frage, ob KI als automatisierender Ersatz oder als augmentierende Unterstützung beruflichen Denkens und Handelns genutzt wird. Davon hängt wesentlich ab, ob KI lernförderlich wirkt und Human Agency stärkt oder unterläuft (vgl. OECD 2025, S. 14).

3.1 Nutzung und Akzeptanz von KI in Lehr- und Lernprozessen

Empirische Befunde zeigen eine stark heterogene Nutzung generativer KI in der Berufsbildung. Sowohl Intensität als auch Qualität der Nutzung variieren deutlich zwischen Lernenden, Bildungsgängen und Lernorten. Nutzung allein ist daher kein hinreichender Indikator für pädagogischen Mehrwert; entscheidend sind die Bedingungen, unter denen KI als lernunterstützend wahrgenommen und eingesetzt wird.

Einen zentralen Erklärungsrahmen bietet das UTAUT-Modell[2] (vgl. Venkatesh u. a. 2003), das Nutzungsintentionen über erwarteten Nutzen und wahrgenommenen Aufwand beschreibt. In der Berufsbildung sind diese Faktoren häufig mit Effizienz- und Entlastungserwartungen verknüpft. Gleichzeitig zeigen Studien, dass KI-Anwendungen, die primär auf

2 Das UTAUT-Modell („Unified Theory of Acceptance and Use of Technology") erklärt Technologieakzeptanz anhand zentraler Einflussfaktoren wie Leistungserwartung, Aufwandserwartung, sozialem Einfluss und unterstützenden Rahmenbedingungen.

Vereinfachung zielen, Lernprozesse unterfordern und die Bereitschaft zur vertieften Nutzung reduzieren können. Lernförderliche KI-Nutzung entsteht insbesondere dort, wo KI als kognitiver Sparringspartner in beruflichen Entscheidungssituationen eingesetzt wird und Begründung, Abwägung und Reflexion einfordert. Die Befunde verdeutlichen zudem, dass KI-Kompetenzen in der Berufsbildung nicht vorausgesetzt werden können, sondern durch gezielte didaktische Rahmung und lernortübergreifende Abstimmung aufgebaut werden sollten.

3.2 AI Literacy und professionelle Kompetenzen

AI Literacy geht über technisches Wissen über KI-Systeme hinaus. Sie umfasst kognitive, affektive, ethische und handlungsbezogene Dimensionen und ist in der Berufsbildung Teil beruflicher Handlungskompetenz, da KI Arbeitsprozesse, Entscheidungsroutinen und Kooperationsformen zunehmend prägt (vgl. Ng u. a. 2024; OECD 2025). Erhoben wird sie bislang überwiegend über Selbsteinschätzungen wahrgenommener Kompetenzen.

Für Lehrpersonen und Ausbildungsverantwortliche stellt sich AI Literacy als erweiterte professionelle Anforderung dar. Neben dem Verständnis von Funktionsweisen und Grenzen von KI umfasst sie insbesondere die Fähigkeit, KI pädagogisch verantwortungsvoll in Lernsettings zu integrieren. Empirische Befunde zeigen, dass Lehrpersonen KI zwar häufig offen gegenüberstehen, zugleich aber Unsicherheiten hinsichtlich didaktischer Integration, Leistungsbewertung und ethischer Verantwortung äußern (vgl. Celik 2023). Diese Diskrepanz verweist darauf, dass AI Literacy nicht durch punktuelle Maßnahmen, sondern durch systematische Professionalisierungsprozesse entwickelt werden muss.

3.3 Fazit zur Entwicklungslinie „Wahrnehmen“

Die Entwicklungslinie „Wahrnehmen“ macht deutlich, dass sich die Interaktionslogik zwischen Mensch und Technologie grundlegend verändert. Generative KI tritt in Lernprozessen nicht mehr nur als Werkzeug, sondern als dialogischer Akteur auf. Lernwirksamkeit entsteht dabei weniger durch die Nutzung an sich, sondern vielmehr durch die bewusste Positionierung von KI im Mensch-KI-Gefüge.

Empirisch zeigt sich ein Kontinuum zwischen automatisierender Nutzung, bei der kognitive Prozesse delegiert werden, und augmentierender Nutzung, die dialogische Aushandlung und Reflexion fördert (vgl. Shao u. a. 2025). Lernförderliche Effekte entstehen dort, wo menschliche Verantwortung für Ziele, Bewertungen und Entscheidungen erhalten bleibt. Die Wahrnehmung von KI ist damit kein einmal festgelegter Akzeptanzzustand, sondern kann sich in Abhängigkeit von individuellen Voraussetzungen, professionellen Orientierungen und institutionellen Rahmenbedingungen verändern. Für die Praxis der Berufsbildung bedeutet dies, AI Literacy als Bestandteil beruflicher Verantwortung systematisch zu entwickeln. Lernende und Lehrpersonen sollten darin unterstützt werden, ihre Rolle im Zusammenspiel mit KI bewusst wahrzunehmen, Entscheidungen zu begründen und ihre Handlungsfähigkeit (Human Agency, nach OECD 2025, S. 10), verstanden als die Fähigkeit, Ziele zu setzen, Entscheidungen zu treffen und Verantwortung zu übernehmen, reflektiert auszuüben.

Diese didaktische Perspektive auf Nutzung, Akzeptanz und Kompetenz bildet die Grundlage für die gezielte Gestaltung KI-gestützter Lernsettings, die im folgenden Abschnitt im Mittelpunkt steht.

4 Entwicklungslinie II: „Gestalten“ – Bildung für KI und mit KI

Während die Entwicklungslinie „Wahrnehmen“ die empirische Ausgangslage beschreibt, richtet sich der Fokus der zweiten Entwicklungslinie auf die gezielte Gestaltung KI-gestützter Lern- und Ausbildungsprozesse. Gestaltung geht dabei über die Auswahl von Tools hinaus und umfasst die systematische Verbindung von Kompetenzzielen, Lernaufgaben, technologischen Möglichkeiten und Assessment. Für die Berufsbildung ist dies zentral, da Lernen eng mit beruflichen Handlungssituationen und institutionellen Rahmenbedingungen verknüpft ist. Erst durch didaktische und organisationale Designentscheidungen wird aus individueller KI-Nutzung ein lernwirksamer Einsatz.

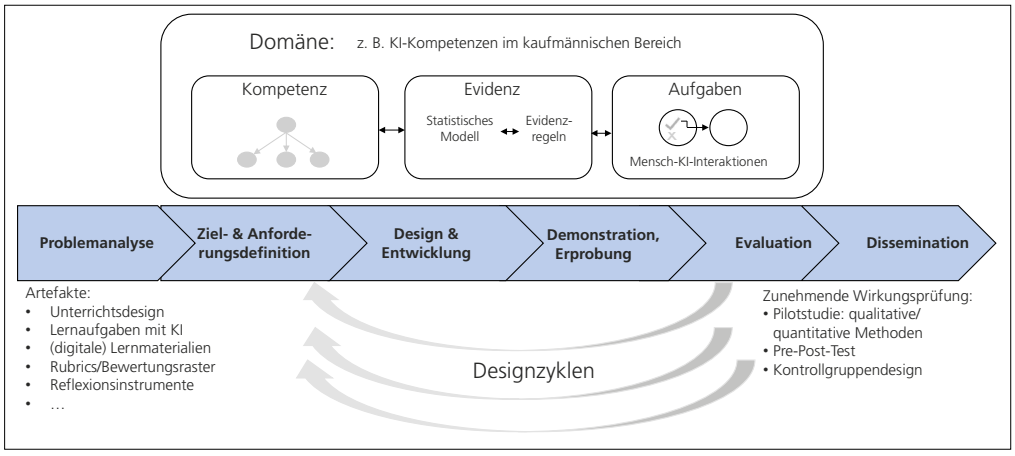
4.1 „Bildung für KI“ und „KI für Bildung“ als Gestaltungsdilemma

Gestaltung bewegt sich im Spannungsfeld von Bildung für KI und KI für Bildung. Lernende sollen KI kompetent und verantwortungsvoll nutzen, während KI-basierte Systeme zugleich Lernprozesse unterstützen sollen (vgl. Williamson/Eynon 2020).

4.2 Evidenzbasierte Gestaltung von KI-gestützten Lernsettings

Wirksame KI-Integration erfordert eine belastbare Evidenzbasis. Design-based Research (vgl. McKenney/Reeves 2018) bietet hierfür einen geeigneten Rahmen, da er iterative Entwicklung, Erprobung und Evaluation verbindet und schulische wie betriebliche Lernorte einbezieht. Zentrale Gestaltungsentscheidungen beziehen Kompetenzziele, Aufgabenformate und Formen der Leistungsüberprüfung systematisch aufeinander. Neben Wirksamkeits- und Prozessevidenz ist dabei designbasierte Evidenz relevant, da sie erklärt, unter welchen Bedingungen bestimmte Gestaltungsansätze lernwirksam sind. Abbildung 3 veranschaulicht diese Logik.

Abbildung 3: Evidenzbasierte Gestaltung KI-basierter Lerndesigns im Design-based-Research-Prozess



Quelle: eigene Darstellung in Anlehnung an Gau u. a. 2025

Ausgehend von konkreten Kompetenzzielen werden Aufgaben mit KI-Unterstützung sowie passende Formen der Leistungsüberprüfung entwickelt und in iterativen Designzyklen erprobt und angepasst. Das Modell unterstützt Lehrpersonen und Ausbildungsverantwortliche dabei, KI so einzusetzen, dass diese von den Lernenden fordert, aktiv mitzudenken, Entscheidungen zu begründen und Verantwortung zu übernehmen, statt KI lediglich zur Arbeitserleichterung zu nutzen.

4.3 Fazit zur Entwicklungslinie „Gestaltung“

Die Entwicklungslinie **„Gestalten“** macht deutlich, dass KI in der Berufsbildung nur dann lernwirksam eingesetzt werden kann, wenn Kompetenzziele, Aufgaben-, Feedback- und Assessmentdesign sowie KI-Nutzung kohärent aufeinander abgestimmt sind. Pädagogisches Potenzial entsteht nicht durch den Einsatz von KI als zusätzliches Werkzeug, sondern durch didaktische Arrangements, die die kognitive Aktivierung, Begründung und Reflexion in authentischen beruflichen Handlungssituationen fördern. Evidenzbasierte Ansätze wie Design-based Research unterstützen eine solche Gestaltung, indem sie iterative Entwicklungsprozesse ermöglichen und die Lernwirksamkeit konkreter Designentscheidungen nachvollziehbar machen.

Zugleich zeigt sich, dass didaktische Gestaltung allein nicht ausreicht. Lernwirksame KI-Integration erfordert Aufgaben, Feedbackformen und Leistungsbewertungen, die neben Ergebnissen auch Lernprozesse, Entscheidungsbegründungen und den reflektierten Umgang mit KI berücksichtigen. KI-gestützte Lernsettings sollten daher schrittweise entwickelt, erprobt und evidenzbasiert angepasst werden. Gestaltung ist damit eine notwendige, aber nicht hinreichende Voraussetzung für nachhaltige KI-Integration und verweist auf weiterführende systemische Fragen der Verantwortung, Datennutzung und Governance, die im folgenden Abschnitt im Mittelpunkt stehen.

5 Entwicklungslinie III: „Transformieren“ – System, Lernortkooperation und Professionen

Die dritte Entwicklungslinie „**Transformieren**“ richtet den Blick auf die systemische Ebene der Berufsbildung. Während Wahrnehmen und Gestalten zentrale Voraussetzungen für lernwirksame KI-Nutzung adressieren, entscheidet sich ihre nachhaltige Wirkung erst dort, wo institutionelle Arrangements, professionelle Rollen und Governance-Strukturen betroffen sind. KI-Integration wird damit zur Transformationsaufgabe auf Makroebene (vgl. hierzu auch die Use Cases in Seufert 2023).

5.1 Von AI Literacy zu AI Readiness als organisationale Transformationsvoraussetzung

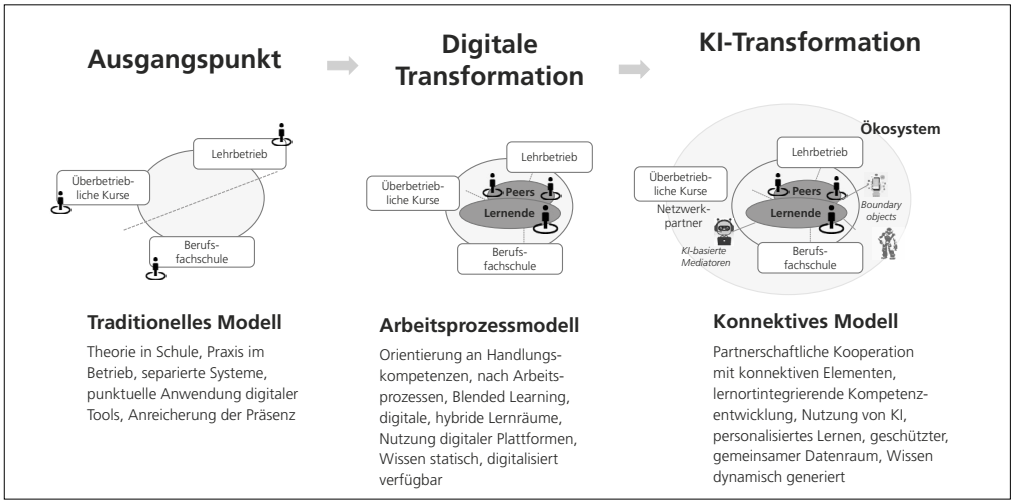
Eine zentrale Voraussetzung systemischer KI-Transformation ist die organisationale Entscheidungs- und Gestaltungsfähigkeit im Umgang mit KI. Hier setzt das Konzept der AI Readiness (vgl. Luckin u. a. 2022) an. Im Unterschied zu AI Literacy, die auf die individuellen Kompetenzen fokussiert, beschreibt AI Readiness die Fähigkeit von Bildungsorganisationen, KI strategisch, kontextualisiert und verantwortungsvoll einzusetzen.

Im Fokus stehen dabei weniger individuelle technische Kompetenzen als vielmehr organisationale Entscheidungs- und Steuerungskompetenzen: die Klärung von Zielsetzungen (Warum KI?), der passgenaue Einsatz in unterschiedlichen Lernorten und Kontexten (Wo und für wen?) sowie die Zuordnung von Verantwortung und Entscheidungshoheit (Wer entscheidet und ist rechenschaftspflichtig?). Diese Fragen verdeutlichen, dass KI nicht autonom agiert, sondern in menschliche Entscheidungs- und Verantwortungsstrukturen eingebettet wird. KI-Integration ist damit als Form von „Hybrid Intelligence" (Dellermann u. a. 2019, S. 637) zu verstehen, also als ein Zusammenspiel von menschlicher und künstlicher Intelligenz, in dem KI menschliche Entscheidungen unterstützt, während Urteilskraft, Verantwortung und Steuerung bei den beteiligten Akteuren und Organisationen verbleiben (vgl. Dellermann u. a. 2019). AI Readiness ergänzt die Wahrnehmung und Gestaltung daher um eine systemische Perspektive auf die Nachhaltigkeit, Legitimation und Steuerungsfähigkeit der KI-Integration.

5.2 Von digitaler zu KI-basierter Transformation der Lernortkooperation

Die Lernortkooperation bildet den strukturellen Kern der Berufsbildung. Klassische Modelle sind funktional verzahnt, bleiben jedoch organisatorisch und in ihren Wissensbezügen weitgehend getrennt und nur begrenzt auf gemeinsame Kompetenzentwicklung ausgerichtet. Die KI-basierte Transformation setzt hier tiefer an: KI-gestützte Unterstützungsformen, adaptive Lernpfade und gemeinsame Datenräume ermöglichen es, Kompetenzentwicklung lernortübergreifend sichtbar, anschlussfähig und koordinierbar zu machen. Dadurch kann die Koppelungsintensität zwischen den Lernorten erhöht und ein konnektives Verständnis von Lernortkooperation gestärkt werden, indem Lernorte ihre jeweiligen Beiträge systematisch auf gemeinsame Kompetenzziele beziehen und institutionell abgestimmt verantworten (vgl. Seufert/Guggemos 2021). Abbildung 4 verdeutlicht den Übergang zu einem konnektiven Modell der Berufsbildung, in dem Lernorte Verantwortung für gemeinsame Kompetenzziele übernehmen. Voraussetzung dafür sind institutionell abgesicherte Datenräume sowie klare Regelungen zu Zuständigkeiten und Nutzung von KI-Systemen (vgl. Seufert 2025).

Abbildung 4: Lernortkooperation: von der digitalen zur KI-Transformation



Quelle: Seufert 2025, S. 3

5.3 Professionsforschung und Kompetenzverschiebungen durch KI

Die KI-Transformation betrifft nicht nur Lernprozesse, sondern verändert auch die professionellen Rollen in der Berufsbildung. Befunde aus der Future-of-Work-Forschung zeigen (vgl. Shao u. a. 2025), dass KI weniger Tätigkeiten ersetzt als vielmehr Kompetenzprofile verschiebt: Routinisierte Aufgaben werden zunehmend automatisiert, während reflexive, kommunikative, diagnostische und koordinative Anforderungen an Bedeutung gewinnen.

Für die Berufsbildung hat dies mehrere Konsequenzen: Zum einen verändern sich die Kompetenzanforderungen an Lernende, da der reflektierte Umgang mit KI Bestandteil beruflicher Handlungskompetenz wird. Zum anderen wandeln sich die Rollen von Lehrpersonen und Ausbildenden: Sie agieren verstärkt als Lernbegleitende und Gestaltende von Lernumgebungen, in denen menschliche Urteilsfähigkeit im Zusammenspiel mit KI-Systemen zentral bleibt. Gleichzeitig verschärfen sich Spannungsfelder zwischen Standardisierung und Individualisierung, insbesondere im Kontext von Assessment und Zertifizierung.

Vor diesem Hintergrund gewinnt Professionsforschung an Bedeutung. Sie ermöglicht es, diese Kompetenzverschiebungen systematisch zu erfassen und für Aus- und Weiterbildung nutzbar zu machen. KI eröffnet hierfür neue empirische Zugänge, etwa durch die Analyse von Interaktions- und Prozessdaten, mit denen sich professionelle Praktiken und Mensch-KI-Interaktionen differenziert untersuchen lassen (vgl. Shao u. a. 2025).

5.4 Governance, Ethik und Bildungsdaten als Transformationsbedingung

Eine nachhaltige KI-Transformation in der Berufsbildung erfordert tragfähige Governance-Strukturen, die unterschiedliche Nutzungskontexte von KI differenzieren und verantwortungsvoll aufeinander beziehen. KI-gestützte Lern- und Ausbildungskontexte eröffnen Potenziale für Qualitätsentwicklung und Erkenntnisgewinn, werfen zugleich jedoch Fragen

zu Datenschutz, Fairness, Transparenz und Verantwortung auf. Governance ist daher nicht nur regulativ, sondern als strukturierende Ermöglichungsbedingung zu verstehen.

Ein geeigneter Referenzrahmen für KI-Governance unterscheidet den KI-Einsatz nach Zweck und Nutzungskontext, Phasen im Lebenszyklus sowie Risikoprofil. Diese Differenzierung erlaubt eine proportionale Ausgestaltung von Governance-Anforderungen und verhindert, dass niedrig-riskante pädagogische Innovationsprozesse mit Maßstäben für hochriskante oder systemkritische Anwendungen bewertet werden. Zugleich schafft sie eine gemeinsame Orientierung für Bildungsorganisationen und Entscheidungsgremien.

Innerhalb dieses Rahmens lassen sich Bildung für KI und KI für Bildung klar verorten und verbinden. Bildung für KI zielt auf den verantwortungsvollen Umgang mit KI in Lern- und Ausbildungskontexten, einschließlich des Aufbaus von AI Literacy und der reflexiven Analyse von Mensch-KI-Interaktionen, etwa anhand von Interaktions- und Prozessdaten. Diese Nutzungskontexte sind meist explorativ und mit niedrigen bis moderaten Risiken verbunden. KI für Bildung bezieht sich dagegen auf die Entwicklung, Anpassung und Evaluation von KI-Systemen für Bildungszwecke und erfordert aufgrund höherer Systemnähe klarere Zuständigkeiten und Governance-Anforderungen.

Die Verbindung beider Perspektiven lässt sich u. a. über komplementäre Erprobungsräume („Sandboxes“) realisieren. Pädagogische Sandboxes unterstützen Bildung für KI, technologische Sandboxes adressieren KI für Bildung, indem sie die kontrollierte Entwicklung und Evaluation von KI-Systemen ermöglichen. In dieser Kombination wird Governance zur Voraussetzung verantwortungsvoller KI-Integration. Ein lernförderlich gestalteter Bildungsdatenraum unterstützt evidenzbasierte Steuerung, sofern Daten primär für Reflexion und Qualitätsentwicklung genutzt werden. Transparenz, Datenschutz und Fairness sind dabei integrale Bestandteile einer mehrstufigen KI-Governance in der Berufsbildung.

5.5 Fazit zur Entwicklungslinie „Transformieren“

Die Entwicklungslinie „Transformieren“ verdeutlicht, dass sich die nachhaltige Wirkung von KI in der Berufsbildung nicht auf der Ebene einzelner Lernarrangements entscheidet. Sie hängt vielmehr von systemischen Rahmenbedingungen ab, insbesondere von institutionellen Arrangements, professionellen Zuständigkeiten und auf Governance bezogenen Regelungen. Transformieren bedeutet daher, KI nicht nur zu regulieren, sondern sie gezielt als Ermöglicher lernender Organisationen zu nutzen.

Für die Praxis der Berufsbildung folgt daraus, dass AI Readiness als organisationale Entwicklungsaufgabe zu verankern ist, die pädagogische, organisationale und auf Governance bezogene Dimensionen umfasst. Lernortkooperation ist systemisch weiterzuentwickeln, sodass KI-gestützte Unterstützungsformen und gemeinsame Datenräume lernortübergreifende Kompetenzbezüge ermöglichen, die durch abgestimmte Zuständigkeiten und institutionell gesicherte Kooperationsformen getragen werden. Zugleich erfordert die KI-Transformation eine Weiterentwicklung professioneller Rollen, da Lehrpersonen und Ausbilder/-innen verstärkt als Lernbegleiter/-innen, Diagnostiker/-innen und Koordinatorinnen bzw. Koordinatoren im Mensch-KI-Gefüge agieren. Bildungsdaten sind dabei verantwortungsvoll zu gestalten und primär für Qualitätsentwicklung und Reflexion zu nutzen, nicht als Kontrollinstrument. Voraussetzung für all dies sind klare, zugleich lernfähige Governance-Struk-

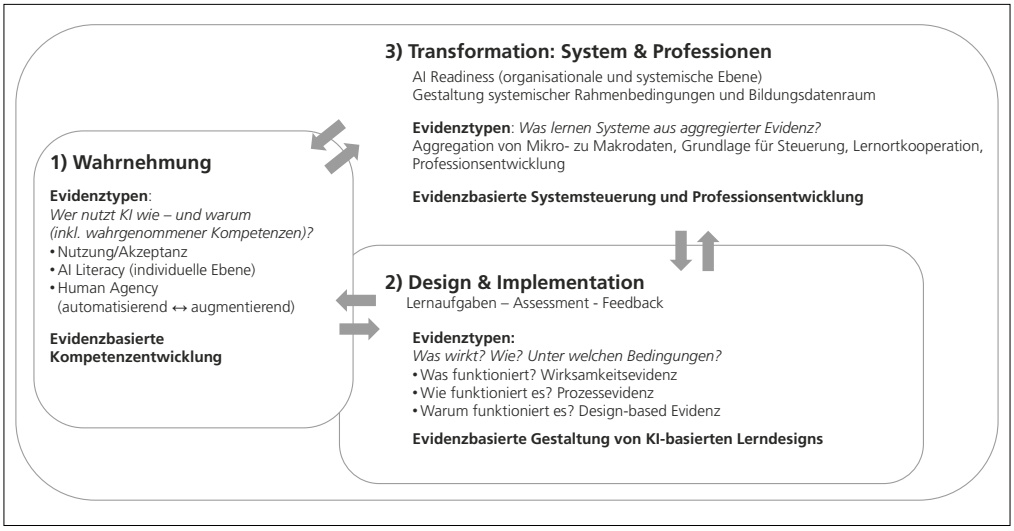
turen, die Innovation ermöglichen, Verantwortlichkeiten klären und eine langfristige Systementwicklung unterstützen.

6 Zusammenfassung und Ausblick: von Wahrnehmung zu Wirkung

Der Beitrag systematisiert den Einsatz von KI in der Berufsbildung entlang drei miteinander verschränkter Entwicklungslinien: Wahrnehmen, Gestalten und Transformieren. KI-Integration wird damit nicht als isolierte technologische Innovation verstanden, sondern als rekursiver Entwicklungsprozess, in dem individuelle Wahrnehmungen, didaktische Gestaltung und systemische Rahmenbedingungen ineinandergreifen.

Diese Perspektive wird in Abbildung 5 zu einem integrierten Orientierungsrahmen verdichtet. Die Darstellung verdeutlicht, wie Wahrnehmungs- und Nutzungsdaten individuelle Kompetenzentwicklung unterstützen, durch didaktische Designentscheidungen in Lernsettings übersetzt werden und auf der Systemebene in Steuerungs-, Governance- und Professionswissen einfließen. Die Rückkopplungsschleifen machen sichtbar, dass Veränderungen auf einer Ebene einen Einfluss haben auf die anderen Ebenen.

Abbildung 5: KI in der Berufsbildung mit drei Entwicklungslinien



Quelle: eigene Darstellung

Der entwickelte Orientierungsrahmen eröffnet Perspektiven für die weitere Arbeit mit KI in der Berufsbildung. Für die Forschung ergibt sich die Aufgabe, die rekursiven Zusammenhänge zwischen Wahrnehmung, Gestaltung und Systemsteuerung stärker längsschnittlich und designbasiert zu untersuchen, insbesondere im Zusammenspiel von Interaktionsdaten, Kompetenzentwicklung und Governance. Für die Praxis bedeutet dies, KI nicht als punktuel-

le Innovation, sondern als infrastrukturelle Ressource für lernortübergreifende Kompetenzentwicklung zu verstehen. Entscheidend für die Wirksamkeit von KI in der Berufsbildung ist nicht alleine ihre technologische Leistungsfähigkeit, sondern die kohärente Verbindung von Wahrnehmung, Gestaltung und systemischer Transformation.

Literatur

Celik, Ibrahim: Towards Intelligent-TPACK: An empirical study on teachers' professional knowledge to ethically integrate AI-based tools into education. In: Computers in Human Behavior (2023) 138, 10746, S. 1–12. DOI: **https://doi.org/10.1016/j.chb.2022.107468**

Dellermann, Dominik; Ebel, Philipp; Söllner, Matthias; Leimeister, Jan Marco: Hybrid Intelligence. In: Business & Information Systems Engineering 61 (2019) 5, S. 637–643. DOI: **https://doi.org/10.1007/s12599-019-00595-2**

Gau, Michael; Kretzer, Florian; Maedche, Alexander; Brocke, Jan vom: AI-based design science research: An exploratory framework for leveraging artificial intelligence in design science research. In: Brocke, Jan vom; Maedche, Alexander (Hrsg.): Local solutions for global challenges: 20th International Conference on Design Science Research in Information Systems and Technology (DESRIST). 2025, S. 18–31. DOI: **https://doi.org/10.1007/978-3-031-93976-1_2**

Luckin, Rose; Cukurova, Mutlu; Kent, Carmel; Du Boulay, Benedict: Empowering educators to be AI-ready. In: Computers and Education: Artificial Intelligence (2022) 3, 100076, S. 1–11. DOI: **https://doi.org/10.1016/j.caeai.2022.100076**

McKenney, Susan; Reeves, Thomas: Conducting educational design research. 2. Aufl. London 2018. DOI: **https://doi.org/10.4324/9781315105642**

Ng, Davy Tsz Kit; Wu, Wenjie; Leung, Jac Ka Lok; Chiu, Thomas Kin Fung; Chu, Samuel Kai Wah: Design and validation of the AI literacy questionnaire: The affective, behavioural, cognitive and ethical approach. In: British Journal of Educational Technology (2024) 55, S. 1082–1104. DOI: **https://doi.org/10.1111/bjet.13411**

OECD – Organisation for Economic Co-operation and Development (Hrsg.): Empowering learners for the age of AI: An AI Literacy Framework for Primary and Secondary Education (2025), OECD Review Draft. URL: **https://ailiteracyframework.org/wp-content/uploads/2025/05/AILit-Framework_ReviewDraft.pdf** (Stand: 07.01.2026)

Seufert, Sabine: Innovationslogiken in der Berufsbildung: Von der digitalen zur KI-Transformation. In: bwp@ Berufs- und Wirtschaftspädagogik – online (2025) 49, S. 1–17. URL: **https://www.bwpat.de/ausgabe49/seufert_bwpat49.pdf** (Stand: 07.01.2026)

Seufert, Sabine: KI-basierte Anwendungsfälle für die Lernortkooperation. In: Zeitschrift für Berufs- und Wirtschaftspädagogik 119 (2023) 2, S. 208–235. DOI: **https://doi.org/10.25162/zbw-2023-0009**

Seufert, Sabine; Guggemos, Josef: Neue Formen der Lernortkooperation mithilfe Künstlicher Intelligenz. In: Seufert, Sabine; Guggemos, Josef; Ifenthaler, Dirk; Ertl, Hubert; Seifried, Jürgen (Hrsg.): Künstliche Intelligenz in der beruflichen Bildung. Zukunft der Arbeit mit intelligenten Maschinen?! Zeitschrift für Berufs- und Wirtschaftspädagogik – Beihefte (2021) 31, S. 184–214. DOI: **https://doi.org/10.25162/9783515130752**

Shao, Yijia; Zope, Humishka; Jiang, Yucheng; Pei, Jiaxin; Nguyen, David; Brynjolfsson, Erik; Yang, Diyi: Future of Work with AI Agents: Auditing Automation and Augmentation Potential across the U.S. Workforce. arXiv:2506.06576 (2025). DOI: **https://doi.org/10.48550/arXiv.2506.06576**

Venkatesh, Viswanath; Morris, Michael Gordon; Davis, Gordon Brent; Davis, Fred Davis: User Acceptance of Information Technology: Toward A Unified View. In: MIS Quarterly 27 (2003) 3, S. 425–478. DOI: **https://doi.org/10.2307/30036540**

Williamson, Ben; Eynon, Rebecca: Historical threads, missing links, and future directions in AI in education. In: Learning, Media and Technology 45 (2020) 3, S. 223–235. DOI: **https://doi.org/10.1080/17439884.2020.1798995**

Die Autorin

Prof. Dr. Sabine Seufert
Institut für Bildungsmanagement und Bildungstechnologien,
Universität St. Gallen (IBB-HSG)
sabine.seufert@unisg.ch
https://orcid.org/0000-0002-3807-6460

Prof. Dr. Sabine Seufert ist Professorin für Wirtschaftspädagogik und Direktorin des Instituts für Bildungsmanagement und Bildungstechnologien (IBB) an der Universität St. Gallen. Ihr Forschungsschwerpunkt liegt im Bereich Implikationen der KI für die Berufsbildung und KI-basiertes Lernen und Lehren.

Alexander Lammers, Felix Lukowski

Your AI Trainer: Generative AI Dashboards for Vocational Education and Training[1]

1 Skills Shortages, Apprenticeship Training, and New Opportunities for AI-assisted Learning

Germany faces substantial labour shortages (cf. Groiss/Sondermann 2025), which is largely driven by demographic change, in particular workforce ageing and the retirement of large cohorts.[2] As the share of young people gaining a vocational education and training (VET) certificate decreases while the share of people gaining higher school level certificates and academic education increases, these labour shortages are particularly pronounced in the medium skills level (cf. Vandeplas/Thum-Thysen 2019). During times of labour shortages, firms rely more heavily on their existing workforce. Training apprentices is one potential strategy for meeting future skills needs (cf. Langen 2025). However, evidence from Germany indicates that both the number and the share of firms offering apprenticeships has been declining in recent years (cf. Mohr 2025b), which complicates relying on apprenticeship training alone to close gaps in future skills. This decrease differs especially by firm size and is strongest in small firms with up to nine employees. At the same time, small firms face the biggest problems when filling VET positions: 55% of the firms with up to 9 employees do not succeed in finding suitable applicants for VET positions (cf. Mohr 2025a). In consequence, they lower their hiring standards and recruit applicants with lower school-leaving certificates (cf. Friedrich 2025). However, almost 30% of all VET training contracts end prematurely (cf. Uhly 2025). A crucial risk factor for permanent dropout is apprentices lacking important competencies, such as low mathematical ability (cf. Holtmann/Solga 2023).

Generative AI offers the potential to mitigate skills shortages by enabling learning solutions tailored to individual needs (cf. Ayeni et al. 2024; Ezzaim et al. 2025; Franceschelli/Musolesi 2024). Heterogeneous skill levels among applicants are particularly relevant in VET, where some entrants lack competencies required to start and successfully complete an apprenticeship. Individualised learning approaches can help address these differences and reduce dropout risks. AI-assisted learning dashboards provide one promising approach. By continuously analysing learners' progress and interaction patterns, such systems can adapt learning content, difficulty levels, and pacing to the individual apprentice. For example, an apprentice struggling with basic technical calculations could receive additional practice tasks

1 Acknowledgements: We are grateful to the editors for the opportunity to publish our work in this volume and for their insightful comments on our initial draft. Special thanks to Kathrin Weis for her valuable contributions and input at various stages of this article. Her feedback has greatly enhanced the manuscript, improving its overall quality.

2 We acknowledge the use of ChatGPT (OpenAI) and Claude (Anthropic) in January 2026 for language editing and refinement.

and step-by-step explanations, while more advanced learners could be offered more complex problem-solving exercises or realistic workplace simulations. To sustain motivation and engagement, gamification elements can be integrated into AI-assisted learning dashboards. For instance, apprentices may earn achievement badges for mastering specific skills, collect points for completing learning modules, or track their progress through visual competence maps (cf. Bennani/Maalel/Ben Ghezala 2022). Such features can encourage continuous learning while making progress more visible to both apprentices and trainers.

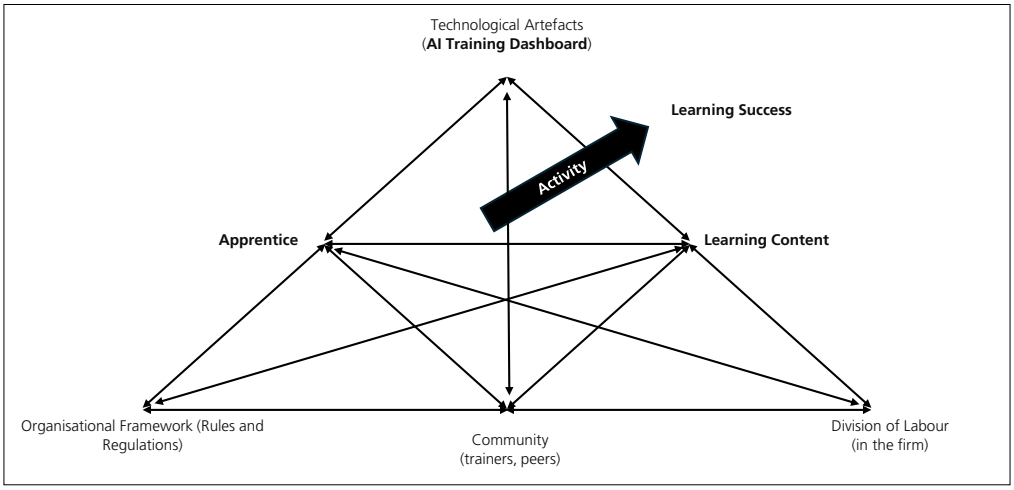
This article makes two key contributions to the ongoing discourse on the use of generative AI in vocational education and training (VET). First, it applies and adapts activity theory to the context of firm-based learning, highlighting the embeddedness of learning processes within a multi-actor socio-technical system. Second, it translates this theoretical perspective on human-computer interaction into practice by developing a prototype of an AI-assisted training dashboard for apprentices, thereby demonstrating how generative AI can be leveraged to enhance workplace learning outcomes.

The article is structured as follows: it first outlines the theoretical framework of AI-supported learning, then presents the prototype dashboard as an illustrative application, and finally discusses key considerations for the implementation and evaluation of AI-assisted training systems in organisational contexts.

2 Perspectives from Activity Theory and Human Computer Interaction

According to activity theory (cf. Engeström 1987; 2014), learning is a collective activity embedded in socio-technical contexts in which technological artefacts affect learning processes. Figure 1 depicts an activity system, with arrows indicating the interrelations between its constituent elements.

Figure 1: Activity Theory in a training firm context

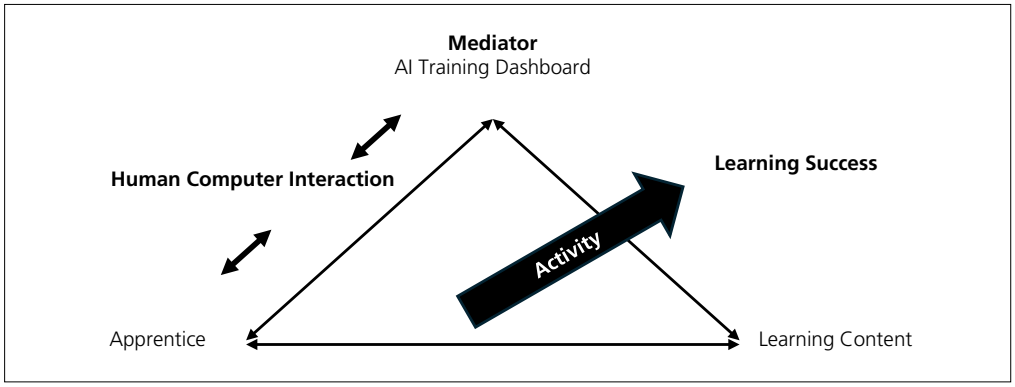


Source: own representation based on Engeström 1987

Following this theoretical approach, learning activity is not a single action carried out by an individual but a joint activity involving multiple actors. In this constellation, the apprentice is embedded in an institutional setting shaped by the organisational framework of the training firm, including its rules, norms, and regulations. Learning is facilitated through the provision of learning materials, structured tasks, and practical examples, as well as through opportunities for questions, feedback, and discussion. VET trainers play a central role in organising and supporting these learning processes and fulfil an important intermediary function by balancing management interests (e.g. productivity requirements and standardisation pressures) with expectations of apprentices (cf. Nicklich/Blank/Pfeiffer 2025; Bahl 2019). Yet, viewing training as the responsibility of an individual trainer alone overlooks the collective and organisational nature of apprenticeship training. In practice, multiple employees are involved, and institutional arrangements on the level of the firm substantially shape learning experiences (cf. Bahl 2019). Also, peer effects may play a role in learning and VET success, as effects of the reference-group with respect to occupational status and achievement influence satisfaction and motivation of the apprentices (cf. Theuer 2025). Within the internal division of labour, the allocation of tasks links work activities to learning content and skills development, and empirical evidence suggests that training processes emphasising task variety and problem-solving are associated with improved training outcomes, particularly in terms of skills development and successful completion of training (cf. Burén/Schweri 2024).

Drawing on an activity theory approach to human-computer interaction, technological artefacts are understood not merely as tools but as mediators that actively shape learning activities (cf. Bertelsen/Bødker 2003). Figure 2 conceptualises the AI-assisted training dashboard as a mediator between the subject (the apprentice) and the object (the learning content).

Figure 2: Human Computer Interaction within the activity theory framework



Source: own representation based on Bertelsen/Bødker 2003

Rather than merely delivering instructional material, the AI-assisted training dashboard structures how apprentices engage with learning content by dynamically adapting tasks, feedback, and explanations to individual learning trajectories. Embedded within collective training arrangements involving multiple actors, the organisational framework and a firm's

division of labour, the dashboard functions as a mediating artefact within ongoing learning activities rather than as an isolated instructional tool. In this role, it becomes an integral part of the learning activity itself, shaping apprentices' learning processes within the firm-based training context. For example, imagine a manufacturing firm where apprentices rotate between different departments such as assembly, quality control, and logistics as part of their vocational training. The AI-assisted dashboard can track the apprentice's progress in each area and identify specific competencies that need improvement, such as mathematical skills in quality control or technical vocabulary in assembly. Trainers from each department can input feedback and set targeted tasks, while the dashboard adapts learning materials and tests to the current needs of the apprentice. Moreover, the apprentice can use the dashboard to ask questions and receive instant, context-sensitive explanations, and even compare their progress with peers in other departments. In this way, the dashboard does not simply deliver content but actively mediates the collective learning process by facilitating communication between trainers, providing tailored resources, and fostering peer learning within the firm's organisational structure.

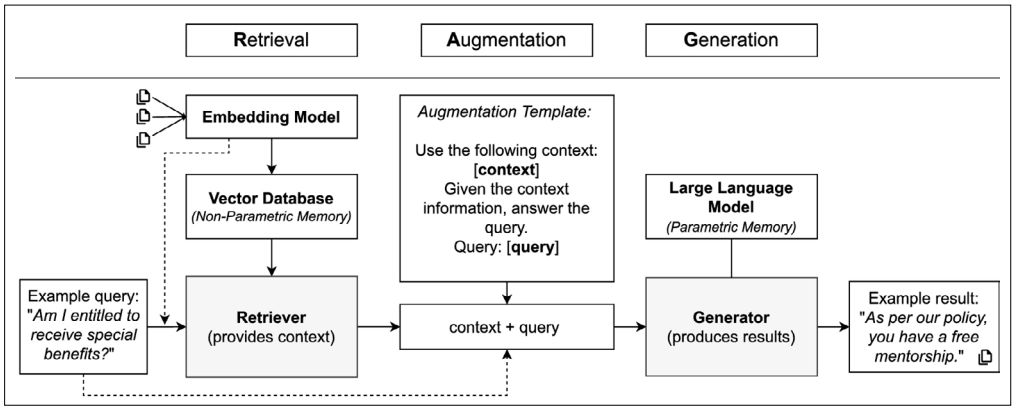
3 Your AI Trainer – An Interactive, AI-assisted Training Dashboard

3.1 Overview of Technical Features

We developed a prototype of an AI-assisted training dashboard based on Large Language Models (LLMs) to demonstrate how firms may use such systems to enhance apprenticeship training. The dashboard allows firms to upload their own training materials. These materials form a curated knowledge base for learning activities. Apprentices can adjust the preparation of learning content; for example, they can select the language style, modify the level of detail, or change the presentation format. The dashboard's aim is to create tailored knowledge dissemination, particularly by avoiding external, unverified sources to consistently reduce hallucinations – false or invented information generated by AI. Technically, the dashboard is based on a multi-layered architecture. First, the uploaded documents undergo thorough data preprocessing, which includes text normalisation, segmentation into meaningful sections, and semantic annotation. These steps are essential to optimally prepare the content for automated processing. Subsequently, the text segments are transformed into high-dimensional vector representations using modern embedding methods. These vectors are stored in a specialised vector database that enables fast and precise similarity searches.

The dashboard uses a concept named Retrieval Augmented Generation (RAG) (Figure 3, cf. (Klesel/Wittmann 2025). RAG is a hybrid framework that dynamically grounds generative AI outputs in external, domain-specific knowledge bases without requiring retraining the model.

Figure 3: Proposed RAG architecture



Source: Klesel/Wittmann 2025, p. 554, licensed under CC BY 4.0

The process follows a sequential three-step pipeline:

1. **Retrieval**: The system executes a semantic search across a vectorised knowledge base to identify relevant textual chunks upon receiving a user query. It is like having a huge library of documents, all converted into a format the computer can easily search. When the apprentice asks a question, the system quickly scans this library to find the most relevant pieces of information, similar to looking for the right chapter in a book.
2. **Augmentation**: The retrieved documents are integrated into the prompt context, effectively instructing the model to utilise this specific evidence rather than relying solely on its pre-trained parametric memory. The computer then takes the bits it found and places them in front of the AI, making sure it uses these specific pieces of information when forming an answer.
3. **Generation**: The LLM synthesises a response derived strictly from the augmented context, ensuring that answers are factually accurate, traceable to specific sources, and aligned with organisational data.

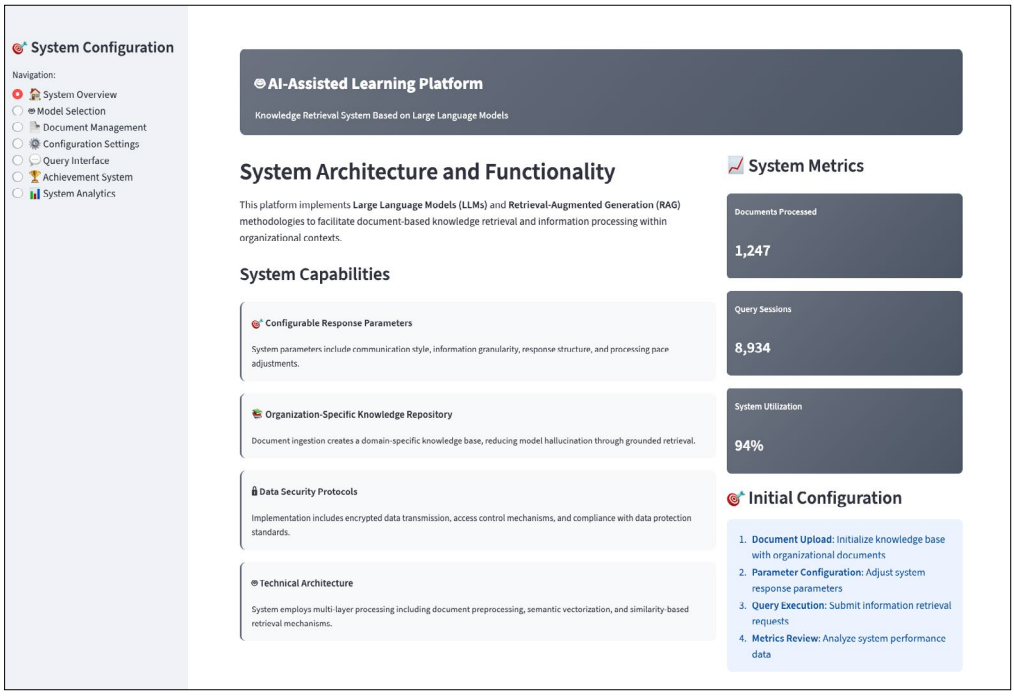
The model thus produces evidence-based outputs, minimising the risk of unsubstantiated or fabricated statements. Integrated mechanisms further exclude unverifiable information or flag it to indicate uncertainty. In short, this model always checks its facts and avoids making things up. If it cannot verify some information, it either leaves it out or marks it to indicate uncertainty.

3.2 Visual Representation of Features

The dashboard's objective is to offer an interface that allows apprentices to directly input their preferences and thereby adjust the prompt parameters for the LLM. For instance, the style of addressing the user, the desired level of detail of the learning material, or the format (explanation, bullet points, examples) can be configured using sliders. This dynamic control may increase user satisfaction and promotes an individualised learning experience.

The dashboard integrates a central management interface that operationalises the RAG pipeline through three distinct functional layers (Figure 4), which can be interpreted as elements of a socio-technical activity system. Within this system, VET trainers assume a key mediating role by configuring, monitoring, and adapting the system in line with both organisational requirements (e.g. data security, norms and standards) and pedagogical objectives. The System Capabilities module (left) governs the core processing logic, enabling trainers to define response parameters (e.g. style, granularity) and curate the organisation-specific knowledge repository, thereby shaping the mediating artefacts through which apprentices engage with learning content. The System Metrics panel (right) supports operational stability by providing real-time telemetry on knowledge base scale ("Documents Processed") and computational load ("System Utilization"), enabling trainers to oversee system performance and align technical functioning with training processes.

Figure 4: AI-assisted Learning Dashboard – System Overview Pane



Source: own representation

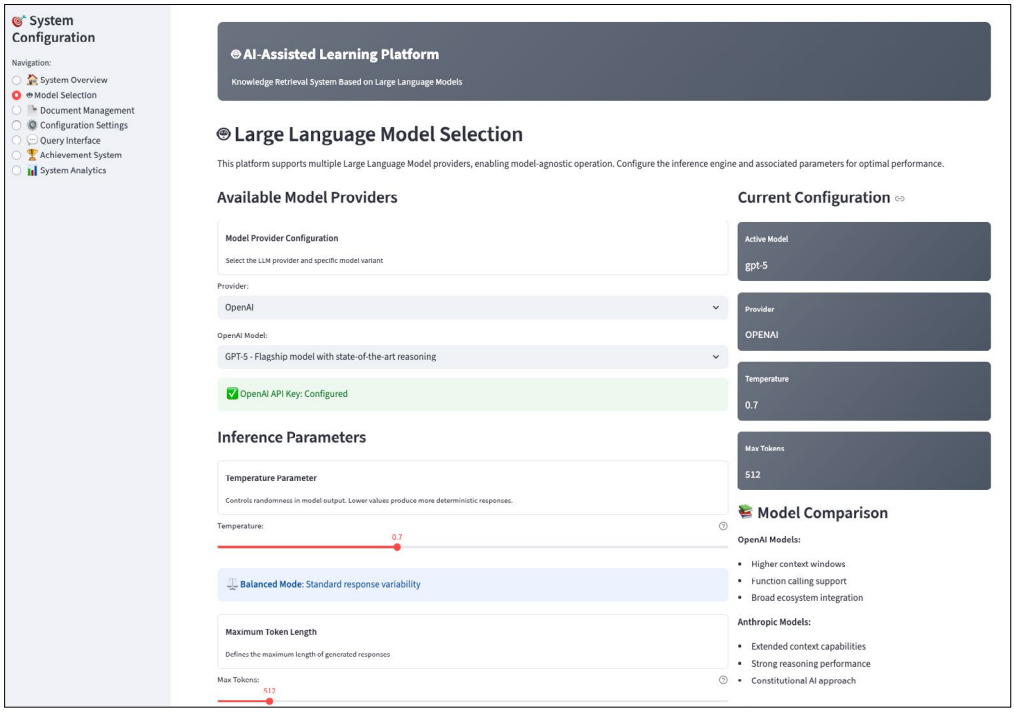
The dashboard is designed to be flexible. It enables VET trainers to choose between different AI systems according to their training needs (model-agnostic inference layer; LLM providers such as OpenAI, Anthropic, or Mistral AI). For example, trainers may select a suitable model to explain basic concepts or to support more complex problem-solving tasks. The Provider Configuration panel (top left) is used to set up and manage access to these systems (API authentication and model versioning), while the settings below allow trainers to adjust how the

AI responds – for instance, whether answers should be more precise or more exploratory, and how detailed they should be (inference parameters such as temperature and maximum token length).

In practice, this enables trainers to adapt the system to different learning situations: more structured and concise responses can be used for standardised training content, while more open and detailed answers can support individual learning and reflection. The Current Configuration panel (right) provides an overview of the selected settings and helps trainers understand how different configurations may influence the quality and style of responses (real-time feedback on active model settings and comparison of model capabilities, e.g. context window and reasoning performance).

Overall, the dashboard supports trainers in their role as facilitators of learning by giving them control over how AI-generated content is tailored to learning needs of apprentices.

Figure 5: AI-assisted Learning Dashboard – Model Selection Pane



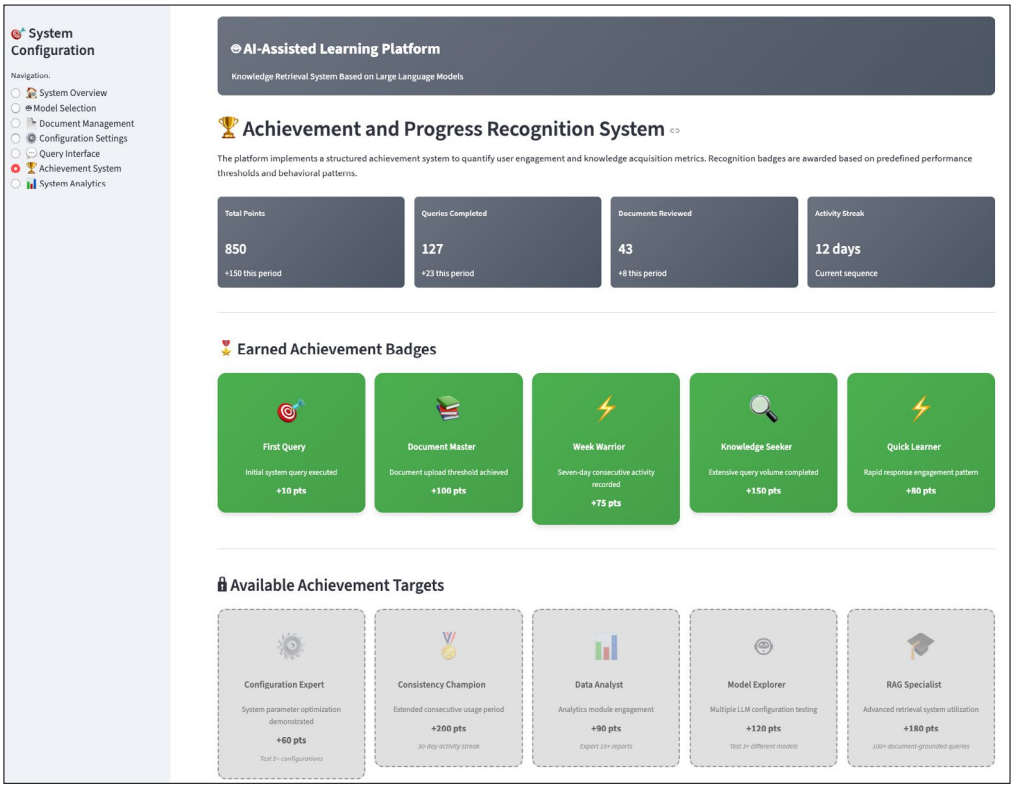
Source: own representation

The dashboard integrates a structured achievement and progress recognition subsystem (Figure 6) designed to support sustained engagement and continuous learning within the AI-assisted training environment. This module uses gamification elements to make learning progress visible and motivating, transforming passive information use into a more active and trackable process. It comprises two main components: Continuous Engagement Metrics,

which reflect ongoing learning activity, and Threshold-Based Achievement Markers, such as points or badges that signal the attainment of specific milestones.

In addition, the system enables comparison with peers, allowing apprentices to situate their progress relative to others. Such comparative feedback can foster motivation but also requires careful interpretation. VET trainers therefore play a crucial role in contextualising performance indicators, mitigating potential demotivation or unhealthy competition, and maintaining peer comparisons as a support for rather than a distortion of learning processes. By visualising progress and achievements, the system seeks to link external incentives (e.g. points and badges) to learning outcomes (e.g. knowledge acquisition and skills development). Trainers act as key mediators in this process. They integrate these indicators into pedagogical practice and align them with organisational training objectives as well as the individual learning needs of apprentices.

Figure 6: AI-assisted Learning Dashboard – Gamification System



Source: own representation

3.3 Benefits of this Dashboard

The integration of proprietary firm knowledge with Large Language Model (LLM) technology provides the basis for a learning dashboard that can support apprenticeship training. From

the perspective of activity theory, the dashboard can be conceptualised as a mediating artefact that shapes how apprentices engage with learning tasks, workplace knowledge, and training objectives. It does not replace human instruction; rather, it structures the interaction between the apprentice, the learning task or occupational problem, and the broader activity system, including rules, division of labour, and the training environment. Within this framework, VET trainers remain central actors. They guide learning processes, interpret workplace requirements, contextualise AI-generated information, and ensure that the system is used in pedagogically appropriate ways. The dashboard can support trainers by structuring complex work-related problems into step-by-step explanations and by adjusting learning content to the apprentice's current level of understanding and pace.

Avoidance of AI Hallucinations

A central advantage of the proposed approach is the reduction of AI hallucinations, which pose a significant threat to learning accuracy when systems generate plausible but incorrect information. This risk can be reduced using controlled learning environments in which firms upload verified and authoritative training materials, guaranteeing the quality and reliability of the content provided and strengthening the credibility of the AI system.

By integrating the AI-assisted learning dashboard with a curated repository of firm-specific documents, the system minimises reliance on generic or publicly available data, which are more prone to inaccuracies. The dashboard's design mandates that only validated materials are used as the primary knowledge source, anchoring AI responses in factual, contextually-relevant content.

Furthermore, the system employs a real-time monitoring mechanism that detects when the knowledge base is not properly initialised, when e.g. the document repository is empty. In these cases, the dashboard automatically switches to a general knowledge mode, alerting users to potential limitations in the AI's grounding. This transparent approach allows users to distinguish between responses based on authoritative firm data and those generated from standard language model inference, thereby reducing the risk of unintentional misinformation.

The configuration validation module ensures consistent application of output parameters (e.g., granularity and structure), supporting accurate and reliable content. By reducing AI hallucinations, the dashboard safeguards learning outcomes, reinforces training integrity, and enables organisations to confidently deploy AI for skills development and knowledge transfer.

Data Confidentiality

Firm documents may contain confidential information; therefore, security and data protection are critical. Data flows are fully encrypted, access rights strictly controlled, and stored data managed in line with applicable standards. Authentication and role-based permissions limit access to authorised users, reducing the risk of data leaks. Audit trails and compliance checks further ensure accountability and traceability.

The dashboard can be deployed for offline or local operation when used with open-weight models, directly addressing data security concerns and guaranteeing that sensitive firm-spe-

cific knowledge remains protected within the organisation. By not relying on external or cloud-based servers, the dashboard effectively eliminates exposure to internet-based threats, making it especially suitable for firms with heightened confidentiality requirements or those operating under strict regulatory environments. This comprehensive security approach not only safeguards intellectual property but also builds trust among users and stakeholders by demonstrating commitment to data privacy and protection.

Model-agnosticism

The system is model-agnostic, allowing firms to choose among different large language models and to evaluate which model best suits their specific operational requirements and training needs. This flexibility enables organisations to adapt the dashboard to their preferred AI technology, whether it be open-source models, proprietary solutions, or those tailored for industry contexts. By not being tied to a single AI provider, firms can respond quickly to technological advancements, regulatory changes, or shifts in business priorities.

Moreover, model-agnosticism supports the integration of custom models, which ensures that training content remains closely aligned with organisational goals and learner profiles. While these design choices offer clear advantages, further research is required to assess their effectiveness in addressing the broader range of challenges associated with AI-enhanced learning systems, such as maintaining consistent quality across models, robust security standards, and guaranteeing seamless interoperability within diverse IT environments.

3.4 Limitations of AI-assisted Training Dashboards

Despite these benefits, significant challenges remain in maintaining the effectiveness of AI-assisted learning dashboards. From an activity-theory perspective, learning outcomes arise not from the mere provision of tools but from the interaction between subjects (apprentices), mediating artefacts (the dashboard), the organisational framework, the community, the division of labour, and the training content (object). A key limitation is sustaining apprentices' motivation over time, as AI systems struggle to replicate the emotional, social, and situational cues provided by human instructors and peers. Further concerns include inefficient learning practices, with learners tending to engage primarily with familiar content rather than extending their competencies.

Beyond these pedagogical challenges, significant implementation barriers must be considered. The development, integration, and maintenance of AI-assisted dashboards are associated with high financial and organisational costs, particularly when firm-specific knowledge bases, secure infrastructures, and customised interfaces are required. Moreover, the effective use of such systems presupposes substantial competence development among VET trainers who must acquire not only basic digital skills but also a deeper understanding of AI systems, their limitations, and their pedagogical integration. In terms of activity-theory, this implies a reconfiguration of the division of labour, as trainers take on new roles as facilitators, interpreters, and critical evaluators of AI-generated content. Without this expertise, there is a risk that the system is either underutilised or used in pedagogically suboptimal ways.

Importantly, the technical quality of an AI system alone does not guarantee learning success. Motivation and the active involvement of training personnel remain decisive factors.

Consequently, AI-assisted dashboards should not be treated as stand-alone solutions but must be deliberately embedded into the broader learning system – complemented by social interaction, professional guidance, and organisational integration – in order to unfold their full educational potential.

4 Implications and Future Directions of Research

This paper has demonstrated how an AI-assisted dashboard can enhance workplace learning, offering tangible opportunities for its integration within vocational education and training (VET) practice. By conceptualising the dashboard as a mediating artefact within an activity system – connecting apprentices, trainers, organisational rules, and the division of labour – it becomes evident that successful learning outcomes are the result of the dynamic interaction between technological, social, and institutional elements, rather than being solely dependent on technical solutions.

The dashboard presented here marks an initial exploratory step, establishing a solid basis for future empirical investigation. Implementation studies and randomised controlled trials (RCTs) are recommended to rigorously assess its impact on learning outcomes. Such studies could involve assigning apprentices to treatment and control groups, with learning achievements measured both before and after the intervention, thereby enabling causal inference regarding the effectiveness of specific dashboard designs. To uphold ethical standards and promote fairness in educational environments, it is crucial that, after the experimental phase, all apprentices are provided access to the same dashboard and its features.

Beyond its academic contribution, the dashboard is highly relevant from a training policy perspective, particularly in the context of ongoing debates on digitalisation, quality assurance, and innovation in VET. However, its broader diffusion – especially among small and medium-sized enterprises (SMEs) – is likely to depend on the establishment of inter-organisational training networks that enable firms to share implementation costs, infrastructure, and expertise. Such collaborative arrangements can lower entry barriers and facilitate the collective development and maintenance of AI-supported learning dashboards.

At the same time, maintaining control over sensitive firm data remains a central prerequisite for its adoption. This highlights the importance of data sovereignty and the development of European-based AI solutions and infrastructures that comply with strict data protection standards and reduce dependence on external providers. Ensuring that organisational knowledge remains securely embedded within the firm or trusted networks is critical for building trust and long-term usability.

From a policy perspective, targeted support measures are required to enable firms to effectively implement and use such dashboards. This includes funding schemes, shared platforms, and, crucially, programmes for training VET personnel, as trainers must develop the competencies needed to integrate AI tools pedagogically into learning processes at the workplace. In terms of activity theory, this entails a transformation of the division of labour and the strengthening of the roles of trainers as facilitators and mediators of AI-supported learning.

Finally, future research should explore the potential of fine-tuning AI models to further adapt training content to specific organisational contexts and learner needs, thereby enhan-

cing the flexibility and effectiveness of AI-assisted dashboards. Overall, the perspective of activity theory underscores that AI-based learning systems will only realise their full potential when embedded in collaborative, well-supported, and institutionally-aligned training ecosystems.

References

Ayeni, Oyebola O.; Al Hamad, Nancy M.; Chisom, Onyebuchi N.; Osawaru, Blessing; Adewusi, Ololade E.: AI in education: A review of personalized learning and educational technology. In: GSC Advanced Research and Reviews 18 (2024) 2, pp. 261–271

Bahl, Anke: Workplace Training as a Social Practice: How Trainers Experience the Structural Dynamics of German Apprenticeship. In: Bahl, Anke; Dietzen, Agnes (Eds.): Work-based Learning as a Pathway to Competence-based Education. Bonn 2019, pp. 203–220. URL: **https://www.bibb.de/dienst/publikationen/de/9861** (as of 23/04/2026)

Bennani, Souha; Maalel, Ahmed; Ben Ghezala, Henda: Adaptive gamification in E-learning: A literature review and future challenges. In: Computer Applications in Engineering Education 30 (2022) 2, pp. 628–642

Bertelsen, Olav W.; Bødker, Susanne: Activity theory. In: Carroll, John M. (Ed.): HCI Models, Theories, and Frameworks: Toward a Multidisciplinary Science. San Francisco 2003, pp. 291–324

Burén, Pontus af; Schweri, Jürg: Firms' Training Processes and Their Apprentices' Education Success. Swiss Federal University for Vocational Education and Training (SFUVET) Research Paper. Zürich 2024

Engeström, Yrjö: Activity Theory and Learning at Work. Positionierungen zwischen Virtualität und Gegenständlichkeit. In: Deinet, Ulrich; Reutlinger, Christian (Eds.): Tätigkeit – Aneignung – Bildung. Wiesbaden 2014, pp. 67–96

Engeström, Yrjö: Learning by Expanding: An activity-theoretical approach to developmental research. Helsinki 1987

Ezzaim, Aymane; Dahbi, Aziz; Aqqal, Abdelhak; Haidine, Abdelfatteh: AI-based learning style detection in adaptive learning systems: a systematic literature review. In: Journal of Computers in Education 12 (2025) 3, pp. 731–769. DOI: **https://doi.org/10.1007/s40692-024-00328-9**

Franceschelli, Giorgio; Musolesi, Mirco: Reinforcement Learning for Generative AI: State of the Art, Opportunities and Open Research Challenges. In: Journal of Artificial Intelligence Research 79 (2024), pp. 417–446

Friedrich, Anett: School-leaving certificates and vocational education and training – the role of firms as gatekeepers in Germany. In: International Journal of Manpower 46 (2025) 10, pp. 125–147

Groiss, Martin; Sondermann, David: Help wanted: the drivers and implications of labour shortages. In: Applied Economics 57 (2025) 33, pp. 4882–4896

Holtmann, Anne C.; Solga, Heike: Dropping or stopping out of apprenticeships: The role of performance- and integration-related risk factors. In: Zeitschrift für Erziehungswissenschaft 26 (2023) 2, pp. 469–494

Klesel, M.; Wittmann, H. F.: Retrieval-Augmented Generation (RAG). In: Business & Information Systems Engineering 67 (2025), pp. 551–561

Langen, Henrika: The Role of Vocational Training in Addressing Skilled Labor Shortages. Economics of Education Working Paper Series, No. 238. University of Zurich, Department of Business Administration (IBW). Zürich 2025

Mohr, Sabine: Betriebliche Ausbildungsbeteiligung – Ergebnisse aus dem BIBB-Qualifizierungspanel. In: Bundesinstitut für Berufsbildung (Ed.): Datenreport zum Berufsbildungsbericht 2025. Bonn 2025a, pp. 217–220. URL: **https://www.bibb.de/dienst/publikationen/de/20621** (as of 23/04/2026)

Mohr, Sabine: Betriebliche Ausbildungsbeteiligung – Ergebnisse der Beschäftigungsstatistik der BA. In: Bundesinstitut für Berufsbildung (Ed.): Datenreport zum Berufsbildungsbericht 2025. Bonn 2025b, pp. 211–216. URL: **https://www.bibb.de/dienst/publikationen/de/20621** (as of 23/04/2026)

Nicklich, Manuel; Blank, Marco; Pfeiffer, Sabine: Realizing Decent Work in a "Sandwich" Position: Assessing VET Trainers' Working Conditions in Times of Multiple Transformations. In: International Journal for Research in Vocational Education and Training 12 (2025) 1, pp. 101–126.

Theuer, Nele: Reference-Group Effects in Vocational Education and Training (VET): An Exploratory Examination of Contrast and Assimilation Effects on VET Success. In: Quintana-Murci, Elena; Salvà-Mut, Francesca; Stalder, Barbara E.; Nägele, Christof (Hrsg.): Towards Inclusive and Egalitarian Vocational Education and Training. Bonn 2025, pp. 571–588

Uhly, Alexandra: Vorzeitige Lösung von Ausbildungsverträgen. In: Bundesinstitut für Berufsbildung (Ed.): Datenreport zum Berufsbildungsbericht 2025. Bonn 2025, pp. 154–165. URL: **https://www.bibb.de/dienst/publikationen/de/20621** (as of 23/04/2026)

Vandeplas, Anneleen; Thum-Thysen, Anna: Skills Mismatch and Productivity in the EU. European Economy Discussion Papers 100. Brussels 2019

The authors

Dr. Alexander Lammers
FOM University of Applied Sciences
alexander.lammers@fom-net.de
https://orcid.org/0000-0001-9414-5646

Alexander Lammers is a Manager for AI Transformation and holds a PhD in Economics. He leads cross-functional teams in delivering data-driven transformation programmes for major enterprises and serves as a lecturer in AI and Business Analytics at FOM University of Applied Sciences. His work bridges strategic vision and technical excellence, with a focus on AI, digital transformation, and the intersection of data science and business strategy. Alexander Lammers regularly contributes to the regional business community, co-organises the "KI-Strategietalk Ruhrgebiet" forum, and publishes and speaks on topics including digital transformation, employee outcomes, and AI strategy.

Felix Lukowski
Federal Institute for Vocational Education and Training (BIBB)
lukowski@bibb.de
https://orcid.org/0000-0003-0923-237X

Felix Lukowski is a Research Associate at the Research Data Centre of the Federal Institute for Vocational Education and Training (BIBB-FDZ). His research focuses on employer-provided training and the impact of digital transformation and employee representation in Germany. He is currently pursuing a Ph.D. in sociology at FAU Erlangen-Nürnberg under the supervision of Sabine Pfeiffer and Olaf Struck. His dissertation explores how the use of digital technologies affects further training in firms, with a particular focus on works councils.

Jasper Seyffarth, Christian Efing

Potenziale und Risiken von Schreiben und Schreibförderung mithilfe von KI in der beruflichen Bildung

1 Hinführung

Sprach- und insbesondere Schreibkompetenz ist genuiner Bestandteil beruflicher Handlungskompetenz. (Kompetentes) Berufliches Schreiben bzw. berufliche Schreibkompetenz ist – auch in einem elementaren Bereich – essenziell für berufliche Teilhabe, die Möglichkeit beruflichen Aufstiegs und damit auch die Persönlichkeitsentwicklung und -entfaltung. Aber selbst viele junge Erwachsene in einer beruflichen Ausbildung zeigen in diesen Bereichen nachgewiesenermaßen erhebliche Probleme; daher besteht hier ein dringender Förderbedarf (vgl. Efing 2025, S. 307). Für gering Literalisierte (Personen mit geringen Lese- und Schreibkompetenzen) stellt die Erfüllung der schriftsprachlichen Anforderungen der Berufs- und Arbeitswelt oft eine große Hürde dar, auf deren Bewältigung die allgemein- wie berufsbildenden Schulen nicht ausreichend vorbereiten: Berufliches Schreiben wird zumeist erst im Beruf und durch Learning-by-Doing oder Copy-and-Paste-Strategien auf Basis von Musterbeispielen gelernt (vgl. Efing 2011). Bereits das Schreiben kleiner Textpassagen kann problematisch sein, wie die leo. – Level-One Studie 2010 und LEO-Studie 2018 veranschaulichen (vgl. Grotlüschen/Riekmann 2012; Grotlüschen u. a. 2020). Von geringer Literalität Betroffene seien bedroht, am Übergang ins Berufssystem zu scheitern und als Geringqualifizierte, Un- oder Angelernte in Betrieben mit niedrigen Anforderungen an die Literalität einzumünden oder in der Langzeitarbeitslosigkeit zu landen (vgl. ebd.).

1.1 Berufliches Schreiben und seine Förderung

Schulisches und berufliches Schreiben sind dabei in ihren Rahmenbedingungen kaum vergleichbar; berufliches Schreiben stellt nicht nur (domänen-)spezifischere, sondern gänzlich andere Anforderungen an die Schreiber/-innen. Hierbei geht es nicht nur um unterschiedliche Textsorten, sondern auch unterschiedliche Schreibfunktionen, -ziele und -haltungen (vgl. Efing 2022). Berufliches Schreiben kann als soziales Handeln im Sinne eines schriftsprachlichen Bearbeitens eines authentischen, im Berufskontext verankerten Problems konzipiert werden, das „mit einer funktional vorgegebenen Textsorte und unter Nutzung formalisierter Textbausteine auf möglichst kurze, prägnante, pointierte Weise faktengebunden“ (Efing 2011, S. 61) zu lösen ist. Die Systematisierung der (schriftlichen) Aufgaben, Textsorten und Darstellungsformen in der Berufsbildung (vgl. Efing 2013, S. 130) zeigt, dass sich berufliches Schreiben vor allem durch kurze, prägnante Formulierungen auszeichnet. Dabei handelt es sich um das Verfassen von Textsorten wie Arbeitsplänen, Bestellungen, Dokumentationen, Kurznotizen, Formularen etc. Hierzu ist zu erwähnen, dass die Kürze und

der stichwortartige Charakter der berufsbezogenen Textsorten (vgl. z. B. Buhlmann/Fearns 2018, S. 101f.; Efing 2018; 2022) nicht dazu verleiten dürfen, die Anforderungen solcher Texte zu unterschätzen. Eben die Komprimiertheit dieser Texte bringt hohe sprachliche und kognitive Anforderungen der Abstraktion mit sich (vgl. Efing 2010; 2018). Die Formulierung von sprachlichen Inhalten in Stichwörtern, Ellipsen und Wortgruppen erfordert umfassende Kenntnisse in Grammatik, (Fach-)Wortschatz und Syntax (vgl. Philipp 2018, S. 351). Die Schwierigkeiten gering Literalisierter hiermit zeigen z. B. ausbildungs- oder berufstypische Textsorten wie der Notizzettel, Wochenbericht oder Protokollformulare, die syntaktisch reduziert etwa im Infinitiv- oder Partizipialstil geschrieben werden müssen und von gering Literalisierten nicht textsortenangemessen produziert werden können. Auch der geforderte Fachwortschatz wird häufig nicht verwendet (vgl. Efing 2025, S. 308f.).

Förderansätze zum spezifisch berufsbezogenen Schreiben im niedrigen Anforderungsbereich gibt es bislang kaum; wenn sie bestehen, dann sind diese oft an orthografischen Kompetenzen[1] oder einer allgemeinen Schreibkompetenz ausgerichtet, was meint, dass Schreibende Texte funktional und zielgruppen- sowie textsortenangemessen in einem kontrollierten Schreibprozess hervorbringen können. Hier gibt es aber zumindest erste Evaluationen zu potenziellen Faktoren der Wirksamkeit von allgemeinen Schreibfördermaßnahmen sowie Diskussionsansätze, diese auf den beruflichen Bereich zu übertragen (vgl. Philipp 2015; 2018; Konstantinidou/Madlener-Charpentier/Hoefele 2024).

1.2 Schreiben und Schreibförderung im KI-Zeitalter

Diese Ausgangslage a) der berufsspezifischen Schreibanforderungen, b) der oft geringen Schreibkompetenz von Auszubildenden in der beruflichen Bildung und c) der wenigen (vor allem evaluierten) didaktischen Ansätze zur berufsbezogenen Schreibförderung könnte auf den ersten Blick dazu führen, dass die mit Large Language Models (LLMs) arbeitende generative Künstliche Intelligenz (im Folgenden: KI) wie z. B. ChatGPT oder Gemini als Lösung der Schreibprobleme junger Menschen in der beruflichen Bildung gesehen wird – und das in zweifacher Hinsicht: Entweder löst die KI die Schreibaufgaben allein, ohne menschliches Zutun, zumal sie dies umso besser zu können scheint, je standardisierter und damit erwartbarer Textsortenmuster aussehen (wie im Beruf), oder aber die KI unterstützt angesichts des aktuellen Mangels an didaktischen Schreibförderansätzen die Schreibenden und macht sie zu kompetenteren Schreibenden. Zur Frage, ob diese Hypothesen stimmen, fehlt es, insbesondere für den Bereich der Schreibförderung an Berufsschulen, bislang jedoch an Studien. Das heißt, es mangelt an Wissen dazu, wie KI von Berufsschülerinnen und Berufsschülern im Schreibprozess und wie von Lehrkräften in der unterrichtlichen Schreibförderung im Deutsch- und Fachunterricht eingesetzt wird. Die Schreibdidaktik als die Disziplin, die sich professionell mit (der Konzeption und Evaluation von) curricular verankerter Schreibförderung an allen Schulformen beschäftigt, hat aber erste theoretische Modelle und empirische Untersuchungen zu jüngeren Lernenden anzubieten, auf die ein Blick aus Sicht der beruflichen Bildung lohnt. Denn die heutigen Mittelstufenschüler-/innen an Haupt-, Real- und Gesamtschulen sind zu einem Großteil die zukünftigen Berufsschüler/-innen. Und der in der

1 Vgl. URL: **https://grundbildung.de/unterrichten/praxismaterial.php** (Stand: 11.05.2026).

Sekundarstufe I von Jugendlichen gezeigte und von Lehrkräften vermittelte Umgang mit KI beim Schreiben lässt – so die Hypothese der Verfasser – Rückschlüsse auf das Potenzial und den Bedarf an KI-gestützter Schreibdidaktik an Berufsschulen zu. Daher wird im Folgenden insbesondere eine Studie zu „Schreiben mithilfe von KI", die an einer Gesamtschule durchgeführt wurde (vgl. Seyffarth 2026), vorgestellt und bezüglich der Aussagekraft ihrer Ergebnisse für den Schreibunterricht an Berufsschulen reflektiert.

Die Verfügbarkeit von KI-Tools stellt die Gesellschaft vor große Herausforderungen und Umbrüche und hat vor allem zu einer Zäsur in der bisherigen Schreibpraxis geführt und das Schreiben grundlegend verändert (vgl. Seyffarth 2026, S. 11). Die Versuchung seitens der Lernenden ist groß, die fehlende eigene Schreibkompetenz durch Rückgriff auf KI zu kompensieren, zumal der Einsatz von KI, auch für das Schreiben, in vielen beruflichen Kontexten bereits weitverbreitet ist. In Bildungsinstitutionen prägt jedoch, wie zu zeigen sein wird, aktuell noch die unreflektierte oder zum Teil (in Prüfungen) missbräuchliche Nutzung von KI durch Lernende den Alltag und stellt ein Hindernis für das Lernen und den Schreibkompetenzerwerb dar, etwa weil KI bei Recherchen falsche (halluzinierte) Behauptungen liefert und weil auf der Textoberfläche scheinbar gute, überzeugende Texte scheinbar ohne eigene Schreibkompetenz produziert werden können.

Die Lösung ist nicht, KI aus Bildungsinstitutionen zu verbannen, im Gegenteil. Da Lernende sich ohnehin der KI-Tools bedienen, ist es Aufgabe des Bildungssystems, sie dabei anzuleiten und zu einem reflektierten, kritischen und sinnvollen Umgang damit zu befähigen. Denn gutes Prompten als Basis von reflektierter KI-Einbindung in den Schreibprozess muss und kann ebenso erlernt werden wie andere Facetten von KI-gestützter Schreibkompetenz – Copy-and-Paste-Praktiken im Sinne einer reinen, unkontrollierten Übernahme von KI-generierten Texten können mit Blick auf berufliches Lernen und berufliche Handlungskompetenz kein Ziel sein (vgl. Ansari 2025, S. 210f.). Studien zeigen hierbei deutlich, dass Lehrkräfte sich der Risiken von KI zwar bewusst sind, dass ihnen aber didaktische Konzepte für die unterrichtliche Reflexion und Einbindung von KI fehlen (vgl. Dier 2025). Eine unreflektierte Nutzung von KI aber birgt die Gefahren von Deskilling (vgl. Reinmann 2023), d. h. Kompetenzverlust, und Skill-Skipping (vgl. Nuxoll 2024), d. h. dem Überspringen von basalen Kompetenzfacetten, die an anderer Stelle dann fehlen. Eine konstruktive KI-Nutzung hingegen ist kognitiv anspruchsvoll und herausfordernd und muss didaktisch angeleitet werden. Gelingende KI-Nutzung im Schreibprozess ist kein Selbstläufer und kein Automatismus, vielmehr setzt, so die auf aktuellen schreibdidaktischen Theorien (etwa Buck/Limburg 2024) basierende Hypothese der Verfasser, der kompetente Einsatz von KI im Schreibprozess bereits ein gerüttelt Maß an Schreibkompetenz voraus. KI-Einsatz kann also Schreibkompetenz nicht ersetzen, sondern ist auf sie angewiesen. Schreibförderung mit KI ist ein wechselseitiger Prozess zwischen der Ausbildung von Schreib- und KI-Kompetenz, in dem nur bereits schreibkompetente Schreibende im Falle eines bewussten, reflektierten, didaktisch angeleiteten KI-Einsatzes ihre Schreibkompetenz erhöhen. Sprachlehrkräfte jedoch sehen im KI-Einsatz aktuell vor allem noch ein Mittel zur Steigerung von Motivation und Spaß und nicht zur Erweiterung sprachlicher Kompetenzen (vgl. Münch-Manková 2024, S. 45). Während Wissenschaftler/-innen die Potenziale und Gefahren von KI für z. B. das kooperative Lernen, die Ausbildung reflexiver und kognitiver Fähigkeiten sowie von eigenen Problemlösungsstra-

tegien auch schon für den Bereich der Sprachbildung (z. B. Wolski 2025) reflektieren, fehlt es Lehrkräften oft noch an Wissen, was die Konsequenzen für ihren (zukünftigen) Unterricht sind. Lehrkräfte benötigen demnach a) eine eigene KI-Kompetenz und b) eine KI-Vermittlungskompetenz, um der „didaktische[n] Herausforderung" (Ansari 2025) des Schreibens mit KI begegnen zu können.

Berufliche Schulen bieten im Laufe der Bildungskarriere eine der letzten Chancen, Schreibschwache noch institutionell sprachlich zu fördern. Dafür müssen die Lehrkräfte aber die Voraussetzungen, die die Berufsschüler/-innen in den Bereichen Schreib- und KI-Kompetenz mitbringen, sowie die Komplexität guter KI-gestützter Schreibprozesse, die (zu bewältigen) sie ihnen beibringen müssen, kennen.

Der vorliegende Beitrag fokussiert daher das Schreiben im KI-Zeitalter und beleuchtet die Potenziale und Risiken von Schreiben und Schreibförderung mit KI im Kontext schulischer und beruflicher Bildung. Denn sprach(LLM-)basierte KI scheint aufgrund ihrer Funktionsweise genuin prädestiniert für den Einsatz in sprachlich-kommunikativen Zusammenhängen des Textgenerierens – und damit auch der Schreibförderung.

Im Folgenden wird zunächst der Zusammenhang von Schreiben/Schreibprozess und Schreibförderung zu KI diskutiert, ehe eine empirische Studie vorgestellt wird, die zeigt, wie Gesamtschüler/-innen KI unangeleitet für ihr Schreiben nutzen – und wo dringender didaktischer Interventionsbedarf besteht. Für konkrete schreibdidaktische Förderansätze für die berufliche Bildung, die bereits in ihrer Wirksamkeit evaluiert wurden, allerdings noch nicht den Umgang mit KI-Tools integrieren, sei verwiesen auf Konstantinidou/Madlener-Charpentier/Hoefele (2024); die Weiterbildung im beruflichen Schreiben nimmt Marek (2024; 2025) in den Blick. Die Forschung zu (der Wirksamkeit) KI-integrierender Schreibförderung steckt zwangsläufig noch in einer weitgehend explorativen Startphase. Erste Ansätze hierzu finden sich bei Corvacho del Toro/Fuhlrott/Steinhoff (2025).

2 Aktuelle Forschungsergebnisse zum Thema Schreiben mithilfe generativer KI-Tools

Bereits 2022 fragte Wessels, ob die Veröffentlichung von ChatGPT eine „Zeitenwende in der Bildung" markiere (Wessels 2022, o. S.). Die Schulpraxis ist aber noch weit von einem solchen Punkt entfernt (vgl. Müller/Fürstenberg 2025, S. 7). Auch die Vorstellungen über das Ausmaß und die konkreten Folgen einer solchen Zeitenwende fallen unterschiedlich aus, vor allem bezüglich des Schreibens. Während einige befürchten, dass Schreiben als zentrale Kulturtechnik der Gesellschaft durch die zunehmende Verfügbarkeit von generativen KI-Tools sukzessive an Bedeutung verliere und eine schulische Schreibausbildung obsolet werde (vgl. Steinhoff 2024, S. 179f.), fokussieren andere die Potenziale einer KI-Nutzung beim Schreiben und betonen die Notwendigkeit einer institutionellen Schreibausbildung als Grundlage für eine gewinnbringende KI-Nutzung im Schreibprozess (vgl. Buck/Limburg 2024, S. 17). So prognostizieren etwa erste Untersuchungen für Nutzende, die über ausreichend ausgebildete Schreibkompetenzen und kognitive Ressourcen verfügen, eine positive KI-Nutzung, die

eigene Denkprozesse fördern und die Qualität von Texten beim Schreiben maßgeblich verbessern könne (vgl. Buck/Limburg 2024, S. 14f.).

Die oben angesprochene KI-bedingte Zäsur in der Schreibpraxis begründet sich vor allem dadurch, dass KI das „automatisiert, was zuvor als Monopol des menschlichen Denkens und Formulierens galt: die Produktion neuer, komplexer und kohärenter Texte“ (Steinhoff/Lehnen 2025, S. 1). Dabei liegt die Besonderheit zweifelsfrei darin, dass generative KI-Tools Texte sprachlich und inhaltlich an eine entsprechende Zielgruppe anpassen können, sodass diese auch ohne einen nennenswerten menschlichen Einfluss ihre kommunikativen Zwecke erfüllen und dabei zugleich formalen Kriterien genügen. Schreibanforderungen, wie etwa die Berücksichtigung des Schreibauftrags, die adressatengerechte Formulierung oder auch ein textsortenspezifischer Aufbau, werden automatisch von der KI umgesetzt (vgl. Brommer/Rezat 2026, S. 3). Neben der inhaltlich kohärenten und orthografisch korrekten Textproduktion können die Tools gezielt bei einzelnen Teilprozessen des Schreibens unterstützen und etwa Texte planen oder überarbeiten (vgl. Bubenhofer 2025, S. 1). Insofern ist es treffend, wenn in ersten heuristisch angelegten KI-Schreibprozessmodellen die Modellierung des Schreibprozesses neugedacht und dieser erstmals als ein wechselseitiges Zusammenspiel zwischen menschlichen und KI-Ressourcen konzipiert wird (vgl. Brommer/Rezat 2026, S. 9).

So plädiert Steinhoff dafür, KI-Tools als eigenständige „Partizipanden“ im Schreibprozess wahrzunehmen (vgl. Steinhoff 2023, S. 7f.). Hierzu entwickelt er eine Rollenheuristik, in der er KI-Tools differierende Rollen als **Ghostwriter**, **Writing Tutor** und **Writing Partner** zuweist (vgl. Steinhoff 2025, S. 90ff.). Während die KI als Ghostwriter den Menschen das Schreiben nahezu vollständig abnimmt, agiert sie in der Funktion des Writing Tutor als unterstützende Instanz, indem sie Schreibende, ähnlich wie dies eine Lehrperson tut, bei der zielführenden Bewältigung eines Schreibprozesses unterstützt, ohne dabei einzelne Prozesse des Schreibens eigenständig zu übernehmen (vgl. Steinhoff 2025, S. 92f.). Die Rolle des Writing Partners hingegen vergleicht Steinhoff mit dem Schreiben zwischen Peers, da die KI in dieser Rolle den Schreibprozess gemeinsam mit den Schreibenden bewältigt und dabei von den Nutzenden bewusst in den Prozess miteinbezogen wird (vgl. Steinhoff 2025, S. 95).

Unklar bleibt bislang, von welchen Faktoren die Inanspruchnahme der jeweiligen Rollen im Schreibprozess abhängt und welche Auswirkungen sie auf die Schreibentwicklung der Nutzenden haben. Erste Untersuchungen weisen darauf hin, dass Nutzungsweisen, die über eine Interaktion mit der KI als Ghostwriter hinausgehen (siehe oben: Partner, Tutor), ausgebildete Schreib- und Lesekompetenzen sowie eine Vielzahl an metakognitiven Steuerungsprozessen voraussetzen (vgl. Philipp 2025, S. 323; Seyffarth 2026, S. 54ff.), gleichzeitig jedoch das Potenzial bieten, die Entwicklung der Schreibkompetenz nachhaltig zu fördern (vgl. Steinhoff 2025, S. 96f.; Koch 2025, S. 153). Im Gegensatz dazu wird für Interaktionsweisen, die kognitiv wenig anspruchsvoll sind und lediglich der vollständigen Textgenerierung dienen, vermehrt auf die Gefahr eines Deskillings hingewiesen (vgl. Reinmann 2023, S. 3), das einen Schreibkompetenzverlust aufseiten der Menschen beschreibt und darauf zurückzuführen ist, dass Nutzende durch die Interaktion mit der KI als Ghostwriter die eigenen Kompetenzen und kognitiven Ressourcen nicht mehr beanspruchen, sodass diese gänzlich verloren gehen (vgl. Seyffarth 2026, S. 116). Ein solches Szenario scheint insofern problematisch, als genau diese Kompetenzen die Voraussetzung für ertragreichere Nutzungsweisen

bilden (vgl. Seyffarth 2026, S. 116), wie Buck/Limburg nahelegen (vgl. Buck/Limburg 2024, S. 11–15):

Die beiden entwickeln vier prototypische Nutzungsszenarien von KI im Schreibprozess, die sich durch jeweils unterschiedliche Einflüsse auf die kognitiven Prozesse beim Schreiben unterscheiden. Während Nutzende bei einer unreflektierten KI-Nutzung (Szenario 1) weder für die Formulierung der Prompts noch für die Überprüfung der generierten Inhalte mentale Ressourcen beanspruchen, sodass eigene Denkprozesse vollständig ersetzt werden, kennzeichnet sich das zweite Nutzungsszenario dadurch, dass die Interaktion mit der KI zu einer Entlastung des menschlichen Denkens führt (Szenario 2). Bei dieser Nutzungsweise werden einfache Schreibaufgaben, etwa die sprachliche Überarbeitung eines Textes, an die KI abgetreten. Buck/Limburg gehen davon aus, dass durch die hierbei bewirkte Entlastung des Arbeitsgedächtnisses mehr kognitive Kapazitäten für anspruchsvollere Schreibaufgaben frei werden (sogenanntes cognitive offloading). Für das dritte Nutzungsszenario nehmen Buck/Limburg an, dass die KI bei konkret umrissenen Problemen im Schreibprozess herangezogen wird (zur Klärung von Fachbegriffen, für Formulierungshilfen und Synonyme) (Szenario 3). Die KI unterstützt in diesem Szenario nicht nur das menschliche Denken, sie gibt gleichzeitig Orientierung im Schreibprozess und kann diesen somit emotional entlasten. Das letzte und anspruchsvollste vierte Szenario kennzeichnet sich dadurch, dass die KI-Nutzung zu einer Erweiterung des menschlichen Denkens führt, etwa indem Schreibende sich Feedback zu eigenen Texten generieren lassen und auf Gedanken und Ideen kommen, die ihnen ohne die Interaktion verwehrt geblieben wären, sodass die KI-Nutzung nicht nur zu besseren Denkprozessen, sondern auch zu höherwertigen Textergebnissen führt (Szenario 4).

Buck/Limburg (2024, S. 15f.) heben hervor, dass ausgehend von Szenario 1 die Komplexität des Schreibprozesses zunimmt und gleichzeitig die Qualität der Ergebnisse sowie der Erkenntnisgewinn steigen. Besonders ertragreiche Nutzungsweisen, die das Potenzial bieten, menschliche Denkprozesse beim Schreiben zu entlasten, zu unterstützen oder zu erweitern und damit die Qualität von Schreibprozessen und -produkten zu erhöhen, stellen zunehmend komplexere Anforderungen an die Kompetenzen und kognitiven Ressourcen der Schreibenden (vgl. Seyffarth 2026, S. 57). So betonen Buck/Limburg (2024, S. 17) etwa, dass für die Szenarien 2 und 3 mindestens basale Schreibkompetenzen und für das Szenario 4 bereits umfassend ausgeprägte Schreibkompetenzen vorausgesetzt werden. Für Nutzende ohne die notwendigen Schreibkompetenzen hingegen lässt sich annehmen, dass sie lediglich unreflektiert mit der KI (Szenario 1) – erwartbar in der Rolle des Ghostwriters – interagieren können (vgl. Seyffarth 2026, S. 54f.). Eine solche Nutzungsweise birgt nicht nur die Gefahr des Deskillings, sie verhindert gleichzeitig auch den Erwerb neuer Schreibkompetenzen (vgl. Steinhoff/Lehnen 2025, S. 6) und stellt ein Risiko für den individuellen Wissenserwerb durch Schreiben dar.

Tabelle 1 stellt die Rollen aus Steinhoff (2025) mit den aus den Nutzungsszenarien von Buck/Limburg (2024) abgeleiteten Potenzialen und Risiken einer KI-Nutzung prototypisch und heuristisch gegenüber. Zur Veranschaulichung werden zudem exemplarische Prompts von Schülern und Schülerinnen aus der nachfolgend dargestellten empirischen Studie herangezogen.

Tabelle 1: Rollen der KI mit Potenzialen und Risiken sowie exemplarischen Prompts

Rolle	Kurzbeschreibung (Steinhoff 2025)	Mögliche Potenziale und Risiken (abgeleitet aus Buck/Limburg 2024)	Beispiel-Prompts von Schülerinnen/Schülern (Seyffarth 2026)
Ghostwriter	KI übernimmt das Schreiben nahezu vollständig	Szenario 1: Menschliche Denkprozesse werden ersetzt; Gefahr eines Deskillings und Skill-Skippings	„Schreibe mir eine informierenden Schülerzeitungsartikel über das vielschichtige Leben in der Großstadt" (S. 86f.)
Writing Tutor	KI unterstützt beim Schreiben(lernen)	Szenario 3: Menschliche Denkprozesse werden unterstützt; KI gibt Orientierung im Schreibprozess; höhere Qualität von Schreibprozess und -produkt	„Wie kann ich einen guten schluss eines informierenden textes schreiben" (S. 79)
Writing Partner	KI und Mensch schreiben gemeinsam	Szenario 2/4: Menschliche Denkprozesse werden entlastet/erweitert; höhere Qualität von Schreibprozess und -produkt	„Habe schon einmal angefangen ist das soweit gut wenn ja wie soll ich weiter schreiben" (S. 76)

Quelle: eigene Darstellung, inhaltlich basierend auf Steinhoff 2025; Buck/Limburg 2024; Seyffarth 2026

Damit Nutzende nicht langfristig auf eine unreflektierte Ghostwriter-Nutzung beschränkt bleiben, bedarf es einer gezielten didaktischen Anleitung zum Umgang mit KI-Tools im Schreibprozess, wie die nachfolgend dargestellte Studie zeigt.

3 Studie zur unangeleiteten KI-Nutzung im Schreibprozess

Nachfolgend werden die Ergebnisse einer empirischen Untersuchung vorgestellt, die im Rahmen einer Masterarbeit an der Rheinisch-Westfälischen Technischen Hochschule Aachen untersucht hat, wie Schüler/-innen einer achten Klasse unangeleitet und ohne vorherige didaktische Instruktionen mit ChatGPT im Schreibprozess interagieren (vgl. Seyffarth 2026).

3.1 Untersuchungsdesign und Methodik

In der Studie haben insgesamt neun Schüler/-innen einer Gesamtschule in Stolberg (Rheinland) einen Schreibauftrag zum materialgestützten, informierenden Schreiben am Laptop mithilfe von ChatGPT bearbeitet. Die Auswahl der Teilnehmenden erfolgte auf Basis der Einschätzung des individuellen Schreibkompetenzniveaus (schwache, durchschnittliche und gute Schreibende) durch die zuständige Deutschlehrkraft. Da die Auswahl keinen signifikanten Einfluss auf die nachfolgend skizzierten Ergebnisse hatte, wird auf weiterführende Erläuterung hierzu verzichtet. In einer 90-minütigen Doppelstunde sollten die Schüler/-innen anhand dreier unterschiedlicher Materialien einen Artikel für die Schülerzeitung verfassen, in dem sie über das Leben in der Großstadt informieren. Dabei durften sie selbstbestimmt entscheiden, wie sie die KI im Schreibprozess nutzen. Der Arbeitsauftrag enthielt lediglich

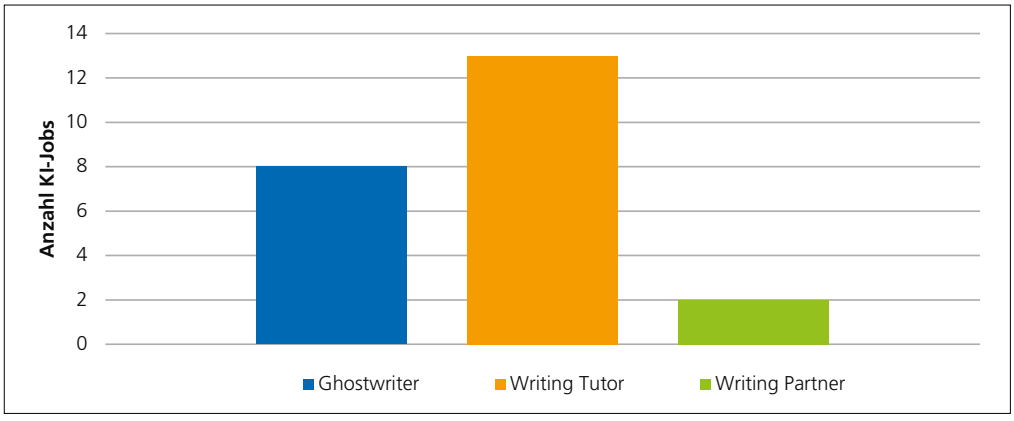
folgenden Hinweis zur KI-Nutzung: „Bei der Bearbeitung dieser Aufgabe darfst du ChatGPT nutzen. Wie genau du das machst, bleibt ganz dir überlassen." Ausgehend von den hierbei entstandenen Chatprotokollen sowie den finalen Textprodukten wurde analysiert, wie die Schüler/-innen ohne eine vorherige didaktische Instruktion mit ChatGPT im Schreibprozess interagiert haben. Grundlage der Untersuchung waren somit die Prompts der Schüler/-innen und der dazugehörige KI-Output sowie die jeweiligen Zeitungsberichte. Durch die finalen Berichte konnte überprüft werden, wie die Schüler-/innen mit den Antworten der KI umgegangen sind und welchen Einfluss sie auf das Textprodukt genommen haben.

Um eine nachvollziehbare Auswertung des Interaktionsverhaltens zu gewährleisten, wurden die in einem Chatverlauf vorgefundenen Prompts und der dazugehörige Output der KI zunächst zu sogenannten KI-Jobs zusammengefasst (vgl. hierzu Bodora u. a. 2025, S. 2). Hierbei handelt es sich um „Kombinationen aus menschlichen Prompts und KI-Outputs, die demselben Ziel zugerechnet werden können und thematisch zusammengehören" (Bodora u. a. 2025, S. 2). So kann ein KI-Job beispielsweise die Aufforderung zur vollständigen Textgenerierung, die entsprechende Antwort der KI, eine zweite Aufforderung zur Kürzung des Textes sowie den anschließend generierten Output der KI umfassen. Dieser thematisch zusammengehörige KI-Job aus insgesamt zwei Prompts und Antworten der KI verfolgt das Ziel der vollständigen Textgenerierung. In einem zweiten Schritt wurden die zuvor identifizieren KI-Jobs dann mithilfe der oben beschriebenen Rollenheuristik von Steinhoff (2025) analysiert. Die ausführlichen Ergebnisse sowie die empirischen Daten können im Detail bei Seyffarth (2026) nachgelesen werden.

3.2 Analyse des Nutzungsverhaltens

Zunächst konnten 43 Prompts der Schüler/-innen erfasst werden, wobei die Anzahl je Schüler/-in von einem bis zu sechs Prompts variierte. Die insgesamt 43 Prompts und der dazugehörige KI-Output wurden in 23 differierende KI-Jobs klassifiziert, die sich, wie in Abbildung 1 dargestellt, auf die Nutzungsrollen aus der Heuristik von Steinhoff (2025) verteilen.

Abbildung 1: Rollennutzung in der Interaktion mit der KI



Quelle: eigene Darstellung, basierend auf Seyffarth 2026, S. 72

Wie in Abbildung 1 zu erkennen ist, haben die Schüler/-innen am häufigsten mit der KI in der Rolle eines Writing Tutors interagiert (13 Jobs, die allesamt lediglich aus einem Prompt und einer KI-Antwort bestanden). Die Prompts zielten dabei vor allem auf Unterstützung bei Planungsprozessen, auf technische Fragen oder Begriffsklärungen. Auch wenn die KI somit als unterstützende Instanz genutzt wurde, hatten die Tutor-Jobs nur einen geringen Einfluss auf den tatsächlichen Schreibprozess. Dies lässt sich exemplarisch am Nutzungsverhalten einer Person zeigen, die sich im Vorfeld der vollständigen Textgenerierung durch die KI („schreibe mir einen informierenden Artikel für die Schülerzeitung über das vielsichtige Leben in der Großstadt […]“) zunächst einzelne Begriffe aus den Materialien erklären ließ (z. B. „was ist DSL-Verbindung“). Letztlich hat sich die Person dennoch ohne Eigenleistung einen vollständigen Text von ChatGPT generieren lassen, was zweifelsfrei auch ohne die vorherigen Begriffserläuterungen möglich gewesen wäre. Die Potenziale einer Tutor-Interaktion (siehe Tabelle 1) wurden somit nicht genutzt, denn die KI hat den Schreibprozess vollständig übernommen. Dieses Interaktionsverhalten verdeutlicht nicht nur, dass die KI als Writing Tutor kaum Einfluss auf die anschließende Textproduktion hatte, es spiegelt zugleich das Nutzungsverhalten vieler Schüler/-innen wider. Denn insgesamt haben sich sieben der neun Schüler/-innen den größten Teil ihres Zeitungsberichts von ChatGPT generieren lassen – auch wenn sie zuvor teilweise mit der KI als Writing Tutor interagiert haben.

Da die KI in diesen Fällen den Schreibprozess nahezu vollständig für die Schüler/-innen übernahm, hatte die Rolle des Ghostwriters in der Studie den größten Einfluss auf die Textproduktion, auch wenn sie nur am zweithäufigsten beansprucht wurde (vgl. Abb. 1). Dass sich die acht Ghostwriter-Jobs dabei aus insgesamt 25 Prompts zusammengesetzt haben, liegt vor allem daran, dass die Schüler/-innen die Materialien und Arbeitsaufträge schrittweise an die KI übermittelt haben. Die anschließend generierten Texte wurden jedoch vollständig und ohne jegliche inhaltliche Nachbesserung übernommen. Lediglich in einigen wenigen Fällen wurden Änderungen eingefordert, die die Länge („kurzfassung“) und Sprache des Textes („in schülersprache bitte“) betrafen, was zur Folge hatte, dass inhaltliche Fehler, die bei der Textgenerierung entstanden sind, in die Zeitungsberichte übernommen wurden. Diese Fehler waren nicht nur durch die Arbeitsweise des Tools bedingt, sondern konnten auch auf das Prompting und eine mangelnde kritische Überprüfung des KI-Outputs zurückgeführt werden.

Lediglich zwei Schüler/-innen fielen aus diesem weitgehend homogenen Interaktionsbild heraus, da sie nicht mit der KI in der Rolle des Ghostwriters interagiert haben. Während die eine Person ChatGPT nur beansprucht hat, um zu erfragen, wie man einen informierenden Text plant, hat die zweite Person den gesamten Schreibprozess koaktiv mit der KI als Writing Tutor und Partner bewältigt. Die beiden in Abbildung 1 dargestellten KI-Jobs mit dem Writing Partner lassen sich dieser Person zuordnen und sind vor allem durch eine kooperative Bewältigung des Schreibprozesses gekennzeichnet (z. B. „Habe schon einmal angefangen ist das soweit gut wenn ja wie soll ich weiter schreiben“). Die Potenziale dieser Nutzungsweise blieben dabei jedoch weitgehend ungenutzt, da die Interaktion mit der KI zur Entstehung eines fehlerhaften Textprodukts geführt hat. Denn die Person hat weder die Aufgabenstellung noch die Materialien an ChatGPT übermittelt, sodass der KI der Schreibkontext bis zum Ende der Interaktion unbekannt war. Gleichzeitig hat sich die Person Schreibinspirationen

generieren lassen, die weder auf den Materialien noch auf dem eigentlichen Schreibauftrag, sondern auf einem unzureichend spezifizierten Prompt basierten. Die von der KI generierten Vorschläge wurden im Unterschied zu den eigentlichen Materialien vollständig in den Zeitungsbericht eingearbeitet. Letztlich hat die kooperative Interaktion mit der KI dazu geführt, dass ein Zeitungsbericht entstanden ist, der nicht nur alle Materialien vollständig außer Acht gelassen, sondern auch den eigentlichen Schreibauftrag verfehlt hat, jedoch auf Nachfrage der Person von ChatGPT mit der Schulnote „gut" bewertet wurde.

3.3 Zentrale Ergebnisse der Studie

Die Studie zeigt, dass Schüler/-innen einer achten Klasse ohne vorherige didaktische Anleitung vor allem mit der KI in der Rolle des Ghostwriters interagieren und sich vollständige Texte generieren lassen. Eine solche Nutzungsweise entspricht einer unreflektierten KI-Nutzung nach Buck/Limburg (2024), bei der eigene Denkprozesse weitgehend ersetzt werden (siehe Tabelle 1). Auch wenn die KI von einzelnen Schülerinnen bzw. Schülern zunächst als unterstützende Instanz in den Schreibprozess miteinbezogen wurde, blieb der tatsächliche Einfluss dieser KI-Rolle auf die Textproduktion marginal und das Möglichkeitspotenzial dieser Rollen weitgehend ungenutzt. Denn im Anschluss an solche Nutzungsweisen haben sich fast alle Schüler/-innen einen vollständigen Zeitungsbericht von der KI verfassen lassen. Damit reiht sich die Studie in weitere empirische Untersuchungen zum schulischen Nutzungsverhalten von KI-Tools ein, die ein vergleichbares Bild zeichnen und ebenfalls zeigen, dass Schüler-/innen die Tools bislang vor allem als Ghostwriter verwenden (vgl. Bodora u. a. 2025, S. 4; Ansari/Lehnen 2025, S. 295).

Gleichzeitig wurde in der Studie auch deutlich, dass kooperative Nutzungsweisen, in denen die KI als Writing Tutor oder Writing Partner das Schreiben unterstützt, nicht per se zu einer erfolgreichen Bewältigung des Schreibprozesses führen. Denn auch wenn die Interaktion mit diesen Rollen grundsätzlich das Potenzial bietet, menschliche Denkprozesse positiv zu beeinflussen und damit die Qualität von Schreibprozess und -produkt zu erhöhen (siehe Tabelle 1), obliegt die Kontrolle über den Schreibprozess und die Textinhalte weiterhin den Schreibenden. So müssen Schreibende etwa parallel zur Interaktion mit der KI den Output kritisch prüfen und auf den eigenen Text sowie das konkrete Schreibziel beziehen. Dies setzt nicht nur metakognitive Steuerungsprozesse und vorhandene Wissensbestände zum Vorgehen und zu geeigneten (Text-)Inhalten voraus, sondern ist, wie die Autoren annehmen, ohne ausreichend ausgebildete Schreibkompetenzen nicht möglich. So blieb in der Studie die einzige Interaktion mit der KI als Writing Partner nicht nur ohne einen sichtbaren Nutzen, sie hat aufgrund einer unzureichenden metakognitiven Überwachung des Schreibprozesses durch die schreibende Person und die „Didaktikferne" (Corvacho del Toro/Fuhlrott/Steinhoff 2025, S. 69) der KI zum Entstehen eines fehlerhaften Textprodukts beigetragen. Der Begriff „Didaktikferne" bezieht sich vor allem darauf, dass generative KI-Tools wie ChatGPT nicht explizit für didaktische Settings trainiert wurden. Auch wenn ein Tool als Writing Tutor agiert, bedeutet das nicht, dass das Feedback auf dem (inhaltlichen, sprachlichen und didaktischen) Niveau einer Lehrperson ist. Im vorliegenden Beispiel schien die Person während des Schreibprozesses nicht bemerkt zu haben, dass sich die kooperative Textproduktion zunehmend vom eigentlichen Schreibziel entfernt hat, was auf eine mangelnde metakognitive Überwachung

des Schreibprozesses hinweist. Da der KI der eigentliche Arbeitsauftrag unbekannt war, konnte auch ChatGPT in der Rolle eines Writing Tutors die Person nicht auf diesen Fehler hinweisen. Stattdessen hat sie die Textproduktion positiv bestärkt („Ja, das ist ein super Anfang!“) und damit aktiv zum Entstehen des fehlerhaften Textproduktes beigetragen.

Demnach bedarf es einer didaktischen Anleitung zum Umgang mit KI-Tools im Schreibprozess nicht nur, um eine unreflektierte Ghostwriter-Nutzung zu verhindern, sondern auch, um interaktive Nutzungsweisen und deren Potenziale für das Schreiben und die Schreibentwicklung nutzbar zu machen.

4 Fazit und Folgen für das Schreiben und die Schreibförderung in der beruflichen Bildung

Der Forschungsstand und die theoretischen Ausführungen einerseits sowie die Studienergebnisse andererseits haben Folgendes gezeigt:

a. Lernende in der beruflichen Bildung verfügen laut Forschungsstand häufig nur über eine geringe Schreibkompetenz.
b. Lernende (Gesamtschüler/-innen), die in die berufliche Bildung einmünden, verfügen laut eigener Studie noch über keinen kompetenten Umgang mit KI-Tools.
c. Schwache Schreiber/-innen greifen dennoch – trotz fehlender KI-Kompetenz – gerne auf KI-Tools zurück, nutzen diese aber laut Studienergebnis nicht reflektiert und damit weder gewinnbringend im Sinne einer aktuellen Aufgabenbewältigung noch im Sinne einer längerfristigen Schreibkompetenzentwicklung; dies stützt die Hypothese, dass eine kompetente KI-Nutzung beim Schreiben bereits Schreibkompetenz voraussetzt.
d. Eine reflektierte, gewinnbringende Nutzung von KI-Tools zur Unterstützung der Textproduktion setzt bereits eine gut ausgeprägte Schreibkompetenz voraus, da sie sonst kognitiv überfordert (vgl. u. a. Buck/Limburg 2024).
e. Die berufliche Bildung mit ihrem verpflichtenden, curricular verankerten Schreibunterricht ist eine der letzten systematischen Gelegenheiten, die Schreibkompetenz (auch mit KI-Unterstützung) und KI-Kompetenz der Lernenden zu fördern.
f. Lehrkräfte verfügen laut Forschungsstand tendenziell noch nicht über ausreichendes Wissen, wie sie KI „pädagogisch-didaktisch verantwortungsvoll“ (Dier 2025, S. 82) und kompetenzförderlich in den Unterricht integrieren.

KI bietet bei angeleitetem und reflektiertem Einsatz zur Schreibkompetenzförderung viele Möglichkeiten, als zuvor durch Lehrkräfte gezielt trainierter didaktischer Agent (Tutor oder Partner im Sinne von Steinhoff/Lehnen 2025) das Schreiben und den Schreibkompetenzerwerb zu unterstützen. Dies erfordert aufwendige didaktische Vorbereitung, da gelingendes Schreiben und die Produktion gelungener Texte mithilfe von KI ebenso wenig ein Automatismus sind wie die Verbesserung der Schreibkompetenz durch KI. Die Ghostwriter-Rolle sollte also in didaktischen Settings gerade keine Rolle spielen, weil sie nicht dazu dient, die Schreibkompetenz der Lernenden zu entwickeln, sondern eher ein Deskilling bewirkt, da Schreib-

prozesse nicht mehr individuell ausgeführt werden und Schreibroutine verloren geht oder zumindest nicht aufgebaut wird.

Da der Bereich des beruflichen Schreibens stark durch konventionalisierte, standardisierte Textsorten, z. B. Protokolle, Berichte und Schreibaufgaben, geprägt ist, stellt er ein gut geeignetes Handlungsfeld für den Einsatz generativer KI zur Schreibunterstützung dar. Denn je standardisierter eine Textsorte ist, desto besser sind die in KI verfügbaren Textmuster, da die Textsortenkompetenz von KI-Tools wie ChatGPT, d. h. die Fähigkeit, standardisierte, erwartbare Eigenschaften von Textsorten (bestimmte Gliederung, spezifischer Wortschatz usw.) zu reproduzieren, im Wesentlichen auf den prototypischen Eigenschaften der jeweiligen Texte beruht. Diese Eigenschaft von LLM-basierter KI bietet das Potenzial, mithilfe von KI sowohl implizite als auch explizite Wissensbestände über Textsorten zu fördern (vgl. Brommer u. a. 2024, S. 25), indem den Lernenden vorgeführt und mit ihnen reflektiert wird, dass und warum LLMs standardisierte Textsorten besonders gelungen produzieren. Das wiederum ermöglicht z. B., aus KI-generierten Texten die prototypischen Merkmale einer Textsorte induktiv herauszuarbeiten und damit explizite Textsortenkompetenz als essenziellen Bestandteil von Schreibkompetenz aufzubauen.

Vermittelt und reflektiert werden muss, wie Lernende dieses KI-Potenzial zur Unterstützung der Produktion standardisierter beruflicher Texte abrufen, d. h.: Wie promptet man gut? Wann, wie, in welcher Rolle und mit welchen KI-Jobs bindet man KI in den eigenen Schreibprozess ein? Auch die Gefahren, die bei einem Einsatz von KI drohen (z. B. Falschinformationen, kulturunangemessene Textmuster auf Grundlage fremdkultureller Trainingsdaten der KI), müssen thematisiert werden. Gleiches gilt für den Umgang mit individuellem KI-Feedback zu Lernenden-Texten, dessen unterrichtliche Integration häufig positiv bewertet wird, weil das KI-Feedback eine Individualisierung des Lernens ermögliche (vgl. Pitzen 2025, S. 10; Fürstenberg 2025). Da die KI allerdings zu schmeichelhaftem Feedback tendiert, ist hier Vorsicht geboten und ein KI-Feedback erst in späteren Unterrichtsphasen einzubinden.

Angesichts der Funktionsweise und Leistung von KI scheint es – vor allem bei schwachen Schreibenden – sinnvoll, KI zunächst zur kognitiven Entlastung in hierarchieniedrigen Bereichen des Schreibens (also Rechtschreibung, Grammatik …) einzusetzen. Denn zum einen ist KI in der Überarbeitung dieser Aspekte sehr gut und zum anderen entlastet dies die kognitive Inanspruchnahme der Lernenden, die so mehr freie Kapazitäten bekommen, um sich hierarchiehöheren Aspekten wie dem Textaufbau zu widmen. Erst danach sollte KI-Unterstützung für die Textplanung und die Überarbeitung mit Blick auf Textsortenmerkmale wie die Registerwahl (z. B. Fachsprache, Standardsprache …) u. Ä. in Anspruch genommen werden. Die Fähigkeit, die Qualität eigener Texte mit der Qualität von KI-Verbesserungs- oder Alternativvorschlägen vergleichen zu können, setzt eine hohe Schreibkompetenz und einen sehr reflektierten Umgang mit KI bereits voraus und sollte erst spät thematisiert werden.

Entscheidend ist jedoch grundsätzlich, dass der reflektierte Umgang mit KI-Tools beim Schreiben Eingang in den Schreibunterricht findet, der curricularer Pflichtteil des (berufs-) schulischen Deutschunterrichts ist. Auf diese Weise können Lernende in ihrer Schreibentwicklung nachhaltig gefördert werden, die Schreibkompetenzentwicklung stagniert nicht und die künftige Lernpraxis wird nicht durch ein Deskilling durch unreflektierte Ghostwriter-Nutzung geprägt.

Literatur

Ansari, Anna: Schreiben mit KI als didaktische Herausforderung. Empirische Einblicke in Prompting-Praktiken von Lernenden. In: Müller, Hans-Georg; Fürstenberg, Maurice (Hrsg.): DeutschGPT – Deutschunterricht im Dialog mit Künstlicher Intelligenz. Berlin 2025, S. 191–218

Ansari, Anna; Lehnen, Katrin: Koaktivität, Kommunikation, Interaktion –Kollaborationskonstellationen beim Schreiben mit textgenerativer KI. In: Mitteilungen des Deutschen Germanistenverbandes 72 (2025) 3, S. 284–303

Bodora, Anna Lena; Decker, Lena; Fuhlrott, Mareike; Nolden, Abygail; Steinhoff, Torsten: Wie schreiben Schüler:innen in der 8. Klasse mit ChatGPT? Einblicke in das Design-Based-Research-Projekt *KI-Schreibarrangements*. In: leseräume.de 11 (2025)

Brommer, Sarah; Frick, Karina; Bursch, Adriana; Rodrigues Crespo, Marina; Schwerdtfeger, Laura Katrin: ChatGPT and Its Genre Competence. An Exploratory Study. In: Weizenbaum Journal of The Digital Society 4 (2024) 4, 1–33

Brommer, Sarah; Rezat, Sara: Mensch-KI-Interaktion beim Schreiben – Theoretische Überlegungen zur Modellierung des Schreibprozesses. In: Weder, Mirjam; Bubenhofer, Noah (Hrsg.): Schreiben mit KI in der Literatur und im Alltag. Bielefeld 2026 (im Druck)

Bubenhofer, Noah: Vektorisierte Praktiken: Ein linguistisches Verständnis von Large Language Models. In: leseräume.de 11 (2025)

Buck, Isabella; Limburg, Anika: KI und Kognition im Schreibprozess: Prototypen und Implikationen. In: JoSch 26 (2024) 1, S. 8–23

Buhlmann, Rosemarie; Fearns, Anneliese: Handbuch des berufsbezogenen Deutschunterrichts DaF, DaZ, CLIL. Berlin 2018

Corvacho del Toro, Irene; Fuhlrott, Mareike; Steinhoff, Torsten: Didaktische Agenten – KI als Lehr-/Lernpartnerin im Deutschunterricht im Forschungsprojekt KIMADU. In: Müller, Hans-Georg; Fürstenberg, Maurice (Hrsg.): DeutschGPT – Deutschunterricht im Dialog mit Künstlicher Intelligenz. Berlin 2025, S. 65–86

Dier, Moritz: KI-Kompetenzprofile von Lehrkräften an beruflichen Schulen: Vom Wissen zum didaktischen Handeln. In: Journal of Technical Education 13 (2025) 2, S. 66–85

Efing, Christian: Handlungsintegrierte Förderung der berufsbezogenen Schreibkompetenz gering Literalisierter – Konzept und Befunde zur Wirksamkeit am Beispiel von KOFISCH. In: Wimmer, Christopher; Tafner, Georg (Hrsg.): Grundbildung und Habitus. Wiesbaden 2025, S. 305–337. DOI: **https://doi.org/10.1007/978-3-658-47254-2_12**

Efing, Christian: Input = Output?! Berufliches Schreiben als (Ab-)Schreiben von und nach Vorbildern. In: Journal für Schreibwissenschaft 24 (2022) 2, S. 7–27

Efing, Christian: Formulare als textuelle Herausforderungen in der beruflichen Ausbildung. In: Efing, Christian; Kiefer, Karl-Hubert (Hrsg.): Sprache und Kommunikation in der beruflichen Aus- und Weiterbildung. Ein interdisziplinäres Handbuch. Tübingen 2018, S. 373–382

Efing, Christian: Sprachlich-kommunikative Anforderungen in der betrieblichen Ausbildung. In: Efing, Christian (Hrsg.): Ausbildungsvorbereitung im Deutschunterricht der Sekundarstufe I. Sprachlich-kommunikative Facetten von „Ausbildungsfähigkeit“. Frankfurt am Main 2013, S. 123–145

Efing, Christian: Schreiben für den Beruf. In: Schneider, Hansjakob (Hrsg.): Wenn Lesen und Schreiben trotzdem gelingen. Literale Sozialisation und Sinnerfahrung. Weinheim, München 2011, S. 38–62

Efing, Christian: Kommunikative Anforderungen an Auszubildende in der Industrie. In: Fachsprache 32 (2010) 1-2, S. 2–17

Fürstenberg, Maurice: Zur Qualität KI-generierten Feedbacks. Ein explorativer Vergleich menschlicher und künstlicher Intelligenzen. In: Müller, Hans-Georg; Fürstenberg, Maurice (Hrsg.): DeutschGPT – Deutschunterricht im Dialog mit Künstlicher Intelligenz. Berlin 2025, S. 163–190

Grotlüschen, Anke; Buddeberg, Klaus; Dutz, Gregor; Heilmann, Lisanne; Stammer, Christopher: Hauptergebnisse und Einordnung zur LEO-Studie 2018 – Leben mit geringer Literalität. In: Grotlüschen, Anke; Buddeberg, Klaus (Hrsg.): LEO 2018. Leben mit geringer Literalität. Bielefeld 2020, S. 13–64

Grotlüschen, Anke; Riekmann, Wibke (Hrsg.): Funktionaler Analphabetismus in Deutschland. Ergebnisse der ersten leo. – Level-One Studie. Münster 2012

Koch, Vanessa: KI als Diskurspartner im Deutschunterricht. Ein Unterrichtsversuch zur Förderung der argumentativen Schreibkompetenz am Beispiel des Romans *Die Welle*. Kleine Kieler Beiträge zu Künstlicher Intelligenz 3. Kiel 2025. DOI: **https://doi.org/10.38071/2025-01682-2**

Konstantinidou, Liana; Madlener-Charpentier, Karin; Hoefele, Joachim: Schreibförderung in der beruflichen Bildung aus DaF-/DaZ-Perspektive. In: Efing, Christian; Kalkavan-Aydın, Zeynep (Hrsg.): Berufs- und Fachsprache Deutsch. Ein Handbuch aus DaF- und DaZ-Perspektive. Berlin, Boston 2024, S. 349–361

Marek, Stefanie: Corporate Literacy Management. Ein integrierendes Weiterbildungskonzept zwischen Unternehmenskommunikation und beruflicher Schreibdidaktik. In: Sprache im Beruf 8 (2025) 1, S. 88–107

Marek, Stefanie: Schreibende Professionals – Typologie einer Zielgruppe für Weiterbildungen im beruflichen Schreiben. In: HERMES. Journal of Language and Communication in Business 64 (2024), S. 313–330

Müller, Hans-Georg; Fürstenberg, Maurice: Vorwort. In: Müller, Hans-Georg; Fürstenberg, Maurice (Hrsg.): DeutschGPT – Deutschunterricht im Dialog mit Künstlicher Intelligenz. Berlin 2025, S. 7–12

Münch-Manková, Zuzana: Der professionelle Umgang mit KI-basierten Sprachsystemen als Teil der fachspezifischen digitalen Kompetenz von DaF/Z-Lehrkräften. In: Kontexte 2 (2024) 2, S. 33–51

Nuxoll, Florian: Skill Skipping. Was Lehrpersonen tun können, damit KI nicht Lernprozesse verhindert. In: Lehren & Lernen 50 (2024) 6, S. 11–12

Philipp, Maik: »ChatGPT kann Fehler machen. Überprüfe wichtige Informationen.« Schreiben mit epistemischer Funktion in Zeiten der KI – Implikationen aus Sicht des Lesens. In: Mitteilungen des Deutschen Germanistenverbandes 72 (2025) 3, S. 318–332

Philipp, Maik: Ausbildungsvorbereitende Schreibförderung in der Sekundarstufe I. In: Efing, Christian; Kiefer, Karl-Hubert (Hrsg.): Sprache und Kommunikation in der beruflichen Aus- und Weiterbildung. Ein interdisziplinäres Handbuch. Tübingen 2018, S. 349–359

Philipp, Maik: Because Writing Matters! (Berufliches) Schreiben und seine effektive Förderung. In: Efing, Christian (Hrsg.): Sprache und Kommunikation in der beruflichen Bildung. Modellierung – Anforderungen – Förderung. Frankfurt am Main 2015, S. 151–168

Pitzen, Lisanne: Peer- vs. KI-Feedback. Wie Schüler*innen der Sekundarstufe I Textfeedback zu einer Zusammenfassung rezipieren. Kleine Kieler Beiträge zu Künstlicher Intelligenz 1. Kiel 2025. DOI: **https://doi.org/10.38071/2025-01281-7**

Reinmann, Gabi: Deskilling durch Künstliche Intelligenz? Potenzielle Kompetenzverluste als Herausforderung für die Hochschuldidaktik. In: Hochschulforum Digitalisierung (2023). URL: **https://hochschulforumdigitalisierung.de/sites/default/files/dateien/HFD_DP_25_Deskilling.pdf** (Stand: 10.12.2025)

Seyffarth, Jasper: Wie nutzen Schüler*innen einer achten Klasse ChatGPT im Schreibprozess? Eine explorative Studie zum Zusammenhang von Nutzungsverhalten und Schreibkompetenz. Kleine Kieler Beiträge zu Künstlicher Intelligenz 5. Kiel 2026. DOI: **https://doi.org/10.38071/2026-00242-2**

Steinhoff, Torsten: Künstliche Intelligenz als Ghostwriter, Writing Tutor und Writing Partner. Zur Modellierung und Förderung von Schreibkompetenzen im Zeichen der Automatisierung und Hybridisierung der Kommunikation am Beispiel des Schreibens mit ChatGPT in der 8. Klasse. In: Albrecht, Christian; Brüggemann, Jörn; Kretschmann, Tabea; Meier, Christel (Hrsg.): Personale und funktionale Bildung im Deutschunterricht. Theoretische, empirische und praxisbezogene Perspektiven. Berlin 2025, S. 85–99

Steinhoff, Torsten: Macht Künstliche Intelligenz den Schreibunterricht überflüssig? In: Schicker, Stephan; Akbulut, Muhammed; Reinsperger, Vicotria; Hendler, Melanie (Hrsg.): Zusammen:gedacht. Transdisziplinäre Perspektiven auf Literalität und Schreiben in Deutsch im Kontext von Mehrsprachigkeit. Festschrift für Sabine Schmölzer-Eibinger. Weinheim, Basel 2024, S. 179–183

Steinhoff, Torsten: Der Computer schreibt (mit). Digitales Schreiben mit Word, WhatsApp, ChatGPT & Co. als Koaktivität von Mensch und Maschine. In: Medien im Deutschunterricht 5 (2023) 1, S. 1–6

Steinhoff, Torsten; Lehnen, Katrin: Schreiben mit Künstlicher Intelligenz: Das GPT-Modell (Ghost, Partner, Tutor). In: leseräume.de 11 (2025)

Wessels, Doris: ChatGPT – ein Meilenstein der KI-Entwicklung. In: Forschung & Lehre (2022). URL: **https://www.forschung-und-lehre.de/lehre/chatgpt-ein-meilenstein-der-ki-entwicklung-5271** (Stand: 10.12.2025)

Wolski, Przemysław: Kooperation und Autonomie im KI-gestützten berufsbezogenen Unterricht DaF. In: Sprache im Beruf 8 (2025) 2, S. 111–130

Die Autoren

Jasper Seyffarth
Bergische Universität Wuppertal
j.seyffarth-hk@uni-wuppertal.de

Jasper Seyffarth arbeitet derzeit als wissenschaftliche Hilfskraft bei Frau Prof. Kirsten Schindler im Arbeitsbereich der Didaktik der deutschen Sprache und Literatur. Seine Forschungsinteressen liegen in der Sprach- und Mediendidaktik unter den Bedingungen von KI, insbesondere im Zusammenhang von KI-Nutzung und Schreibkompetenz.

Prof. Dr. Christian Efing
RWTH Aachen University
c.efing@isk.rwth-aachen.de
https://orcid.org/0000-0002-2488-6171

Christian Efing leitet den Lehrstuhl „Deutsche Sprache der Gegenwart“. Seine Forschungs- und Publikationsschwerpunkte liegen im Bereich Sprache/Kommunikation in Ausbildung und Beruf sowie Variationslinguistik. Er ist Gründer des SKiBB-Netzwerks (**www.berufsbildungssprache.de**) sowie der Zeitschrift „Sprache im Beruf“ (Franz Steiner Verlag).

Philipp Hartmann, Sabine Seufert

AI Literacy als organisationale Gestaltungsaufgabe der Berufsbildung

Vom KI-Führerschein für Lernende zur AI Readiness in Lehrbetrieben

1 KI als Herausforderung professioneller Handlungskompetenz in der Berufsbildung

Künstliche Intelligenz (KI) verändert berufliche Arbeits- und Lernprozesse zunehmend und wirkt dabei unmittelbar auf zentrale Dimensionen beruflicher Handlungskompetenz ein. Der Einsatz von KI verändert Anforderungen an Analyse-, Entscheidungs- und Kommunikationsprozesse und stellt professionelle Urteilsfähigkeit, Verantwortung und Fachlichkeit vor neue Anforderungen. Aktuelle arbeitsmarktbezogene Analysen zeigen, dass KI in den kommenden Jahren erhebliche strukturelle Veränderungen von Tätigkeitsprofilen und Kompetenzanforderungen in Deutschland bewirken wird (vgl. Zika u. a. 2025).

Für die Berufsbildung ergibt sich daraus die Aufgabe, KI den Lernenden nicht lediglich als neues Arbeitsmittel darzustellen, sondern Lernende systematisch zur reflektierten und verantwortungsbewussten Nutzung von KI in beruflichen Handlungssituationen zu befähigen. Vor diesem Hintergrund greifen rein instrumentelle Qualifizierungsangebote zu kurz, da sie KI primär als technisches Werkzeug behandeln und organisationale, didaktische sowie verantwortungsbezogene Rahmenbedingungen der KI-Nutzung weitgehend ausblenden.

Der Beitrag verfolgt drei Ziele: Erstens wird AI Literacy für die Berufsbildung als mehrdimensionale, entwickelbare Kompetenz konzeptualisiert, die Selbstregulation, metakognitive Urteilsfähigkeit und verantwortungsorientierte individuelle Nutzung (Human Agency) in den Mittelpunkt stellt. Zweitens werden Gestaltungsprinzipien für die Förderung von AI Literacy entwickelt, die den Übergang von individueller Kompetenzentwicklung zu organisationaler Verantwortung strukturieren. Drittens wird ein Fallbeispiel aus der Bankenbranche vorgestellt, das auf der Konzeption eines Trainings im Rahmen der betrieblichen Ausbildung in einer Schweizer Bank basiert und zeigt, wie ein KI-Führerschein als integriertes Qualifizierungsformat in einen umfassenden AI-Readiness-Prozess eingebettet werden kann. Die Durchführung begann im April 2026.

2 AI Literacy in der Berufsbildung: Kompetenzverständnis und Zielperspektive

Die Berufsbildung erkennt zunehmend Einsatzmöglichkeiten von KI, sodass diese in unterschiedlichen Fachrichtungen verstärkt diskutiert werden (vgl. Seufert u. a. 2021). In diesem Kontext entwickelt sich AI Literacy zu einem zentralen Schlüsselbegriff. Nachdem zu-

nächst intensiv diskutiert wurde, was KI ist und was nicht (vgl. beispielsweise Touretzky u. a. 2019; Touretzky/Gardner-McCune/Seehorn 2023; Long/Magerko 2020; Ng u. a. 2021), findet KI inzwischen eine direkte Anwendung durch Lehrende und Lernende, da zahlreiche Anwendungen seit mehreren Jahren einer breiten Öffentlichkeit zur Verfügung stehen. Der Begriff der AI Literacy umfasst daher in diesem Beitrag notwendiges technisches Wissen, anwendungsbezogenes Wissen sowie zukunftsorientierte, entwicklungsantizipierende Einstellungen der Lernenden (vgl. OECD 2025, S. 6).

Für die Berufsbildung impliziert dies, AI Literacy als pädagogisch und organisational zu gestaltende Kompetenz zu behandeln, deren Förderung in institutionellen Rahmenbedingungen, didaktischen Konzepten und verantwortungsorientierter Governance eingebettet sein muss. Bildungsangebote sollten daher Kompetenzen in verschiedenen Bereichen der KI fördern, damit die Entwicklung professioneller Urteilsfähigkeit im Umgang mit KI gezielt erkannt und verbessert wird.

Zentral ist dabei die Fähigkeit, KI als soziotechnische Ressource zu behandeln, deren Einsatz bewusst gesteuert, begrenzt und reflektiert wird. Soziotechnische Ressource wird in Anlehnung an Hardwig (2023) als Ausprägung eines sozio-technischen Systems verstanden, das soziale und technische Komponenten untrennbar miteinander verbindet und von Menschen gemeinsam gestaltet werden muss. AI Literacy zeigt sich folglich nicht in der möglichst effizienten Nutzung von KI, sondern in der qualitätsorientierten Entscheidung darüber, wann und in welcher Form sie in berufliche Entscheidungsprozesse eingebunden wird.

3 Gestaltungsprinzipien für die Förderung von AI Literacy identifizieren

Die zuvor dargestellte Perspektive rückt Selbstregulation, metakognitive Reflexion und Human Agency in den Mittelpunkt des Kompetenzverständnisses. Im folgenden Abschnitt werden vier Gestaltungsprinzipien zur Förderung von AI Literacy entwickelt.

3.1 Designbasierter Entwicklungsrahmen als konzeptionelle Grundlage

Design-Based-Research-Ansätze sind in der Bildungsforschung bereits seit längerer Zeit etabliert und weit verbreitet (vgl. Sandoval 2014, S. 18). Der iterative Entwicklungsrahmen ermöglicht eine systematische Untersuchung von Lehr-Lern-Prozessen in Bezug auf unterschiedliche Fragestellungen und zeichnet sich insbesondere durch seine grundlegende theoretische Fundierung aus, die ein verantwortungsvoll begründetes Vorgehen über gezielte Interventionen erlaubt und zugleich einen kollaborativen Ansatz verfolgt, in dem die Interessen unterschiedlicher beteiligter Akteure antizipiert und berücksichtigt werden (vgl. McKenney/Reeves 2019). So können Synergieeffekte zwischen Berufsbildungsforschung und -praxis gefördert werden.

Die Förderung von AI Literacy benötigt Bildungsangebote, die sie als entwickelbare Kompetenz systematisch begreifen. Der vorliegende Ansatz folgt einem designbasierten Entwicklungsverständnis, das individuelle Kompetenzentwicklung mit organisationalem Lernen verbindet. Auf dieser Grundlage werden vier Gestaltungsprinzipien abgeleitet, die den Übergang

von individueller AI Literacy zu organisationaler AI Readiness (siehe Abschnitt 4) strukturieren und den Bezugsrahmen für das Fallbeispiel in Abschnitt 5 bilden.

3.2 Die vier Gestaltungsprinzipien

Prinzip I: Progression durch Mastery Learning statt instrumentellem Tool-Training

AI Literacy entwickelt sich nicht durch die isolierte Vermittlung technischer Funktionen einzelner KI-Werkzeuge, sondern durch eine schrittweise Auseinandersetzung mit unterschiedlichen Rollen von KI in beruflichen Handlungssituationen (vgl. Seufert u. a. 2021; Wilbers 2021). Ein zentrales Gestaltungsprinzip besteht daher in einer qualitativen Progression des Anforderungsniveaus an die Lernenden, in der KI zunächst als Lernbegleiter, anschließend in dialogischen oder simulativen Settings und schließlich als reflexives Arbeitsmittel eingesetzt wird.

Bei klar definierten Kompetenzzielen sind Ansätze besonders geeignet, die einen ausgeprägten Lernzielbezug aufweisen (vgl. OECD 2025). Mastery Learning geht davon aus, dass alle Lernenden vorgegebene Lernziele auf hohem Leistungsniveau erreichen können, sofern das Lernen systematisch und adaptiv gestaltet ist (vgl. Block/Burns 1976). Während die Lernzeit variiert, bleibt das angestrebte Leistungsniveau (Mastery Level) für alle Lernenden konstant.

Instrumentelle Schulungslogiken sollten dabei vermieden und ein entwicklungsorientierter Zugang geschaffen werden, der die Qualität professioneller Urteils- und Entscheidungsprozesse in den Mittelpunkt stellt. So kann der Ansatz im Vergleich zu traditionellen Lehr-Lern-Ansätzen zu höheren durchschnittlichen Lernleistungen, nachhaltigerem Lernen sowie einer geringeren Leistungsstreuung führen (vgl. Block/Burns 1976). Ein gezieltes Pre-Assessment hilft, den Lerninhalt und den dazugehörigen Instruktionsprozess an die Anforderungen der Lernenden anzupassen (vgl. Guskey 2010). So wird durch das Mastery Learning in der Berufsbildung angestrebt, der häufig hohen Heterogenität von Lerngruppen gerecht zu werden und zugleich klare Ziele für Lerneinheiten systematisch zu adressieren (vgl. Block/Burns 1976).

Prinzip II: Metakognitiver Urteilsabgleich durch Self-Regulated Learning fördern

Winne und Hadwin (vgl. 1998) konzeptualisieren Lernen als einen aktiven, selbstregulierten Lernprozess (Self-Regulated Learning), der maßgeblich durch metakognitive Prozesse geprägt ist. Lernende interpretieren Aufgaben aktiv, setzen Ziele, planen und implementieren Strategien und überwachen und regulieren ihr Vorgehen kontinuierlich. Self-Regulated Learning bezeichnet einen Lernprozess, in dem Lernen aktiv selbst gesteuert wird. Auf Grundlage dieser Bewertungen passen sie ihr weiteres Vorgehen flexibel an.

Self-Regulated Learning führt nicht nur zu einer veränderten Rolle der Lehrenden, sondern auch zu einer aktiveren Rolle der Lernenden im Lernprozess. Metakognitive Kompetenzen müssen dabei systematisch aufgebaut und gefördert werden (vgl. Seufert/Rohwer/Zimmermann 2025). Insbesondere kritisches Denken stellt eine zentrale Fähigkeit dar, um die Ergebnisse der KI beurteilen und KI-Anwendungen effektiv für Lern- und Arbeitsprozesse nutzen zu können (vgl. Chiu u. a. 2024). Metakognitives Wissen lässt sich im Rahmen selbst-

regulierter Lernprozesse gezielt steuern und weiterentwickeln (vgl. Winne/Hadwin 1998; Winne/Perry 2000). Besonders hervorgehoben wird dabei die zentrale Rolle von metakognitivem Monitoring und Feedback als Auslöser selbstregulatorischer Anpassungsprozesse.

Der metakognitive Urteilsabgleich ist zentral für AI Literacy, da KI weder Kontextverständnis hat noch Verantwortung übernimmt. Lernarrangements müssen gezielt Reflexionsgelegenheiten schaffen, insbesondere in dialogischen oder simulativen Szenarien, in denen entschieden wird, wann KI-Impulse übernommen, angepasst oder bewusst zurückgewiesen werden.

Prinzip III: Verantwortungsorientierte individuelle Nutzung (Human Agency)

Ein zentrales Merkmal von AI Literacy ist die explizite Zuschreibung von Verantwortung an menschliche Akteure. Human Agency bezeichnet den Grad der menschlichen Kontrolle, Verantwortung und aktiven Beteiligung an der Ausführung von Arbeitsaufgaben im Kontext von KI (Shao u. a. 2025). Es wird als zentrales normatives und analytisches Konzept verstanden, das beim Einsatz von KI explizit zwischen vollständiger Automatisierung und kooperativer Mensch-KI-Zusammenarbeit (Augmentation) differenziert. Es fungiert damit als menschenzentrierte Bewertungsdimension, die sowohl arbeitsbezogene Präferenzen von Beschäftigten als auch verantwortungsvolle KI-Entwicklung adressiert. Ziel ist es, KI-Systeme so zu gestalten, dass sie menschliche Kompetenzen ergänzen und den gewünschten Handlungsspielraum der Arbeitenden bewahren.

Qualifizierungsformate müssen verdeutlichen, dass KI keine Verantwortung trägt, sondern Entscheidungen und Konsequenzen beim Menschen bleiben. Durch die bewusste Thematisierung wird KI-Nutzung als Bestandteil professionellen Handelns verankert und zugleich die Grundlage für eine verantwortungsorientierte organisationale Einbettung im Sinne von AI Readiness geschaffen.

Prinzip IV: Verantwortungsorientierte organisationale Einbettung

Bildungsangebote über und mit KI sollten innerhalb von Organisationen nicht isoliert durchgeführt werden, sondern gezielt in bestehende Strukturen, Rollen und Entscheidungsprozesse eingebettet sein (vgl. Hardwig 2023). Dazu zählt im betrieblichen Kontext insbesondere die frühzeitige Einbindung von Führungskräften, IT-Abteilungen sowie der Personalentwicklung, um klare Verantwortlichkeiten, Lernziele und Handlungsgrenzen zu definieren. Nur wenn KI-Anwendungen an die jeweilige Arbeitsrealität, das Kompetenzniveau und die Verantwortungsbereiche der Teilnehmenden angepasst sind, können Bildungsangebote eine nachhaltige Wirkung entfalten und zugleich Fehlanwendungen oder unrealistische Erwartungen vermeiden (vgl. Happ u. a. 2024).

Beim Einsatz von KI in Bildungskontexten ist schon in der Phase der Konzeption frühzeitig ersichtlich, dass ein besonderes Augenmerk auf den Datenschutz zu legen ist. Die Art der Tools und der Umgang mit diesen muss eindeutig geregelt sein. Lehrbetriebe bestehen darauf, dass reale Personen-, Kunden- oder Unternehmensdaten in öffentlich zugänglichen KI-Systemen nicht verwendet werden dürfen. Ebenso sind unbeabsichtigte, ethisch oder rechtlich problematische Eingaben zu vermeiden. Filtersysteme, transparente Regeln, praxisnahe, jedoch pseudonymisierte Beispiele sowie die gezielte Sensibilisierung für rechtliche

und ethische Verantwortung sind entscheidend, damit Lernende frühzeitig einen sicheren, reflektierten und verantwortungsvollen Umgang mit KI in ihrem jeweiligen beruflichen Kontext entwickeln können.[1]

Die Gestaltungsprinzipien machen deutlich, dass die Förderung von AI Literacy untrennbar mit betrieblichen Entscheidungs- und Lernprozessen verbunden ist. Abschnitt 4 greift diese Perspektive auf und führt AI Readiness als konzeptionellen Rahmen für die organisationale Integration von AI Literacy in der Berufsbildung ein.

4 AI Readiness als Rahmen für die organisationale Integration von AI Literacy

Anknüpfend an Luckin u. a. (2022) beschreibt AI Readiness die Fähigkeit von Bildungsorganisationen, KI pädagogisch begründet einzusetzen, ihre Nutzung dateninformiert zu reflektieren und menschliche Urteilskraft sowie Verantwortung systematisch abzusichern. Im Zentrum steht nicht die Frage, ob KI eingesetzt wird, sondern unter welchen pädagogischen, ethischen und organisationalen Bedingungen ihr Einsatz legitim, sinnvoll und verantwortbar ist.

Das EThICAL AI Readiness Framework (vgl. Luckin u. a. 2022) strukturiert AI Readiness als iterativen organisationalen Lernzyklus, der pädagogische Zielklärung, datengestützte Reflexion und Governance miteinander verbindet. Es umfasst sieben aufeinander bezogene Schritte, die von der Sensibilisierung für KI über organisationsspezifische Zielklärung, datenbasierte Analyse und didaktische Anwendung bis hin zu organisationalem Lernen und iterativer Weiterentwicklung reichen (vgl. Luckin u. a. 2022). EThICAL ist ein Akronym der Schritte Excite, Tailor & Hone, Identify, Collect, Apply, Learn und bildet einen iterativen Prozess – daher ist der finale Schritt „Iterate“. Im Folgenden wird das Framework als konzeptioneller Gestaltungsrahmen herangezogen, der Organisationen dabei unterstützt, AI Literacy systematisch zu fördern – ohne Verantwortung oder professionelle Urteilskraft an KI-Systeme zu delegieren.

AI Literacy und AI Readiness adressieren unterschiedliche, jedoch eng miteinander verschränkte Ebenen der KI-Integration in der Berufsbildung. Während AI Literacy auf die Entwicklung individueller Kompetenzen im Umgang mit KI zielt, beschreibt AI Readiness die organisationalen Voraussetzungen, unter denen diese Kompetenzen pädagogisch fundiert angebahnt, reflektiert und weiterentwickelt werden können.

Das EThICAL AI Readiness Framework operationalisiert AI Literacy damit nicht als individuelle Kompetenz, sondern als Ergebnis organisationaler Entscheidungs-, Lern- und Verantwortungsprozesse. Es schafft einen Orientierungsrahmen, in dem diagnostische Verfahren, metakognitive Reflexion und die explizite Zuschreibung von Agency systematisch miteinander verbunden werden. Auf diese Weise wird AI Literacy nicht nur gefördert, sondern zugleich organisational legitimiert, begrenzt und verantwortet.

Diese Perspektive bildet die konzeptionelle Grundlage für das folgende Fallbeispiel, das zeigt, wie ein KI-Führerschein als individuelles Qualifizierungsformat in einen umfassenderen

1 Vgl. URL: **https://artificialintelligenceact.eu/de/#** (Stand: 12.01.2026).

AI-Readiness-Prozess eingebettet werden kann. Im Unterschied zu bisherigen digitalen Reifegradmodellen (z. B. Ifenthaler/Egloffstein 2020; Harder u. a. 2020) dient AI Readiness im vorliegenden Beitrag nicht der Bewertung organisationaler Leistungsfähigkeit, sondern der Strukturierung reflexiver Gestaltungsprozesse. AI Readiness fungiert damit als vermittelnde Ebene zwischen pädagogischem Design (Abschnitt 3) und konkreter organisationaler Umsetzung (Abschnitt 5).

5 Fallbeispiel: Vom KI-Führerschein zur AI Readiness im Lehrbetrieb der Bankenbranche

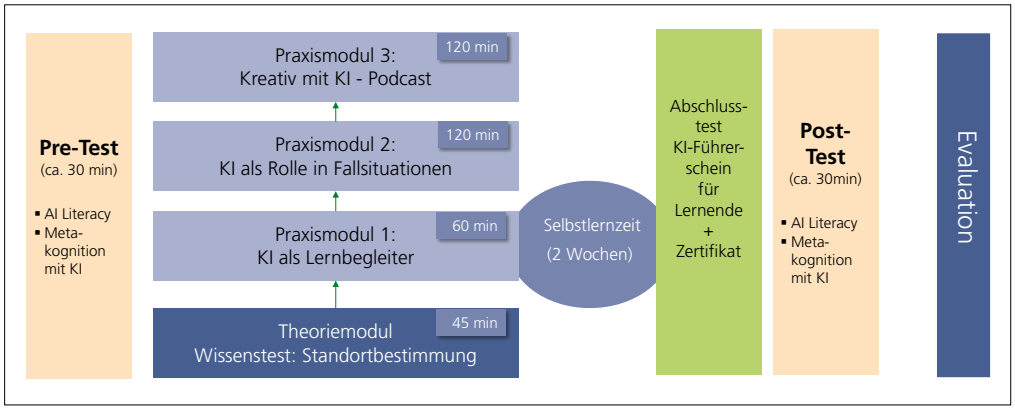
KI berührt im Kontext der schweizerischen Bankenbranche zentrale berufliche Handlungssituationen, etwa Analyse-, Beratungs- und Dokumentationsprozesse, und stellt etablierte Praktiken der Verantwortung und Qualitätssicherung infrage. Die Lernenden befinden sich in der Ausbildung zum Kaufmann bzw. zur Kauffrau EFZ (EFZ = Eidgenössisches Fähigkeitszeugnis; in Deutschland Anschlusszeugnis eines dualen Ausbildungsberufs) und lernen entsprechend in einem dualen Bildungskontext mit schulischen und beruflichen Lernanteilen (vgl. SKKAB 2021a; 2021b). Die KI-Nutzung erfolgt in diesem Zusammenhang bislang häufig in informellen Kontexten, da derzeit kaum curriculare Bildungsziele verankert sind. Damit einher geht eine mangelnde Transparenz hinsichtlich Zuständigkeiten und Kompetenzanforderungen, was die Nutzung von Schatten-KI, also unregulierte KI-Nutzung, begünstigt. Das Qualifizierungsformat wird im Rahmen einer Kooperation mit dem Bildungs- und Innovationszentrum Smartfeld e. V. entwickelt und umgesetzt, das als Praxispartner für die Konzeption, Durchführung und technische Rahmung des KI-Führerscheins fungiert (**https://www.smartfeld.ch**). Ziel ist es, AI Literacy systematisch zu fördern und damit AI Readiness aufzubauen. Darüber hinaus sollen auch Ausbildungsverantwortliche befähigt werden, organisationale Entscheidungs- und Steuerungsfähigkeit im Umgang mit KI zu entwickeln.

5.1 Der KI-Führerschein als Qualifizierungs- und Beurteilungsmaßnahme

Der KI-Führerschein, als mastery-orientiertes Qualifizierungsformat, konzipiert Lernen, Diagnose und Reflexion systematisch verschränkt. Er beginnt mit einer mehrdimensionalen Standortbestimmung, bestehend aus einer Selbsteinschätzung der AI Literacy, einer Selbsteinschätzung metakognitiver Aspekte im Umgang mit KI sowie einem Wissenstest, der als Zugangsvoraussetzung zum KI-Führerschein fungiert.

Die Pre-Erhebungen dienen nicht der Leistungsselektion, sondern der diagnostischen Aktivierung (vgl. Yurt 2025; Schraw/Dennison 1994). Lernende reflektieren ihre eigenen Nutzungsmuster, Annahmen und Unsicherheiten und werden frühzeitig mit der Mehrdimensionalität von AI Literacy konfrontiert. Der Wissenstest stellt zugleich sicher, dass grundlegende fachliche und konzeptionelle Mindestanforderungen im Umgang mit KI erfüllt sind. Er schafft einen gemeinsamen Referenzrahmen für die nachfolgenden Lernprozesse. Abbildung 1 visualisiert dies und verdeutlicht die diagnostische Rahmung, die stufenweise Entwicklung der KI-Rolle sowie die Verzahnung von individueller Kompetenzentwicklung und organisationaler Evaluation.

Abbildung 1: Aufbau des KI-Führerscheins als mastery-orientiertes Qualifizierungs- und Diagnoseformat



Quelle: eigene Darstellung

Auf dieser Grundlage folgen praxisorientierte Lernmodule, die sich an typischen Handlungssituationen der Bankenbranche orientieren und eine gezielte Kompetenzprogression abbilden. Zunächst wird KI als unterstützender Lernbegleiter eingesetzt, etwa zur Strukturierung von Fachinformationen oder zur Vorbereitung beruflicher Situationen. In einem zweiten Modul wird KI in fallspezifischen, dialogischen Settings genutzt, um Perspektiven, Entscheidungslogiken und implizite Annahmen sichtbar zu machen. Ein drittes Modul adressiert KI als kommunikatives und kreatives Werkzeug, wobei Fragen von Autorenschaft, Verantwortung und Qualitätssicherung explizit thematisiert werden. Eine beispielhafte Lernaktivität aus dem Modul zu Fallsituationen ist in folgendem Infokasten skizziert.

Beispiel: Aufgabenbeschreibung aus Praxismodul 2

Ihr arbeitet in Gruppen. Jede Gruppe erhält einen Fall mit einer konkreten Praxissituation, die anschließend mit einem KI-Chatbot simuliert werden soll.
Zunächst analysiert ihr den Fall und arbeitet heraus, welche Problematik sich aus der beschriebenen Formulierung bzw. dem KI-Einsatz ergibt (Aufgabe 1).
Anschließend entwickelt ihr auf dieser Grundlage einen geeigneten Prompt mithilfe des 5-Ebenen-Kontextmodells, der den Chatbot für die Simulation instruiert (Aufgabe 2).
Danach führt ihr die Simulation im KI-Chatbot durch und gestaltet ein entsprechendes Kundengespräch (Aufgabe 3). Falls ihr mit dem Verlauf unzufrieden seid, überarbeitet ihr euren Prompt und testet ihn erneut.
Abschließend reflektiert ihr den geführten Dialog in eurer Gruppe anhand der Leitfragen (Aufgabe 4).

Eine abschließende Wissensprüfung sowie die Zertifizierung markieren keinen Endpunkt, sondern einen Zwischenstand der Kompetenzentwicklung. Eine Post-Erhebung zu AI Literacy und Metakognition im Umgang mit KI macht individuelle Entwicklungsverläufe sichtbar und bildet zugleich die Grundlage für eine aggregierte organisationale Reflexion der KI-Nutzung im Lehrbetrieb (vgl. Yurt 2025; Schraw/Dennison 1994).

5.2 Organisationale Rahmung: AI Readiness der Auszubildenden fördern

Die organisationale Wirkung des KI-Führerscheins entfaltet sich durch seine bewusste Einbettung in einen AI-Readiness-Prozess gemäß des EThICAL Frameworks. Bereits die Kombination aus Pre-Test, Wissenstest und Post-Test übernimmt eine Sensibilisierungsfunktion (EXCITE) und signalisiert, dass KI als pädagogisch relevantes Thema organisational verantwortet wird.

Die Auswahl der Kompetenzdimensionen sowie die Entscheidung für banktypische Praxismodule stellen eine organisationsspezifische Zielklärung dar (TAILOR & HONE). Die Ergebnisse aus Selbsteinschätzung und Wissenstest ermöglichen eine differenzierte Standortbestimmung (IDENTIFY), ohne eine individuelle Leistungsbewertung vorzunehmen.

Die Datengrundlage wird gezielt erweitert (COLLECT) durch Pre- und Post-Erhebungen sowie aggregierte Nutzungsdaten aus der KI-Sandbox (vgl. OECD 2023), einer Möglichkeit technologische Anwendungen in einer geschützten Umgebung (pädagogisch und datenschutzkonform gestaltete Chatbots) auszuprobieren. Diese dienen ausschließlich der pädagogischen Analyse typischer Nutzungsmuster.

Die Nutzung der Daten erfolgt didaktisch gerahmt (APPLY): Erkenntnisse fließen in die Gestaltung der Module, in Reflexionsaufgaben und in die pädagogische Begleitung ein. Auf organisationaler Ebene werden die Daten aggregiert ausgewertet (LEARN), um Muster der Kompetenzentwicklung und KI-Nutzung zu identifizieren und Qualifizierungsangebote sowie Leitlinien weiterzuentwickeln.

Tabelle 1 zeigt, wie der KI-Führerschein als Qualifizierungsformat in einen iterativen AI-Readiness-Prozess eingebettet ist und die stufenweise Entwicklung der KI-Rolle mit organisationalen Entscheidungs- und Lernprozessen verbindet.

Tabelle 1: Einordnung des KI-Führerscheins in das EThICAL AI Readiness Framework

Schritt	Funktion im organisationalen Kontext	Umsetzung im KI-Führerschein (Bankenbranche)
EXCITE	Sensibilisierung für KI als pädagogisch und organisational relevantes Thema	Pre-Erhebung zu AI Literacy und Metakognition, Einführung des Wissenstests als Signal organisationaler Verantwortung und Relevanz von KI
TAILOR & HONE	Organisationsspezifische Zielklärung und pädagogische Rahmung	Festlegung normativer AI-Literacy-Dimensionen (framework-orientiert) und Auswahl banktypischer, verantwortungssensibler Handlungssituationen
IDENTIFY	Standortbestimmung zur pädagogischen Orientierung auf individueller und organisationaler Ebene	Kombination aus Selbsteinschätzungen (AI Literacy, Metakognition) und Wissenstest zur individuellen Reflexion sowie zur Identifikation aggregierter Orientierungs- und Unterstützungsbedarfe
COLLECT	Erweiterung der Datengrundlage zur reflexiven Analyse von Lern- und Nutzungspraktiken	Pre-/Post-Erhebungen zu AI Literacy und Metakognition mit KI sowie anonymisierte, aggregierte Nutzungsindikatoren aus der didaktisch gerahmten KI-Sandbox, Evaluationsdaten
APPLY	Didaktische Umsetzung und pädagogische Rahmung von KI-Nutzung	Umsetzung in praxisorientierten Modulen mit expliziter Rollenklärung der KI: Lernbegleiter zur Strukturierung und Unterstützung von Self-Regulated Learning; dialogische Fallsimulation zur Reflexion beruflicher Entscheidungssituationen; generatives Werkzeug zur Erstellung eines Podcasts als Reflexionsinstrument
LEARN	Organisationale Erkenntnisgewinnung und Mustererkennung	Aggregierte Analyse von Entwicklungs-, Nutzungs- und Kompetenzmustern als Grundlage für pädagogische und organisationale Reflexion
ITERATE	Reflexion, Governance und Weiterentwicklung	Weiterentwicklung des Wissenstests, Anpassung der Praxismodule; Präzisierung organisationaler Leitlinien zum verantwortungsvollen Umgang mit KI

6 Diskussion und Ausblick

Der Beitrag zeigt, dass AI Literacy in der Berufsbildung nicht als isoliertes individuelles Lernziel, sondern als Bestandteil betrieblicher Entscheidungs-, Lern- und Verantwortungsprozesse zu verstehen ist. Die Verknüpfung der Gestaltungsprinzipien mit dem EThICAL AI Readiness Framework verdeutlicht, unter welchen pädagogischen, daten- und governance-bezogenen Bedingungen kompetente und verantwortungsvolle KI-Nutzung ermöglicht werden kann.

Das Fallbeispiel dient als konzeptionelle Illustration und erhebt keinen Anspruch auf empirische Wirkungsnachweise. Es macht jedoch sichtbar, wie individuelle Kompetenzentwicklung, diagnostische Orientierung und organisationale Rahmung im Sinne von AI Readiness systematisch miteinander verbunden werden können.

Daraus ergeben sich zentrale Forschungs- und Entwicklungsfragen, vor allem zur langfristigen Wechselwirkung zwischen organisationaler AI Readiness und individueller AI Literacy sowie zur Rolle aggregierter Nutzungsdaten bei der Unterscheidung augmentierender und automatisierender KI-Nutzung. Die gezielte Sammlung und Auswertung von Interaktions- und Nutzungsdaten in Lernumgebungen helfen der Forschung durch eine Optimierung

von Lehr-Lern-Szenarien und Lernumgebungen. Weiterer Forschungsbedarf besteht zudem hinsichtlich der Förderung professioneller Urteilsfähigkeit, metakognitiver Reflexion und Human Agency in KI-gestützten Arbeits- und Lernprozessen.

Der Beitrag verweist auf die Bedeutung einer institutionellen Verankerung von AI Literacy und AI Readiness in der Berufsbildung. Künftige Arbeiten sollten untersuchen, wie organisationale Lernprozesse, ethische Leitlinien und dateninformierte Reflexion systematisch in bestehende Strukturen der Lernortkooperation integriert und mit vorhandenen institutionalisierten Konzepten zu AI Literacy verknüpft werden können.

Literatur

Block, James H.; Burns, Robert B.: Mastery Learning. In: Review of Research in Education (1976) 4, S. 3–49. DOI: **https://doi.org/10.3102/0091732X004001003**

Chiu, Thomas K. F.; Chen, Yifan; Yau, King Woon; Chai, Ching-Sing; Meng, Helen; King, Irwin; Wong, Savio; Yam, Yeung: Developing and validating measures for AI Literacy Tests: From self-reported to objective measures. In: Computers and Education: Artificial Intelligence (2024) 7, 100282. DOI: **https://doi.org/10.1016/J.Caeai.2024.100282**

Guskey, Thomas R.: Lessons of Mastery Learning. In: Educational Leadership 68 (2010) 2, S. 52–57. URL: **https://www.researchgate.net/publication/236273526_Lessons_of_Mastery_Learning** (Stand: 12.01.2026)

Happ, Roland; Kögler, Kristina; Schmidt, Jacqueline; Egloffstein, Marc: Editorial. In: Empirische Pädagogik 38 (2024) 1, S. 6–8. DOI: **https://doi.org/10.62350/qvhq3765**

Harder, Andreas; Imboden, Serge; Glassey-Revidoli, Deborah; Schumann, Stephan: Schulleitungshandeln in Zeiten der digitalen Transformation – ‚Business as usual' oder ‚Alles ist neu?'. In: Heinrichs, Karin; Kögler, Kristina; Siegfried, Christin (Hrsg.): Berufliches Lehren Und Lernen: Grundlagen, Schwerpunkte Und Impulse Wirtschaftspädagogischer Forschung. BWP, Profil 6, Digitale Festschrift Für Eveline Wuttke. 2020. URL: **https://www.bwpat.de/profil6_wuttke/harder_etal_profil6.pdf** (Stand: 07.01.2026)

Hardwig, Thomas: Einführung digitaler Technik in Schulen als Anwendungsfall für die sozio-technische Systemgestaltung. In: Gr Interakt Org (2023) 54, S. 41–54. DOI: **https://doi.org/10.1007/s11612-023-00667-8**

Ifenthaler, Dirk; Egloffstein, Marc: Development and Implementation of a Maturity Model of Digital Transformation. In: Techtrends (2020) 64, S. 302–309. DOI: **https://doi.org/10.1007/s11528-019-00457-4**

Long, Duri; Magerko, Brian: What Is AI Literacy? Competencies and Design Considerations. In: CHI '20: Proceedings of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems. 2020. DOI: **https://doi.org/10.1145/3313831.3376727**

Luckin, Rosemary; Cukurova, Mutlu; Kent, Carmel; Du Boulay, Benedict: Empowering Educators to be AI-ready. In: Computers And Education Artificial Intelligence 3 (2022), 100076. DOI: **https://doi.org/10.1016/J.Caeai.2022.100076**

McKenney, Susan; Reeves, Thomas C.: Conducting Educational Design Research. 2. Auf. New York 2019. DOI: **https://doi.org/10.4324/9781315105642**

Ng, Davy Tsz Kit; Leung, Jac Ka Lok; Chu, Samuel Kai Wah; Qiao, Maggie Shen: Conceptualizing AI Literacy: An exploratory review. Computers and Education: Artificial Intelligence (2021) 2, 100041. DOI: **https://doi.org/10.1016/j.caeai.2021.100041**

OECD – Organisation for Economic Co-operation and Development (Hrsg.): Empowering Learners for the Age of AI: An AI Literacy Framework for Primary and Secondary Education (Review Draft). 2025. URL: **https://ailiteracyframework.org** (Stand: 07.01.2026)

OECD – Organisation for Economic Co-operation and Development (Hrsg.): Regulatory sandboxes in artificial intelligence. OECD Digital Economy Papers No. 356. 2023. URL: **https://www.oecd.org/content/dam/oecd/en/publications/reports/2023/07/regulatory-sandboxes-in-artificial-intelligence_a44aae4f/8f80a0e6-en.pdf** (Stand: 10.03.2026)

Sandoval, William: Conjecture Mapping: An Approach To Systematic Educational Design Research. In: Journal Of The Learning Sciences (2014) 23, S. 18–36, DOI: **https://doi.org/10.1080/10508406.2013.778204**

Schraw, Gregory; Dennison, Rayne Sperling: Assessing Metacognitve Awareness. In: Conteporary Educational Psychology (1994) 19, S. 460–475. DOI: **https://doi.org/10.1006/Ceps.1994.1033**

Seufert, Sabine; Guggemos, Josef; Ifenthaler, Dirk; Ertl, Hubert; Seifried, Jürgen (Hrsg.): Künstliche Intelligenz in der Beruflichen Bildung. Zukunft der Arbeit mit intelligenten Maschinen?! In: Zeitschrift für Berufs- und Wirtschaftspädagogik (2021) 31, S. 9–27 (Editorial). DOI: **https://doi.org/10.25162/9783515130752**

Seufert, Sabine; Rohwer, Kira; Zimmermann, Andri: Investigating the Division of Labour in Student-AI-Collaboration on Critical Thinking Tasks. In: IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies (ICALT). Taiwan 2025, S. 249–253. URL: **https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/11194874?Casa_token=d5do7i0fxtyaaaaa:3aepjysx9rj7x3cgfps1nd_vatohradlrnaocqefu6ciw3imocd35hczxfi2bjw1wyr8wyuhhvqb** (Stand: 07.01.2026)

Shao, Yijia; Zope, Humishka; Jiang, Yucheng; Pei, Jiaxin; Nguyen, David; Brynjolfsson, Erik; Yang, Diyi: Future of Work with AI Agents: Auditing Automation and Augmentation Potential across the U.S. Workforce. 2025. DOI: **https://doi.org/10.48550/arxiv.2506.06576**

SKKAB – Schweizerische Konferenz der kaufmännischen Ausbildungs- und Prüfungsbranchen (Hrsg.): Nationaler Lehrplan Berufsfachschule Kauffrau/Kaufmann EFZ. 1. Lehrjahr. 2021a. URL: **https://www.kvz-schule.ch/fileadmin/data/dokumente/bildungsangebot/grundbildung/efz/lehrplaene/nationaler_lehrplan_berufsfachschule_kauffrau-kaufmann_efz_1._lehrjahr.pdf** (Stand: 07.01.2026)

SKKAB – Schweizerische Konferenz der kaufmännischen Ausbildungs- und Prüfungsbranchen (Hrsg.): Nationaler Lehrplan Berufsfachschule Kauffrau/Kaufmann EFZ. 2. Lehrjahr. 2021b. URL: **https://www.kvz-schule.ch/fileadmin/data/dokumente/bildungsangebot/grundbildung/efz/lehrplaene/nationaler_lehrplan_berufsfachschule_kauffrau-kaufmann_efz_2._lehrjahr.pdf** (Stand: 07.01.2026)

Touretzky, David; Gardner-McCune, Christina; Martin, Fred; Seehorn, Deborah: Envisioning AI For K-12: What Should Every Child Know About AI? In: Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence (2019) 33, S. 9795–9799. DOI: **https://doi.org/10.1609/Aaai.V33i01.33019795**

Touretzky, David; Gardner-McCune, Christina; Seehorn, Deborah: Machine Learning And The Five Big Ideas. In: International Journal of Artificial Intelligence in Education (2023) 33, S. 233–266. DOI: **https://doi.org/10.1007/S40593-022-00314-1**

Wilbers, Karl: Kaufmännische Aus- und Weiterbildung in der Industrie im Umbruch. Digitale Transformation im Zuge von Industrie 4.0 und künstlicher Intelligenz. In: Zeitschrift für Berufs- und Wirtschaftspädagogik – Beiheft (2021) 31, S. 55–76

Winne, Philip H.; Hadwin, Allyson F: Studying As Self-Regulated Learning. In: Metacognition In Educational Theory And Practice. In: Hacker, Douglas, J.; Dunlosky, John; Graesser, Arthur C. (Hrsg.): Metacognition in Educational Theory And Practice. Hillsdale, New Jersey 1998, S. 277–304

Winne, Philip H.; Perry, Nancy E.: Measuring Self-Regulated Learning. In: Boekaerts, Monique; Zeidner, Moshe; Pintrich, Paul R. (Hrsg.): Handbook of Self-Regulation. San Diego 2000, S. 277–304. DOI: **https://doi.org/10.1016/B978-012109890-2/50045-7**

Yurt, Eyüp: The Self-Regulation for AI-based Learning Scale: Psychometric properties and validation. In: International Journal of current Educational Studies (2025) 4, S. 95–118. DOI: **https://doi.org/10.46328/Ijces.176**

Zika, Gerd; Hassemer, Theresa-Marie; Hummel, Markus; Krebs, Bennet; Maier, Tobias; Mönnig, Anke; Schneemann, Christian; Weber, Enzo; Zenk, Johanna: Künstliche Intelligenz: Potenzielle Effekte für den deutschen Arbeitsmarkt. In: IAB-Forschungsbericht (2025) 23. URL: **https://doku.iab.de/forschungsbericht/2025/fb2325.pdf** (Stand: 05.06.2026)

Der Autor und die Autorin

Philipp Hartmann
Institut für Bildungsmanagement und Bildungstechnologien,
Universität St. Gallen (IBB-HSG)
philipp.hartmann@unisg.ch
https://orcid.org/0009-0000-0889-9282

Philipp Hartmann ist Wissenschaftlicher Mitarbeiter und Doktorand am Institut für Bildungsmanagement und Bildungstechnologien (IBB) an der Universität St. Gallen. Sein Forschungsgebiet liegt im Bereich von Educational Technologies, insbesondere zu KI in der kaufmännischen Bildung und Lehrerbildung.

Prof. Dr. Sabine Seufert
Institut für Bildungsmanagement und Bildungstechnologien,
Universität St. Gallen (IBB-HSG)
sabine.seufert@unisg.ch
https://orcid.org/0000-0002-3807-6460

Prof. Dr. Sabine Seufert ist Professorin für Wirtschaftspädagogik und Direktorin des Instituts für Bildungsmanagement und Bildungstechnologien (IBB) an der Universität St. Gallen. Ihr Forschungsschwerpunkt liegt im Bereich von Implikationen der KI auf die Berufsbildung und KI-basiertem Lernen und Lehren.

Katharina Hähn, Benedikt Severin

Unterstützung bei der Korrektur schriftlicher Aus- und Fortbildungsprüfungen – Möglichkeiten und Grenzen Künstlicher Intelligenz

1 Einleitung

Im dualen Aus- und Fortbildungssystem werden neben Multiple-Choice-Fragen häufig auch ungebundene Aufgaben (Freitext- oder Essay-Aufgaben) eingesetzt, bei denen ein Sachverhalt in eigenen Worten dargestellt werden soll. Der Korrekturaufwand ist hoch, da die inhaltliche Varianz in Wortwahl und Detailgenauigkeit das Textverständnis erschwert. Durch die fortschreitende Digitalisierung ergeben sich neue Möglichkeiten, die Prüfungs- und Korrekturprozesse zu verändern und zu verbessern (vgl. Schönefeldt/Ibba/Schwarz 2023). Neben digitalen Lern- und Prüfungsplattformen eröffnen insbesondere die Fortschritte im Bereich Künstlicher Intelligenz (KI) und maschineller Sprachverarbeitung mit großen KI-Sprachmodellen (Large Language Models, LLMs) wie ChatGPT neue Potenziale für Unterstützungssysteme in der beruflichen Bildung (vgl. Hübsch u. a. 2024).

Im Rahmen des vom Bundesministerium für Forschung, Technologie und Raumfahrt geförderten Verbundvorhabens „KI-Exam – Automatische Vorsortierung von Essay-Aufgaben zur Unterstützung von Korrigierenden mithilfe Künstlicher Intelligenz“ (10/2023–09/2026) (**https://www.ki-exam.de**) arbeiten die Projektpartner an einer technischen Unterstützung für die Korrektur ungebundener Aufgaben. Die Projektskizze zum Systemkonzept und zur Umsetzungsplanung ist in einem Konferenzbeitrag zu finden (vgl. Hähn u. a. 2024). Vereinfacht gesagt sieht das Systemkonzept vor, dass ein digitales Prüfungssystem um KI-Dienste erweitert wird, um Prüfende bei der Korrektur von Freitextaufgaben zu unterstützen. Die KI-Dienste bieten eine sprachliche Vorkorrektur von Textantworten an, sortieren Prüfungsantworten anhand ihrer Ähnlichkeit in wiederkehrende Antwortvarianten vor und ermitteln außerdem die Ähnlichkeit von Antworten zur Musterlösung. Eine Digitalisierung von klassischen Papierprüfungen wird zunächst ausgeklammert; das Projekt basiert auf der Annahme, dass Prüfungen bereits digital abgelegt werden. Um die Vertraulichkeit sensibler Prüfungsdaten zu gewährleisten, werden die KI-Dienste und die hierfür genutzten KI-Modelle vom Anbieter des Prüfungssystems betrieben. So bleiben die Daten im Einflussbereich der prüfenden Institution.

KI-Systeme sind nicht auf ihre technischen Determinanten reduziert zu betrachten, sondern unter Berücksichtigung ihres soziotechnischen Systems (vgl. Hirsch-Kreinsen 2018). Dieses besteht aus technischen Geräten oder Anwendungen sowie organisatorischen und personellen, d. h. sozialen Elementen, die in einer interdependenten Beziehung zueinander stehen. Soziotechnische Systeme bestehen demnach „aus einer Vielzahl technischer und nicht-

technischer Komponenten, also aus Artefakten, Geräten, Verfahren, Techniken, Maschinen, Codes etc., aber ebenso aus Praktiken, Organisationen, Normen, Standards, Institutionen etc. (Weyer/Cepera 2021, S. 376). Ein KI-System stellt hier das technische Artefakt dar, fungiert dort als Schnittstelle der Interaktion und konstituiert die Beziehungen der Komponenten zueinander (vgl. ebd.). Welche Komponenten (Akteure, Regularien, Prozesse etc.) innerhalb des soziotechnischen Systems von KI-Exam im Projektkontext besonders relevant sind, wird im Folgenden skizziert.

Zentrale Modalitäten des Prüfungsgeschehens sind im Berufsbildungsgesetz (BBiG) bundesweit einheitlich geregelt. Die Abnahme aller Zwischen- und Abschlussprüfungen der dualen Aus- und der geregelten Fortbildung erfolgt durch paritätisch besetzte Prüfungsausschüsse oder Prüferdelegationen. Diese werden nach § 39 Absatz 1 BBiG von den Kammern als zuständige Stellen errichtet. Die Arbeit der Prüfenden erfolgt ehrenamtlich. Die Erstellung der Aufgaben für die Prüfungen erfolgt ebenfalls durch die Prüfungsausschüsse, sofern die Prüfungsordnungen der jeweiligen Kammer diese Aufgabe nicht an regionale oder überregionale Ausschüsse oder Institutionen der Aufgabenerstellung überträgt (§ 47 Absatz 2 BBiG). Zu jeder Aufgabe wird auch eine sogenannte Musterlösung (auch: Lösungsvorschlag) entwickelt, die als Orientierungshilfe bei der Korrektur herangezogen werden kann. Gemäß BBiG bewerten zwei Korrigierende unabhängig voneinander die Prüfungen. Bei der Leistungsbewertung in Abschlussprüfungen gilt das „Kollegialprinzip" – d. h., Entscheidungen müssen vom Ausschuss als Ganzes erfolgen (vgl. Lakies/Nehls 2009, S. 259). Mit dem Einsatz von KI-Systemen im Prüfungswesen wird die EU-Verordnung über Künstliche Intelligenz (KI-VO), die im Jahr 2024 in Kraft getreten ist, als zusätzlicher Rechtsrahmen relevant. Der Einsatz von KI im Bildungsbereich ist nicht unumstritten und bedarf besonderer Sorgfalt. Nach KI-VO geht unter bestimmten Bedingungen auch von KI-Systemen in Prüfungskorrekturverfahren ein hohes Risiko aus. Wie die Klassifikation des Systems KI-Exam nach aktueller Auslegung der KI-VO einzuschätzen ist, wird in Abschnitt 5 diskutiert.

Der vorliegende Beitrag stellt am Beispiel des KI-Exam-Systems dar, welche Wirkungen ein KI-basiertes System auf Korrekturprozesse entfalten kann. Folgenden systembezogenen Fragestellungen wird dabei nachgegangen:

1) Welche Handlungsroutinen und Herausforderungen bestehen bei der Korrektur von Freitextaufgaben in Aus- und Fortbildungsprüfungen technischer Berufe?
2) Mit welchen Funktionalitäten unterstützt das KI-Exam-System die Prüfenden im Korrekturprozess?
3) Inwieweit fühlen sich Prüfende durch die Funktionalitäten des KI-Exam-Systems im Korrekturprozess unterstützt?

Der Beitrag ist wie folgt aufgebaut: Abschnitt 2 legt die fachlichen und technischen Grundlagen für die KI-basierte Korrektur von Freitextaufgaben dar. Abschnitt 3 beschreibt das methodische Vorgehen, bestehend aus strukturierten Interviews und Usability-Tests, das diesem Beitrag zugrunde liegt. Abschnitt 4 beleuchtet die Herausforderungen bei der Korrektur anhand der Interviews, deren Bewältigung im KI-Exam-System und das Feedback aus dem Usability-Test. Abschnitt 5 bietet eine kritische Einordnung zum Einsatz von KI in der Kor-

rektur von Aus- und Fortbildungsprüfungen am Beispiel von Freitextaufgaben, mit besonderem Blick auf ethische und rechtliche Aspekte und zeigt weiterführende Forschungs- und Entwicklungsbedarfe auf.

2 Grundlagen

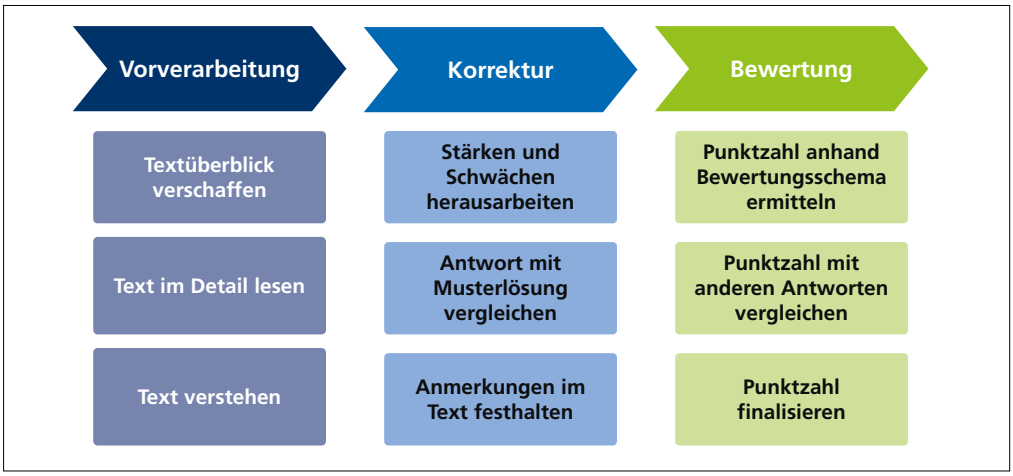
Im Folgenden wird zunächst das allgemeine Vorgehen bei der Korrektur von Freitextaufgaben vorgestellt (Abschnitt 2.1), welches sowohl für die analoge als auch für die KI-unterstützte Korrektur gilt. In Abschnitt 2.2 wird das Problem inkonsistenter Freitextkorrekturen beleuchtet, denen mit dem KI-Exam-System begegnet werden soll. Verwandte Arbeiten aus dem Bereich digitaler Unterstützungssysteme für die Freitextkorrektur werden in Abschnitt 2.3 vorgestellt und KI-Exam hiervon abgegrenzt. Der Abschnitt schließt in 2.4 mit den technischen Grundlagen des KI-Exam-Systems.

2.1 Ablauf der Freitextkorrektur

Im Gegensatz zu gebundenen Aufgaben, z. B. Multiple-Choice-Fragen, sind bei ungebundenen Aufgaben keine Antwortmöglichkeiten vorgegeben. Stattdessen werden Lösungen als Stichpunkte, Text, Skizze oder Rechnung niedergeschrieben. Bei KI-Exam geht es um diese Freitextaufgaben.

Die Korrektur von Freitextaufgaben gliedert sich grob in drei Phasen: Vorverarbeitung, Korrektur und Bewertung (vgl. Abbildung 1). Jede Phase umfasst mehrere Arbeitsschritte und Phasenrückschritte sind möglich. Laut Freedman und Calfee (1983) beginnt der Prozess mit dem Lesen und Verstehen einer Antwort. Es folgt die Korrektur, in der Stärken und Schwächen der Antworten untersucht und Antworten mit der Musterlösung verglichen werden. Die Bewertung überführt die Eindrücke der Korrektur in eine Punktzahl. Milanovic, Saville und Shuhong (1996) ergänzen einen initialen Textüberblick und eine fortlaufende Konsistenzprüfung in der Bewertungsphase. Bei Inkonsistenzen können auch frühere Bewertungen revidiert werden. Es kann ferner zwischen einer holistischen und einer analytischen Bewertung unterschieden werden (vgl. Weigle 2002). Bei der holistischen Bewertung wird anhand des Gesamteindrucks eine einzelne Bewertung vergeben. Die analytische Bewertung verwendet ein Schema, um die Erfüllung verschiedener Bewertungskriterien zu prüfen und daraus eine Gesamtpunktzahl abzuleiten. Das Bewertungsschema enthält die von Prüfenden erwarteten Aspekte einer korrekten Lösung.

Abbildung 1: Korrekturprozess von Freitextaufgaben



Quelle: eigene Darstellung

2.2 Konsistenz von Bewertungen

Freitextaufgaben bergen neben dem Korrekturaufwand auch das Risiko inkonsistenter Bewertung. Meadows und Billington (2005) identifizieren vier Kategorien an Einflussfaktoren:

1. Kontrast-Effekte,
2. das visuelle Textbild,
3. die Prüflinge und
4. die Prüfenden.

Kontrasteffekte beschreiben den Einfluss von zuvor bewerteten Antworten auf die Bewertung, z. B. kann eine durchschnittliche Antwort nach sehr guten Antworten schlechter bewertet werden (vgl. z. B. Daly/Dickson-Markman 1982). Die Studienlage zum visuellen Textbild ist uneindeutig, jedoch zeigen Studien wiederholt Effekte, wonach eine schlecht lesbare Handschrift und Texte mit sprachlichen Fehlern bei korrektem Inhalt tendenziell schlechter bewertet werden (vgl. z. B. Markham 1976; Graham/Harris/Herbert 2011; Greifeneder u. a. 2012). Bei den Prüflingen sehen Meadows und Billington (2005) vor allem das Geschlecht und die Ethnie als Einflussfaktoren. Bei den Prüfenden spielen insbesondere Erfahrung (je weniger, desto strenger ist die Bewertung) (vgl. auch Weigle 1999), Persönlichkeit (z. B. Wunsch nach sozialer Akzeptanz) und situative Faktoren (z. B. Stimmung oder Ermüdung) eine Rolle. Für Weiteres siehe Meadows/Billington 2005.

2.3 Digitale Unterstützung bei der Freitextkorrektur

In der dualen Ausbildung werden bisher nur Antwort-Wahl-Aufgaben automatisiert, d. h., digital gestützt, ausgewertet (vgl. Deutscher/Rausch/Seifried 2023). Forschungsarbeiten

untersuchten bereits weiterführend, wie auch die Freitextkorrektur technisch unterstützt oder sogar vollständig automatisiert werden kann. So entwickelten etwa Sawatzki, Schlippe und Benner-Wickner (2022) ein KI-System, um die Note einer Freitextantwort vorherzusagen, während Weegar und Idestam-Almquist (2024) Prüfende durch die Vorsortierung von inhaltlich ähnlichen Antworten unterstützen. KI-Exam ist auch ein Unterstützungssystem und grenzt sich von bisherigen Ansätzen durch den Einsatz moderner KI-Sprachmodelle (LLMs) ab. Insbesondere zielt es nicht darauf ab, automatisiert zu bewerten, sondern soll Prüfenden prozessbegleitende Unterstützungsfunktionen bieten. Da KI-Exam einem „Human in the Loop"-Ansatz folgt, obliegt die Entscheidung zur Bewertung den Prüfenden.

2.4 Maschinelle Sprachverarbeitung und LLMs

In KI-Exam werden Verfahren des maschinellen Lernens und der Künstlichen Intelligenz eingesetzt, um Prüfungsantworten maschinell zu verarbeiten. Die Verarbeitung von natürlicher Sprache (Natural Language Processing) entwickelte sich in den vergangenen Jahren stark weiter, insbesondere durch den Einsatz von großen KI-Modellen zur Sprachverarbeitung (LLMs) wie ChatGPT. LLMs wurden mit riesigen Textmengen trainiert und sind so in der Lage, natürliche Sprache zu verstehen, zu verarbeiten und neue Inhalte zu generieren. Um KI-Modelle zu nutzen, können entweder proprietäre Dienste wie ChatGPT von OpenAI verwendet werden oder es wird ein lokales Modell genutzt. Lokale Open-Source-Modelle wie Mistral Large ermöglichen den Betrieb auf eigenen Servern. In KI-Exam wird ein solches Open-Source-Modell im Eigenbetrieb verwendet, um den Datenschutz der Prüfungsantworten zu gewährleisten. Zur Interaktion mit LLMs werden Anweisungen (Prompts) verwendet, um die gewünschte Aufgabe zu beschreiben. Aufeinander aufbauende Prompts ermöglichen auch mehrschrittige Prozesse.

3 Beschreibung des methodischen Vorgehens

Als Ausgangsbasis für die Systementwicklung dienten Experteninterviews mit Prüfenden. Darauf aufbauend wurde geprüft, wie ein KI-System helfen kann, um den identifizierten Herausforderungen zu begegnen. Die so ermöglichten neuen Arbeitsweisen wurden mit Prüfenden in einem Usability-Test anhand eines Prototyps besprochen und auf Basis des Feedbacks weiter verfeinert. Ziel des Usability-Tests war herauszufinden, inwieweit die KI-Funktionalitäten im System für Prüfende verständlich und nutzbar sind und welche Chancen und Herausforderungen sich so im Korrekturprozess ergeben. Im Folgenden wird das methodische Vorgehen näher beschrieben.

3.1 Experteninterviews mit Prüfenden

Wirksamkeit und Produktivität soziotechnischer Systeme beruhen darauf, dass alle Komponenten aufeinander abgestimmt entwickelt werden (vgl. Hirsch-Kreinsen 2018). Daher wurden Prüfende der Aus- und Fortbildung aktiv in den Entwicklungsprozess einbezogen. Bei ihnen handelt es sich um eine Akteursgruppe, die bislang eher selten in der Berufsbildungsforschung berücksichtigt wird. Für eine zielgruppenadäquate Entwicklung war jedoch tiefergehendes Wissen über die Vorgehensweisen der Prüfenden bei der Korrektur schriftli-

cher Aus- und Fortbildungsprüfungen notwendig. Zu diesem Zweck wurden im Februar 2024 Experteninterviews (vgl. Meuser/Nagel 1997; Liebold/Trinczek 2009) mit 20 Prüfenden technischer Aus- und Fortbildungsberufe durchgeführt. Der Zugang zur Zielgruppe erfolgte mithilfe der DIHK-Bildungs-gGmbH, die die Interviewanfrage über ihre E-Mail-Verteiler an Prüfende versendete. Von den etwa 600 Angeschriebenen erklärten sich 55 zu einem Interview bereit. Die Auswahl der Interviewten war entsprechend den im Projektantrag benannten Ausbildungsberufen auf den technischen Bereich limitiert. Zudem wurde auf eine ausgewogene regionale Verteilung geachtet. Das Sample weist eine hohe Varianz bei Merkmalen wie Alter, Geschlecht und Prüfungsstandort der Industrie- und Handelskammer (IHK) auf. Für die etwa 30-minütigen leitfadengestützten Gespräche sind Videokonferenztools genutzt worden. Interviewinhalte waren insbesondere Handlungsroutinen und Herausforderungen bei der Korrektur von Freitextaufgaben sowie Bedürfnisse und Bedenken bei der Implementierung einer KI-gestützten Software für Prüfungsvorkorrekturen ungebundener Aufgaben. Die qualitativen Daten wurden inhaltsanalytisch nach Kuckartz (2018) ausgewertet und die Ergebnisse anschließend im Rahmen von zwei Online-Workshops mit Prüfenden sowie Stakeholdern (mehrere Industrie- und Handelskammern, die Deutsche Industrie- und Handelskammer, das Bundesinstitut für Berufsbildung) der beruflichen Bildung diskutiert und geschärft. Die so identifizierten Probleme und Bedürfnisse wurden vom Projektkonsortium priorisiert und in Anforderungen für ein KI-gestütztes Softwaresystem überführt.

3.2 Usability-Tests

DIN EN ISO 9241-11 definiert Usability (deutsch: Gebrauchstauglichkeit) als „Ausmaß, in dem ein System, ein Produkt oder eine Dienstleistung durch bestimmte Benutzer in einem bestimmten Nutzungskontext genutzt werden kann, um bestimmte Ziele effektiv, effizient und zufriedenstellend zu erreichen“ (DIN Media GmbH 2019, S. 9). Um die Usability einer Software zu messen, gibt es verschiedene Methoden wie Fragebögen, Tests oder Verhaltensbeobachtungen (vgl. Richter/Flückiger 2016). Im Projekt KI-Exam wurden zehn Prüfende aus der KI-Exam-Community für einen Usability-Test gewonnen, die unterschiedliche Altersgruppen, Geschlechter und IHK-Regionen repräsentieren. Die KI-Exam-Community vereint Fachleute der dualen Aus- und Fortbildung, insbesondere Prüfende, sowie Stakeholder der beruflichen Bildung (z. B. IHK, Bundesinstitut für Berufsbildung, Hochschulen). Im Onlinetest navigierten die Prüfenden unter Anleitung durch einen Prototyp des KI-Exam-Systems, welcher Beispielfragen und -antworten aus dem Ausbildungsberuf „Industriemechaniker/-in“ enthielt, und testeten dabei zehn Kernfunktionalitäten des Systems. Diese Kernfunktionalitäten umfassten etwa das Bepunkten von Antworten, den Vergleich ähnlicher Antworten und die Nachkorrektur auf Basis geänderter Bewertungskriterien. Die Prüfenden sollten dabei ihre Gedanken laut aussprechen (Think-Aloud-Methode, vgl. z. B. Someren/Barnard/Sandberg 1994), welche von zwei Personen des Projektteams stichpunktartig protokolliert wurden. Der Prototyp war ein interaktiver „Klick-Dummy“, dessen Oberfläche aus Bildern der geplanten Anwendung bestand. Nach dem Test wurden die Kommentare der Prüfenden ausgewertet und Anpassungen des Systems abgeleitet.

4 Ergebnisse

Für die analoge Korrektur von Freitextaufgaben wurde von den interviewten Prüfenden eine spezifische Vorgehensweise beschrieben und es wurden Herausforderungen benannt. Diese Erkenntnisse sind in die KI-Systementwicklung eingeflossen, d. h., typische Merkmale der Handlungsorientierung sind abgebildet und Lösungen für typische Probleme generiert worden. Hierzu liegen erste Befunde aus Tests mit der späteren Nutzendengruppe vor. Diese drei Projektelemente werden im Folgenden für die Korrekturphasen Vorverarbeitung, Korrektur und Bewertung (vgl. hierzu Abbildung 1) skizziert.

4.1 Vorverarbeitung

Erkenntnisse aus den Interviews

Aus den Interviewdaten gehen konkrete und prüfungsausschussübergreifende Herausforderungen von Prüfenden hervor. Alle Interviewten nennen eine fehlerhafte Rechtschreibung und unklare Textstrukturierungen als häufige Erschwernis bei der Korrektur von Freitextaufgaben.

> „Umständlich in der Korrektur ist, dass die Strukturierung der Antwort durch die Prüflinge ganz unterschiedlich sein kann. Erst Antwort, dann Herleitung oder erst Herleitung und dann Antwort." (IP13)
> „Rechtschreibung ist ein Riesenproblem. Außerdem ist eine Lesbarkeit oft nicht gegeben." (IP03)

Weitere Herausforderungen sind in der Prüfungsorganisation begründet. Handschriftliche Prüfungsbögen beeinträchtigen häufig die Lesbarkeit:

> „Am schwierigsten ist die Entzifferung der Schrift einiger Prüflinge." (IP09)
> „Die Lesbarkeit ist oft ein Problem, da muss man lange überlegen oder sich mit mehreren Prüfern anschauen, um die Bedeutung eines Wortes zu erschließen." (IP11)

Weiterhin können die Prüflinge selbst entscheiden, in welcher Reihenfolge sie die Aufgaben bearbeiten. Infolgedessen können Antworten auf dieselben Fragen an unterschiedlichen Stellen und verteilt auf mehrere Seiten der Prüfungsbögen stehen: „Teilweise geht es wild zu auf dem Papier, da die Prüflinge mit Pfeilen und Strichen auf Rechenschritte und so etwas verweisen" (IP11).

Bevor die Prüfenden mit der eigentlichen Korrektur von Prüfungsantworten beginnen, ist daher meist eine Vorbereitungsphase erforderlich. In dieser erarbeiten sich die Prüfenden ein Verständnis davon, was die Prüflinge mit ihren Antworten aussagen möchten. Schwierigkeiten bereitet auch die Identifikation und Bewertung unterschiedlicher sowie außergewöhnlicher richtiger Lösungen, die nicht selten einen kollegialen Austausch in den Prüfungsausschüssen erforderlich machen. Hierzu gehören auch korrekte Antworten, die nicht in der sogenannten Musterlösung enthalten sind, sondern primär durch berufsfachliche Expertise als gültige Lösung identifiziert und teilweise im Prüfungsausschuss diskutiert werden. Diese vorbereitenden Schritte gehen mit einem zum Teil erheblichen Zeitaufwand einher.

Lösungen im KI-System

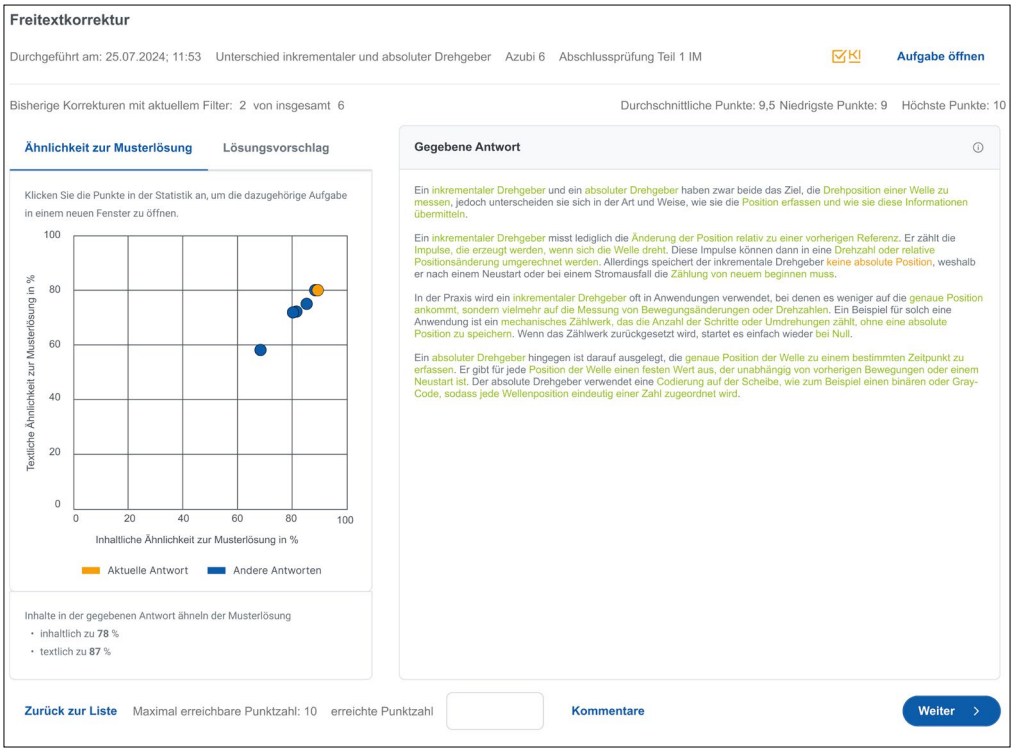
Da die Entwicklungsarbeit des KI-Exam-Systems auf der Annahme aufbaut, dass es in einer rein digitalen Prüfungsumgebung eingesetzt wird, wurden unleserliche Handschriften innerhalb der Projektarbeit nicht problematisiert. Auch liegt die Annahme nahe, dass Antworten in einem digitalen System in den richtigen Textfeldern eingegeben werden und Antwortfragmente somit nicht zusammengesucht werden müssen. Unsere Annahme basiert darauf, dass Antworten auf Papier im Nachgang nur schwer anzupassen sind (etwa durch Fußnoten, Streichungen oder gedrängte Ergänzungen), während digitale Textfelder beliebig lange Texte sowie nachträgliche Änderungen unterstützen. Als weitere Funktion erleichtert das KI-Exam-System den Korrekturprozess durch Vorverarbeitung. So prüft ein KI-Service für sprachliche Vorkorrektur automatisiert Rechtschreibung und Grammatik von Prüfungsantworten und korrigiert diese vor. Prüfende können die ursprüngliche Antwort jederzeit einsehen und entscheiden, ob sie die vorkorrigierte oder ursprüngliche Version sehen möchten. Die KI-Vorkorrektur kann über farbliche Kennzeichnung nachvollzogen werden.

Als weitere Vorverarbeitung erkennt ein KI-Service ähnliche Antworten anhand ihres Inhalts und ihrer Bedeutung. Ähnliche Antworten werden geclustert und anschließend erhält jedes Cluster eine KI-generierte Kurzzusammenfassung. Die Ähnlichkeit von Antworten zur Musterlösung und zwischen den Antworten wird über ein KI-Sprachmodell und klassische Text-Ähnlichkeits-Metriken bewertet. Beide Ähnlichkeitsmaße werden im KI-Exam-System als Streudiagramm visualisiert (vgl. Abbildung 2).

Erste Ergebnisse des Usability-Tests

Bei dem durchgeführten Test mit dem Klick-Dummy zeigten sich Unterschiede beim eigenständigen Navigieren der Test-User/-innen. So ging beispielsweise das Verständnis zur visuellen Darstellung der Antwortgruppierung in dem Streudiagramm (vgl. Abbildung 2) bei den Prüfenden auseinander: Während die einen nach kurzer Zeit sicher durch das Diagramm navigierten, benötigten andere eine ausführlichere Erklärung zur Lesart des Diagramms sowie zu Begriffen wie „inhaltliche und textuelle Ähnlichkeit“. Wiederholt wurde positiv hervorgehoben, dass eine solche grafische Darstellung dabei hilft, einen groben Eindruck der Qualität einer betrachteten Antwort zu gewinnen. Auch der abstrakte Blick auf alle gegebenen Antworten wurde wiederholt als Vorteil für die spätere Bepunktung hervorgehoben. Ein Prüfender merkte an, dass textuell ähnliche, aber inhaltlich falsche Antworten ein möglicher Hinweis auf Täuschungsversuche durch Abschreiben sein könnten: „Es gibt teilweise wortgenau gleiche Antworten inklusive der Rechtschreibfehler“ (IP15).

Abbildung 2: Streudiagramm zur Ähnlichkeit zwischen Antwort und Musterlösung



Quelle: Screenshot eigener Klick-Dummy

4.2 Korrekturprozess

Erkenntnisse aus den Interviews

Ein Großteil der Prüfenden geht bei der Korrektur schriftlicher Aus- und Fortbildungsprüfungen aufgabenweise vor, um möglichst fair und konsistent zu bewerten. Es ist regelmäßig von den Interviewten darauf hingewiesen worden, dass die Musterlösungen nicht abschließend und vereinzelt auch nicht korrekt erstellt worden sind, d. h., hiervon abweichende Antworten ebenso korrekt sein können. Ein Teil der Prüfenden berichtet, die Aufgaben vorab selbst zu bearbeiten, um die eigenen Lösungspräferenzen unabhängig von externen Vorgaben zu ermitteln.

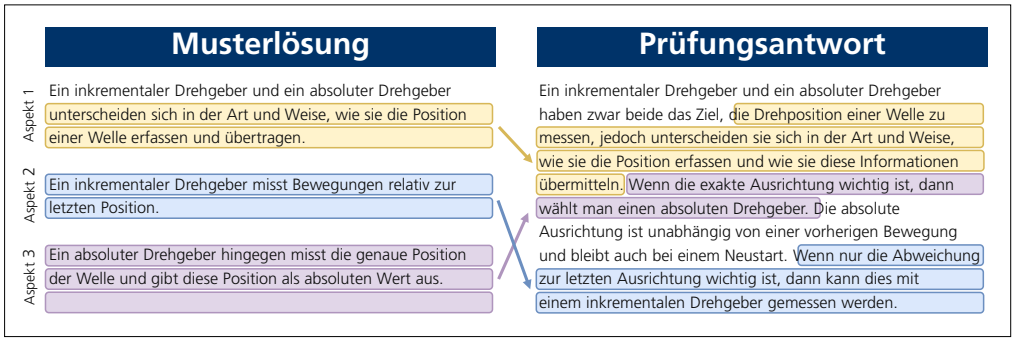
Die korrekte Anwendung von Fachbegriffen und Normen ist entscheidend in Prüfungsantworten. Prüflinge verwenden jedoch oft Synonyme, firmeninterne Begriffe oder Umschreibungen: „[W]enn der Eigenname eines Herstellers anstatt der Bezeichnung eines Werkzeuges genutzt wird, gilt das als richtige Antwort“ (IP09). Bei der Korrektur kann dies zu Problemen führen, wenn Prüfende die Alternativbegriffe nicht einordnen können. Die Interviewten berichteten, dass sie sich bei solchen Herausforderungen oft untereinander austauschen: „Es muss Fachwissen vorhanden sein, um alle richtigen Antwortmöglichkeiten zu erkennen“ (IP04). Weiterhin kommunizieren Erst- und Zweitprüfende bei Antworten mit

einem hohen Interpretationsbedarf die Gründe ihrer Bewertung: „Als Erstkorrektur schreibe ich in zweifelhaften Fällen immer hin, warum ich so bewerte“ (IP16).

Lösungen im KI-System

Der Abgleich von Textfragmenten zwischen der Musterlösung und einer Prüfungsantwort wird durch ein KI-Sprachmodell umgesetzt. Das KI-Modell extrahiert zunächst die Einzelaussagen in der Musterlösung und prüft anschließend, welche der Aussagen auch inhaltlich in der analysierten Prüfungsantwort enthalten sind. Dazu bietet KI-Exam ein visuelles Feature an. Die Fragmente der gegebenen Antworten werden einzeln mit den Inhalten der Musterlösungen abgeglichen und eingefärbt (vgl. Abbildung 3). Hierdurch ist sofort ersichtlich, welche Textsegmente der gegebenen Antworten mit den Lösungsvorschlägen deckungsgleich sind. Vom KI-System wird hierbei auch die Verwendung alternativer Begrifflichkeiten erkannt.

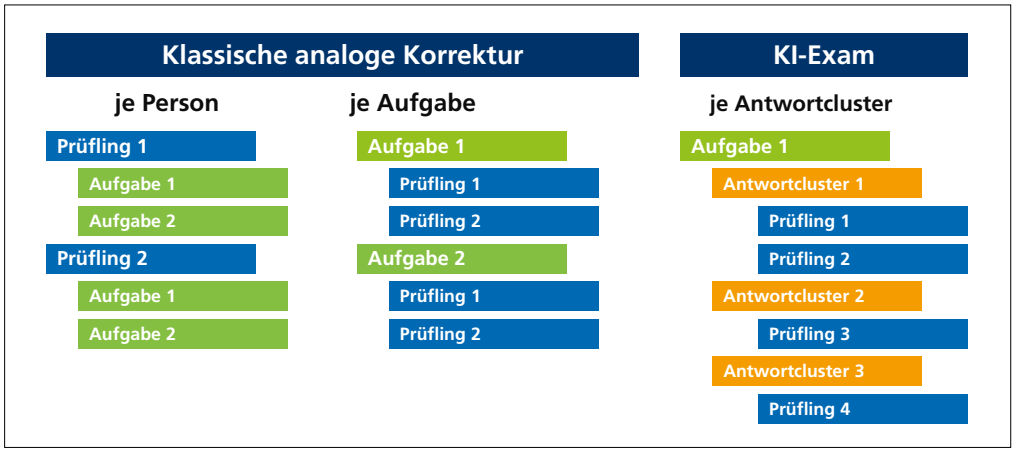
Abbildung 3: Aussagenweiser Vergleich einer Antwort mit der Musterlösung



Quelle: eigene Darstellung

Durch das Clustern ähnlicher Antworten wird das Vorgehen bei der Korrektur im KI-Exam-System im Vergleich zur analog durchgeführten Korrektur stärker strukturiert. Die Präferenz der Prüfenden, die Korrekturen aufgabenweise vorzunehmen, wird weiterhin berücksichtigt. Das Clustern der Antworten im KI-System ermöglicht es hierbei jedoch von Beginn an, ähnliche Antworten aufeinander folgend zu korrigieren (vgl. Abbildung 4). Für das Clustern wird zunächst die paarweise Ähnlichkeit zwischen den Antworten ermittelt. Die Ähnlichkeitswerte werden über ein KI-Sprachmodell mit einem entsprechenden Prompt ermittelt. Im nächsten Schritt gruppiert ein Cluster-Verfahren wiederkehrende Antwortvarianten.

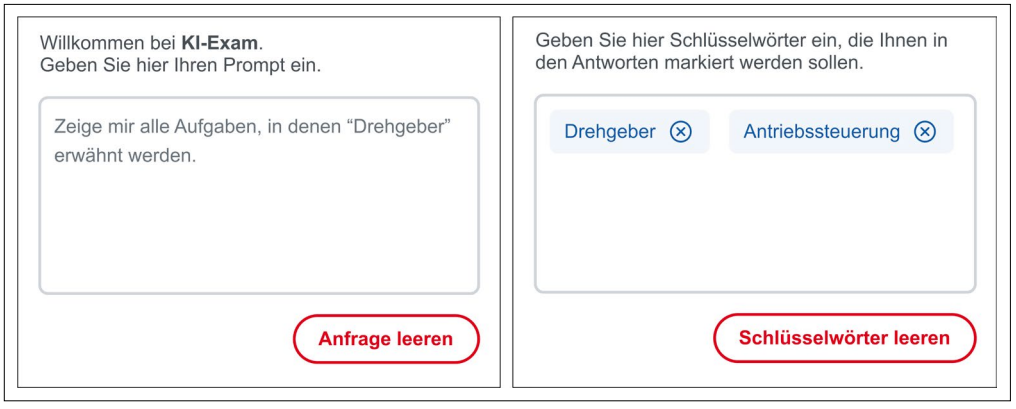
Abbildung 4: Korrekturreihenfolge in KI-Exam



Quelle: eigene Darstellung

Eine weitere Funktion von KI-Exam ist der KI-Assistent. Dieser unterstützt den Korrekturprozess an zwei Stellen: Prüfende können zum einen Prüfungsantworten suchen, in denen ein bestimmter Sachverhalt oder ein Schlagwort genannt wird (vgl. Abbildung 5 links). Zum anderen können Prüfende Schlüsselwörter in den Antworten hervorheben lassen (vgl. Abbildung 5 rechts). Die Interaktion mit dem KI-Assistenten erfolgt über natürliche Sprache, welche über ein KI-Sprachmodell verarbeitet wird und anschließend die entsprechende Aktion im System ausführt.

Abbildung 5: Antwortsuche (links) und Schlüsselwort-Highlighting (rechts) mit KI-Assistent



Quelle: Screenshot Klick-Dummy

Über eine Kommentarfunktion können sich die Mitglieder des Prüfungsausschusses abstimmen und z. B. analog zur handschriftlichen Korrektur Gründe für eine Punktvergabe festhalten.

Erste Ergebnisse des Usability-Tests

Beim Korrekturprozess wurde im Rahmen der Usability-Tests wiederholt angemerkt, dass das Highlighten von Antwortpassagen die kognitive Last beim Vergleich mit der Musterlösung senken kann und als sinnvoll empfunden wird. Der visuelle Vergleich mit einer Einfärbung von Antwortfragmenten, welche so auch inhaltlich in der Musterlösung vorkommen, wurde besonders positiv hervorgehoben. Insbesondere bei komplexeren Fragen mit mehreren Sachverhalten in einer Antwort kommt dieser Vorteil zum Tragen. Bei einfachen Fragen mit wenig Spielraum wird der Vorteil des visuellen Hervorhebens als eher gering eingeschätzt.

Prüfende merkten an, dass durch das Highlighten die Subjektivität in der Korrektur reduziert werden könnte, da die Entscheidung auf Basis von Hinweisen der KI getroffen wird. Einzelne Prüfende nehmen dies jedoch negativ wahr: Es könnte dazu führen, dass der KI ein zu starkes Vertrauen entgegengebracht wird und die einzelnen Antworten nicht mehr ausreichend gelesen werden. Auch könnte viel bzw. wenig farbliche Hervorhebung zu einer unbewussten Beeinflussung und somit automatisch zu mehr bzw. weniger Punkten führen. Im Prototyp wurde die Schriftfarbe Orange für sprachliche Korrekturen verwendet. Ausgeprägtes Highlighten in einer auffälligen Farbe könnte unbewusst zu Punktabzügen führen, auch wenn die Inhalte korrekt sind. In der weiteren Entwicklung soll daher auf Farben zurückgegriffen werden, die eine geringere Signalwirkung haben.

Einige Prüfende merkten an, dass sie häufig unabhängig von der Musterlösung bewerten und diese daher als Referenz für Lösungen nicht ausreicht. Von diesen Prüfenden wurde vor allem der KI-Assistent positiv hervorgehoben, über den sie eigene Schlüsselbegriffe in Antworten farbig hervorheben lassen können. Dies gebe ihnen die Möglichkeit, eigene Korrekturprozesse losgelöst von einer Musterlösung mit dem KI-Exam-System abzubilden.

4.3 Bewertungsverfahren

Erkenntnisse aus den Interviews

Bei der Benotung nehmen Prüfende der dualen Aus- und geregelten Fortbildung eine „analytische Bewertung“ (vgl. Weigle 2002, siehe auch Abschnitt 2.1) vor, wobei es sich bei dem zugrunde gelegten Bewertungsschema um die Musterlösungen handelt. Trotz vorhandener Kriterien kann die Bewertung von subjektivem Befinden und Urteilen der Prüfenden abhängig und somit inkonsistent sein.

Das aufgabenweise Vorgehen bei der Korrektur impliziert die Option eines iterativen Vorgehens, d. h., ggf. wird die Bepunktung vorangegangener Prüfungen an im Prozess möglicherweise veränderte Bewertungsmaßstäbe angepasst. Ein interviewtes Prüfungsausschussmitglied beschreibt dies so:

> „Wenn ich dann im Laufe der Betrachtung der anderen Kandidaten sehe, was die so geantwortet haben, kann es auch mal sein, dass ich zu einem Vorangegangenen zurückspringe und sage: Gut ok, vielleicht ist der Ansatz doch durchdacht gewesen, und dann negiere ich meine Bewertung auch nochmal.“ (IP 18)

Das Wiederfinden bestimmter, bereits korrigierter Prüfungsbögen erfordert allerdings eine manuelle und somit teilweise zeitintensive Suche.

Einzelne Befragte berichten von einer „heterogenen Bewertungsmentalität“ (IP 10) zwischen Prüfungsausschüssen unterschiedlicher IHK-Regionen.

> „Ich glaube, dass das jeder Prüfungsausschuss etwas anders macht, ich glaube nicht, dass in Deutschland einheitlich bewertet wird.“ (IP14)
> „Typische Fehler von Prüfern sind zu viel Milde und zu viel Strenge bei der Bewertung. Dann kann die Bewertung über Ausschüsse hinweg sehr unterschiedlich ausfallen.“ (IP10)

Lösungen im KI-System

Zur Konsistenzprüfung werden für das aktuell bearbeitete Antwortbündel statistische Kennzahlen (Minimum, Maximum, Durchschnitt) der bisherigen Bewertung angezeigt. Wird eine neue Antwort bewertet, so wird automatisiert geprüft, ob sich die eingetragene Bepunktung deutlich von der Bepunktung anderer Antworten in dem Cluster unterscheidet. Auch erfolgt eine Meldung, wenn sich die Anzahl vergebener Punkte zwischen Erst- und Zweitprüfenden unterscheidet. Wenn das der Fall ist, erhalten Prüfende eine Meldung und können entscheiden, ob sie die Bepunktung trotzdem speichern möchten oder ob eine Änderung vorgenommen werden soll. Diese Änderung kann sowohl die aktuelle Bepunktung als auch die vorherigen Bepunktungen betreffen. Somit kann die Bepunktung von bereits bewerteten Aufgaben nachträglich korrigiert werden.

Die Gruppierung von Antworten in KI-Exam trägt also im Vergleich zur analogen Korrektur zu einer konsistenteren Bewertung bei. Durch die technische Möglichkeit, bestimmte bereits korrigierte Antworten aufzufinden, wird der Korrekturprozess vereinfacht.

Erste Ergebnisse des Usability-Tests

Im Kontext der Testsituation empfand ein Großteil der Prüfenden das KI-Exam-System als hilfreiche und sinnvolle Unterstützung für eine konsistentere Bewertung. Die Möglichkeit, inhaltlich ähnliche Prüfungsantworten im späteren Korrekturverlauf über die Inhaltscluster schnell wiederzufinden – zum Vergleich oder zur Nachkorrektur der Bepunktung –, wurde von den Beteiligten der Usability-Tests als sehr positiv wahrgenommen. Einzelne Prüfende schlugen vor, dass die in den KI-Assistenten selbst eingegebenen Schlüsselbegriffe über das System auch zwischen Prüfungsausschüssen geteilt werden könnten, um über die IHK-Regionen hinweg ein konsistentes Bewertungsschema zu schaffen. Vereinzelt wurde bereits in den Interviews vorgeschlagen, zusätzlich die Bepunktung von Antworten im KI-System ausschussübergreifend zu teilen:

> „Ich glaube nicht, dass jeder Ausschuss in Deutschland gleich bewertet. Das wird mit Sicherheit unterschiedlich gehandhabt. Wenn die KI dann sagt: Normal wären das 7 Punkte, dann hat man einen Anhaltspunkt, was einheitlicher wäre.“ (IP14)

Neben den Vorteilen merkten die Prüfenden jedoch auch verschiedene Herausforderungen an. So nannte eine teilnehmende Person die Herausforderung, von einer numerischen Ähnlichkeit auf eine Punktzahl zu schließen. Es wurde das Risiko einer unbewussten Beeinflussung bei der Bepunktung durch den numerischen Vergleich zur Musterlösung betont.

Ein weiterer Aspekt war der Abgleich mit der Musterlösung. Dieser führe dazu, dass der Qualität der Musterlösung eine größere Rolle zukomme und dementsprechend der Anspruch an hochwertige, vollständige und somit umfassendere Musterlösungen steige. Durch das nachträgliche Anpassen der Musterlösung in KI-Exam – etwa das Ergänzen von eigenen Schlüsselbegriffen – kann diesem Aspekt begegnet werden.

Die systeminterne Prüfung auf abweichende Bepunktung von inhaltlich ähnlichen Antworten wurde ebenfalls positiv wahrgenommen. Prüfende merkten an, dass dies den Einfluss der eigenen Gemütslage bei der Korrektur senken könne, da deutlich nach oben bzw. unten abweichende Bepunktungen vom System automatisch erkannt und den Prüfenden rückgemeldet werden. Auch die Punktestatistik der aktuellen Aufgabe und des aktuellen Inhaltsclusters wurde als hilfreiches Werkzeug angesehen. Einzelne Prüfende sahen jedoch das Risiko von unbewusster Beeinflussung bei der Punktevergabe und den Einfluss, den die KI durch ihre Clusterbildung auf die menschliche Bewertung haben könnte.

5 Diskussion und Ausblick

Bei Tagungen und Konferenzen ist die Resonanz aus der Praxis auf das KI-Exam-System hoch und fällt überwiegend positiv aus. Dies kann als Beleg für den Bedarf an entsprechenden Hilfsmitteln gesehen werden.

In den Interviews und Usability-Tests wurden jedoch wiederholt auch ethische Bedenken betont. So könne das Markieren von Textfragmenten durch sprachliche Vorkorrektur und durch den Vergleich mit der Musterlösung zu Befangenheit bei der Bewertung führen. Daraus wurde die Anforderung abgeleitet, dass Prüfende immer auch die unbearbeitete Originalantwort sehen können. Weiterhin könne aus Sicht einiger Prüfender ein starkes Vertrauen in die KI-Einschätzung zu Nachlässigkeit bei der Bewertung, d. h. zum Phänomen des Automation Bias, führen. Um solche Risiken einzudämmen, macht die KI-VO klare Vorgaben zur Regulierung von KI-Systemen. In dieser sind vier Risikoklassen (Systeme mit geringem oder keinem Risiko, Systeme mit spezifischem Risiko, Hochrisiko-KI-Systeme, verbotene Praktiken) für KI-Systeme definiert, wobei sich mit steigender Risikoklasse die Anforderungen an den Einsatz erhöhen. Die meisten KI-Systeme im Bildungsbereich sind als Hochrisiko-KI eingestuft (vgl. Straub 2025). Nach Artikel 6 Absatz 2 i. V. m. Anhang III KI-VO geht auch von KI-Systemen zur Bewertung von Lernergebnissen ein hohes Risiko aus. Ein solches besteht, wenn grundrechtsrelevante Effekte möglich sind. Dies ist beispielsweise gegeben, wenn KI-Bewertungen die weitere Bildungsbiografie beeinflussen (vgl. Straub 2025). Um hochriskante Systeme zu entwickeln und einzusetzen, sind von Anbietenden und Betreibenden strenge Voraussetzungen – etwa zur Datenqualität, zur Überwachung und Kontrolle oder zur Dokumentation – zu erfüllen. Bei der Klassifizierung von KI-Systemen können jedoch bestimmte Merkmale für eine Risikominimierung berücksichtigt werden. Das KI-Exam-System erfüllt mehrere Bedingungen für eine Risikominimierung innerhalb der KI-VO. So ist es explizit nicht als Instrument konzipiert, das auf eine Automatisierung der Bewertung oder der Vorhersage einer Note, wie bei Sawatzki u. a. (2022) abzielt, sondern es fällt unter die Art von KI-System, die von Straub als „Hilfsmittel […] zur Vorbereitung menschlicher Bewertungen“ (Straub 2025, S. 7) beschrieben wird. In KI-Exam erfolgt die abschließende Bewertung der Lerner-

gebnisse weiterhin durch die Prüfenden, d. h. durch menschliche Überprüfung, Abwägung und Entscheidungsfindung (vgl. Junggeburth 2025, S. 48).

Da der Begriff „Bewertung“ in der KI-VO nicht klar definiert ist, kann er unterschiedlich ausgelegt werden (siehe hierzu Straub 2025, S. 4f.). Konkrete Anwendungsbeispiele für die Risikobewertung von KI-Systemen werden mit den Leitlinien nach Artikel 6 Absatz 5 KI-VO erwartet, die die Europäische Kommission für 2026 angekündigt hat (vgl. ebd.).

Unabhängig von der Klassifizierung eines KI-Systems verpflichtet die KI-VO Anbietende und Betreibende zur Erfüllung bestimmter Voraussetzungen. Ein Beispiel ist die Sicherstellung, dass alle mit dem KI-System betrauten Personen über systemspezifische Kompetenzen verfügen (Artikel 4 KI-VO) (vgl. Junggeburth 2025; Straub 2025). Im Projekt KI-Exam wird dieser Anforderung durch die Entwicklung von Informations- und Schulungsmaterial begegnet. Betreiber sollen in die Lage versetzt werden, die Anwender/-innen über Potenziale und Grenzen von KI-Exam zu informieren. In einer Schulung sollen Prüfende u. a. dafür sensibilisiert werden, die KI-Vorverarbeitung immer wieder kritisch zu reflektieren. Wie bereits zu betrieblichem Ausbildungspersonal und Berufsschullehrkräften (vgl. Schmid/Goertz/Behrens 2016; Härtel u. a. 2018; Seufert u. a. 2019) bekannt, kann auf Grundlage der Erfahrungen und Ergebnisse der Usability-Tests auch für Prüfende konstatiert werden, dass Vorbehalte und Neigungen gegenüber einer Nutzung insbesondere neuerer digitaler Anwendungen sowie die Ausprägung digitaler Kompetenzen und vor allem KI-Kompetenzen altersabhängig sind. Ein Teil der Prüfenden bringt jahrzehntelange Praxiserfahrung mit, verfügt jedoch über deutlich weniger Digitalkompetenzen als jüngere „Digital Natives“. Ein KI-Unterstützungssystem sollte daher inklusiv gestaltet sein, um allen Interessierten– unabhängig von Alter und digitaler Kompetenz – zu helfen und das Aufkommen der sogenannten Algorithm Aversion zu umgehen.

Für wesentliche Features des KI-Exam-Systems ist eine Bezugnahme auf Musterlösungen notwendig. Zugleich wird jedoch die Qualität dieser Lösungsvorschläge von vielen Prüfenden problematisiert. Durch die Möglichkeit eigenständiger Ergänzungen im KI-Assistenten des Systems werden mögliche Problematiken abgefedert – dennoch scheint es im Prüfungswesen eine Diskrepanz zwischen Ansprüchen und Bedarfen von Prüfenden und den Erstellungsprinzipien für Musterlösungen zu geben.

Für weiterführende Forschungs- und Entwicklungsarbeiten bleibt somit noch viel Raum: Neben Freitextaufgaben bieten andere Aufgabentypen wie Berechnungen oder Zeichnungen Potenzial für eine KI-Unterstützung. Mit Sicherheit wird die vollständige Digitalisierung von Prüfungsbögen ein zukünftiges Thema sein. Eine fortlaufende Aufgabe ist bereits heute die Beobachtung der Weiterentwicklung des rechtlichen Rahmens sowie die kritische Reflexion und Einordnung von KI-Unterstützung im Berufsbildungswesen.

Förderhinweis

Das Forschungsvorhaben „KI-Exam – Automatische Vorsortierung von Essay-Aufgaben zur Unterstützung von Korrigierenden mithilfe Künstlicher Intelligenz“ (10/2023 bis 09/2026) wurde vom Bundesministerium für Forschung, Technologie und Raumfahrt unter dem Förderkennzeichen 16IS2304 gefördert.

Konsortialpartner sind die TamedAI GmbH, der Lehrstuhl für Software Engineering an der Universität Duisburg-Essen, die mmb Institut GmbH und die Dr.-Ing. Paul Christiani GmbH & Co. KG.

Literatur

Daly, John A.; Dickson-Markman, Fran: Contrast effects in evaluating essays. In: Journal of Educational Measurement 19 (1982) 4, S. 309–316

Deutscher, Viola; Rausch, Andreas; Seifried, Jürgen: Digitales Prüfen prozess- und stakeholderorientiert denken mit der LUCA Office Simulation. In: Berufsbildung in Wissenschaft und Praxis 52 (2023) 3, S. 21–25. URL: **https://www.bwp-zeitschrift.de/dienst/publikationen/de/19050** (Stand: 14.01.2026)

DIN Media GmbH (Hrsg.): DIN EN ISO 9241-11:2018-11, Ergonomie der Mensch-System-Interaktion – Teil 11: Gebrauchstauglichkeit: Begriffe und Konzepte (ISO_9241-11:2018); Deutsche Fassung EN_ISO_9241-11:2018. Berlin 2019. DOI: **https://dx.doi.org/10.31030/2757945**

Freedman, Sarah W.; Calfee, Robert C.: Holistic assessment of writing: experimental design and cognitive theory. In: Mosenthal, Peter; Tamor, Lynne; Walmsley, Sean A. (Hrsg.): Research on writing: principles and methods. New York 1983

Graham, Steve; Harris, Karen R.; Hebert, Michael: Presentation effects in scoring writing. In: Focus on exceptional children 44 (2011) 4, S. 1–12

Greifeneder, Rainer; Zelt, Sarah; Seele, Tim; Bottenberg, Konstantin; Alt, Alexander: Towards a better understanding of the legibility bias in performance assessments: The case of gender-based inferences. In: The British journal of educational psychology 82 (2012) 3, S. 361–374. DOI: **https://doi.org/10.1111/j.2044-8279.2011.02029.x**

Hähn, Katharina; Severin, Benedikt; Buntins, Katja; Hesenius, Marc; Goertz, Lutz: Wie sollten KI-gestützte Prüfungsvorbewertungen in der Ausbildung gestaltet sein, damit sie den Prüfenden am Ende hilfreich zur Seite stehen? – Die Ergebnisse einer qualitativen Befragung. In: Baume, Matthias; Günther, Stephan (Hrsg.): e-Prüfungs-Symposium (ePS) 2024. Tagungsband. Papier oder digital – Präsenz oder remote: Welche Mischung passt? München 2024, S. 54–58. URL: **https://www.prolehre.tum.de/fileadmin/w00btq/www/_my_direct_uploads/ePS_2024_Tagungsband_v12.pdf** (Stand: 14.01.2026)

Härtel, Michael; Brüggemann, Marion; Sander, Michael; Breiter, Andreas; Howe, Falk; Kupfer, Franziska: Digitale Medien in der betrieblichen Berufsausbildung. Medienaneignung und Mediennutzung. Digitale Medien in der Berufsbildung in der Alltagspraxis von betrieblichem Ausbildungspersonal. Bonn 2018. URL: **https://www.bibb.de/dienst/publikationen/de/9412** (Stand: 14.01.2026)

Hirsch-Kreinsen, Hartmut: Das Konzept des Soziotechnischen Systems – revisited. In: Arbeits- und Industriesoziologische Studien, Schwerpunkt Arbeit und Technik revisited 11 (2018) 2, S. 11–28. URL: **https://www.arbsoz.de/ais-studien-2018?file=files/downloads/ais-studien/AIS-18-2-00_Gesamtdokument.pdf** (Stand: 14.01.2026)

Hübsch, Thomas; Vogel-Adham, Elke; Vogt, Andrea; Wilhelm-Weidner, Arno: Sprachgewandt in die Zukunft: Large Language Models im Dienst der beruflichen Weiterbildung. Ein Beitrag der Digitalbegleitung im Rahmen des Innovationswettbewerbs INVITE. Berlin 2024. DOI: **https://doi.org/10.25656/01:28659**

Junggeburth, Christoph: Rechtliche Fragen zum Einsatz Künstlicher Intelligenz in der beruflichen Bildung. In: Berufsbildung in Wissenschaft und Praxis 54 (2025) 4, S. 47–48. URL: **https://www.bwp-zeitschrift.de/dienst/publikationen/de/20738** (Stand: 14.01.2026)

Kuckartz, Udo: Qualitative Inhaltsanalyse: Methoden, Praxis, Computerunterstützung. 4. Aufl. Weinheim, Basel 2018

Lakies, Thomas; Nehls, Hermann: Berufsbildungsgesetz. Basiskommentar zum BBiG. 2. Aufl. Frankfurt am Main 2009

Liebold, Renate; Trinczek, Rainer: Experteninterview. In: Kühl, Stefan; Strodtholz, Petra; Taffertshofer, Andreas (Hrsg.): Handbuch Methoden der Organisationsforschung. Wiesbaden 2009, S. 32–56

Markham, Lynda R.: Influences of handwriting quality on teacher evaluation of written work. In: American Educational Research Journal 13 (1976) 4, S. 277–283

Meadows, Michelle; Billington, Lucy: A review of the literature on marking reliability. Report for the National Assessment Agency by AQA Centre for Education Research and Policy. Manchester 2005. URL: **https://www.aqa.org.uk/about-us/our-research/research-library/a-review-of-the-literature-on-marking-reliability** (Stand: 05.06.2026)

Meuser, Michael; Nagel, Ulrike: Das ExpertInneninterview – Wissenssoziologische Voraussetzungen und methodische Durchführung. In: Friebertshäuser, Barbara; Prengel, Annedore (Hrsg.): Handbuch Qualitative Forschungsmethoden in der Erziehungswissenschaft. Weinheim, München 1997, S. 481–491

Milanovic, Michael; Saville, Nick; Shuhong, Shen: A Study of the Decision-making Behaviour of Composition Markers. In: Milanovic, Michael; Saville, Nick (Hrsg.): Studies in Language Testing 3: Performance Testing, Cognition and Assessment. Cambridge 1996, S. 92–114

Richter, Michael; Flückiger, Markus D.: Usability und UX kompakt: Produkte für Menschen. Wiesbaden 2016

Sawatzki, Jörg; Schlippe, Tim; Benner-Wickner, Marian: Deep learning techniques for automatic short answer grading: Predicting scores for English and German answers. In: International conference on artificial intelligence in education technology. Singapur 2021, S. 65–75

Schmid, Ulrich; Goertz, Lutz; Behrens, Julia: Monitor Digitale Bildung. Berufliche Ausbildung im digitalen Zeitalter. Gütersloh 2016. URL: **https://www.bertelsmann-stiftung.de/fileadmin/files/BSt/Publikationen/GrauePublikationen/Studie_Monitor-Digitale-Bildung_Berufliche-Ausbildung-im-digitalen-Zeitalter_IFT_2016.pdf** (Stand: 14.01.2026)

Schönefeldt, Nico; Ibba, Jessica; Schwarz, Anja: IHK-Prüfungen im Wandel der Zeit. Wie die Digitalisierung das Prüfungswesen weiterentwickeln kann. In: Berufsbildung in Wissenschaft und Praxis 52 (2023) 3, S. 35–36. URL: **https://www.bwp-zeitschrift.de/dienst/publikationen/de/19065** (Stand: 14.01.2026)

Seufert, Sabine; Guggemos, Josef; Tarantini, Eric; Schumann, Stephan: Professionelle Kompetenzen von Lehrpersonen im Kontext des digitalen Wandels. Entwicklung eines Rahmenkonzepts und Validierung in der kaufmännischen Domäne. In: Zeitschrift für Berufs- und Wirtschaftspädagogik 115 (2019) 2, S. 312–339

Someren, Maarten W. van; Barnard, Yvonne F.; Sandberg, Jacobijn A. C.: The think aloud method: a practical approach to modelling cognitive processes. London 1994

Straub, Sebastian: Künstliche Intelligenz in der beruflichen Bildung. Rechtliche Anforderungen nach der KI-Verordnung. Berlin 2025. DOI: **https://doi.org/10.25656/01:33695**

Weegar, Rebecka; Idestam-Almquist, Peter: Reducing workload in short answer grading using machine learning. In: International Journal of Artificial Intelligence in Education 34 (2024) 2, S. 247–273

Weigle, Sara Cushing: Assessing writing. Cambridge 2002

Weigle, Sara Cushing: Investigating rater/prompt interactions in writing assessment: Quantitative and qualitative approaches. In: Assessing writing 6 (1999) 2, S. 145–178. DOI: **https://doi.org/10.1016/S1075-2935(00)00010-6**

Weyer, Johannes; Cepera, Kay: Vertrauen in digitale Technik. Der Einfluss mobiler Apps auf die Bereitschaft zur Verhaltensänderung. Trust in digital technology. How mobile apps influence our daily behavior. In: Zeitschrift für Soziologie 50 (2021) 6, S. 373–395 DOI: **https://doi.org/10.1515/zfsoz-2021-0028**

Die Autorin und der Autor

Katharina Hähn, Dr. rer. soc.
mmb Institut – Gesellschaft für Medien- und Kompetenzforschung mbH (Essen)
ki-exam@mmb-institut.de
https://orcid.org/0000-0002-9408-3884

Katharina Hähn war als Projektmanagerin am mmb Institut in Essen beschäftigt und hier an Forschungs- und Beratungsprojekten im Kontext von beruflicher Bildung und Digitalisierung beteiligt. Besonderes Interesse hat sie an Educational-Governance-Forschung, Fragestellungen beruflicher Aus- und Fortbildung sowie KI im Bildungsbereich.

Benedikt Severin, M.Sc.
Lehrstuhl für Software Engineering, Universität Duisburg-Essen
benedikt.severin@uni-due.de
https://orcid.org/0000-0003-2918-0765

Benedikt Severin ist wissenschaftlicher Mitarbeiter am Lehrstuhl für Software Engineering (Prof. Dr. Volker Gruhn) an der Universität Duisburg-Essen. Sein Forschungsschwerpunkt liegt auf der Qualitätssicherung moderner Softwaresysteme, insbesondere in den Bereichen Künstliche Intelligenz und Blockchain-Technologie.

Markus Lohse, Julia Winterlich, Stefanie Teumer

KI-Kompetenzen von Studierenden zu Beginn eines dualen Studiums der Sozialen Arbeit

1 Einleitung, Zielsetzung und Forschungsfrage

Neue technologische Entwicklungen verändern die Anforderungen an berufliche Handlungsfähigkeit und erfordern von Unternehmen und Bildungseinrichtungen eine kontinuierliche Anpassung und Qualifizierung ihrer Beschäftigten, insbesondere im Umgang mit neuen Technologien und Arbeitsformen (vgl. Seyda 2021, S. 5ff.).[1] Zugleich stehen auch zukünftige Arbeitnehmer/-innen vor grundlegenden Veränderungen der Arbeitswelt. In einer ganzheitlichen Betrachtungsweise sind damit alle Akteure des Arbeitsmarktes – Arbeitgeber, Arbeitnehmer/-innen und Bildungsstätten – gefordert, neue oder veränderte Kompetenzen und Methoden für die jeweilige Branche zu entwickeln.

Damit rückt auch die hochschulische Bildung in den Fokus, die stets gefordert ist, sich an eine dynamische Arbeitswelt anzupassen (vgl. Diettrich 2024). Neben klassischen Präsenz- und Onlinestudiengängen existieren Studienmodelle mit dualem Profil (gemäß Johannsen/Philipp 2021). Gerade Letztere rücken „zunehmend in den Fokus wissenschaftlicher Diskussionen“ (Meyer 2025, S. 454). Der vorliegende Beitrag fokussiert sich auf das duale Studium in der Sozialen Arbeit, d. h. die „praxisintegrierte Form“, welche aktuell ein starkes Wachstum verzeichnet (vgl. ebd.). Diese Form der Kooperation zwischen sozialarbeiterischer Praxis und akademischer Bildung lässt sich als hybride Variante der beruflichen Bildung verstehen, in der akademische Ausbildung und professionelle Praxis eng verzahnt sind.

Eine zentrale Frage, hier mit Blick auf dual Studierende, ist demnach, welche Fähigkeiten und Kompetenzen im Zuge des zunehmenden Einsatzes Künstlicher Intelligenz (KI) – in Studium und Praxis – künftig erforderlich sein werden (vgl. Rüschoff 2024). KI-bezogene Aufgaben und Tätigkeiten im Studium sowie in der sozialarbeiterischen Praxis finden sich beispielsweise in den Bereichen Dokumentation, Informations- und Literaturrecherche, Unterstützung beim Fall- und Zeitmanagement sowie bei Organisationsaufgaben. Weiterbildungsmaßnahmen sind meist unternehmensintern organisiert und richten sich vor allem an bereits Erwerbstätige. Eine generelle Verwendung von KI-Anwendungen als konkrete Kompetenzanforderung des lebenslangen Lernens (Future Skills) leitet sich aus den fünf zentralen Megatrends bis 2035 (Klimawandel, KI, Digitalisierung, Demokratische Kultur und Desinformation) ab (vgl. Rampelt u. a. 2025, S. 7).

Zunächst soll hier jedoch ein Begriffsverständnis sowohl von KI als auch von KI-Kompetenz (AI Literacy) definiert werden. Aus dem EU Artificial Intelligence Act (EU AI Act) lässt sich für KI-Systeme definitorisch ableiten, dass KI ein maschinengestütztes, anpassungsfähiges System mit unterschiedlichem Grad an Autonomie ist, das aus Eingaben für explizite oder

1 Für die Literaturrecherche wurden sowohl ChatGPT in der Version 5.5 als auch Research Rabbit 2.0 (20. Oktober 2025) verwendet.

implizite Ziele Vorhersagen, Inhalte, Empfehlungen oder Entscheidungen ableitet (vgl. ebd., Artikel 3 Absatz 1) und damit Aufgaben erfüllt, die bislang weitestgehend durch menschliche kognitive Fähigkeiten erledigt wurden. KI-Kompetenz wird entsprechend als ein Kompetenzset bezeichnet, das es Personen ermöglicht, KI-Technologien kritisch zu bewerten, effektiv, d. h. wissensbasiert, mit KI zu kommunizieren und zusammenzuarbeiten sowie KI als Werkzeug online, zu Hause und am Arbeitsplatz zu nutzen (vgl. Long/Magerko 2020, S. 2).

Dies impliziert, dass sowohl für Aus- und Weiterbildungskontexte als auch für ein Studium sowie für lebenslanges Lernen insgesamt neue, KI-bezogene Kompetenzen erforderlich sind (vgl. Chiu/Sanusi 2024), die zudem sowohl in eine ethisch verantwortungsbewusste als auch reflexive Nutzung münden. Einerseits ist es aus Sicht von Lehrenden notwendig, Lernenden einen systematischen Überblick über bestehende KI-Instrumente und Technologien zu vermitteln, deren Funktionsweisen zu erläutern sowie sie zu einer sachgerechten und zielgerichteten Verwendung zu befähigen. Andererseits kommen – gerade hier im Kontext akademischer Bildung – der (forschungs-)ethischen Auseinandersetzung mit KI-Systemen sowie der kritischen Reflexion ihrer Ergebnisse und Ausgaben eine zentrale Bedeutung zu (vgl. Ng u. a. 2021; Gardiner u. a. 2026, S. 14f.). Um diese Kompetenzbereiche gezielt zu stärken, ist es zunächst erforderlich zu erfassen, in welchem Ausmaß entsprechende KI-Kompetenzen bereits zu Beginn eines Studiums vorhanden sind (vgl. Laupichler u. a. 2023).

Der vorliegende Beitrag greift auf Daten einer umfassenderen KI-Studie der Autorinnen und des Autors (KI-Kompetenzen von Studierenden zum Studienbeginn 2024) mit verschiedenen Studierendengruppen zurück, die im Rahmen der Analyse in mehrere Teilstudien aufgeteilt wurde: Die Untersuchung befasst sich grundsätzlich mit KI-Kompetenzen, Nutzungskontexten und Wissensquellen von Studierenden zu Studienbeginn. Grundlage ist ein Gesamtdatensatz sächsischer Fakultäten für Soziale Arbeit (N = 408). Als Studienbeginn wurden das erste und das zweite Semester definiert. In diesem Rahmen wurden von den Autorinnen und dem Autor bisher insgesamt drei quantitative Analysen durchgeführt. Die erste Teilstudie (T1) untersuchte die KI-Kompetenzen von Studierenden an einer Hochschule für angewandte Wissenschaft der Sozialen Arbeit und zeigte ein insgesamt moderates Kompetenzniveau. Insbesondere zeigten sich Schwächen im Bereich des technischen Verständnisses (vgl. Winterlich/Lohse 2025b). Aufbauend darauf wurden in einer zweiten Teilstudie (T2) KI-Kompetenzen von Studierenden der Sozialen Arbeit mit denen aus den Studiengängen Medieninformatik und digitaler Forensik verglichen. In allen drei Kompetenzbereichen zeigten sich signifikante Unterschiede zwischen den Studiengängen. Studierende der Medieninformatik wiesen die höchste KI-Kompetenz auf. Auch in der digitalen Forensik lagen die Werte über denen der Sozialen Arbeit. Studierende der Sozialen Arbeit erzielten in allen drei Kompetenzdimensionen statistisch signifikant niedrigere Werte, insbesondere beim technischen Verständnis (vgl. Winterlich/Lohse 2025a). Die dritte Teilstudie (T3) fokussierte sich auf Nutzungskontexte von KI im Studium der Sozialen Arbeit sowie auf die Herkunft des KI-bezogenen Wissens und verdeutlichte die hohe Bedeutung informeller Lern- und Aneignungsprozesse (vgl. Winterlich/Lohse 2026).

Die hier vorgestellte Analyse und damit vierte Teilstudie (T4) ist parallel zu diesen Untersuchungen durchgeführt worden und erweitert die bisherigen drei Analysen um eine gezielte Betrachtung von Studierenden an der Dualen Hochschule Sachsen (DHSN), ehemals Berufs-

akademie Sachsen, deren Studienstruktur durch einen besonders hohen Anteil an betrieblichen Praxisphasen gekennzeichnet ist. Ziel der Teilstudie T4 war es, sowohl die Ausprägung der KI-Kompetenzen als auch das vorhandene Vorwissen sowie die genutzten Lern- und Informationsquellen systematisch zu erfassen und vor dem Hintergrund der engen Verzahnung von Studium und Praxis einzuordnen. Durch die Einbettung in das bestehende Studiencluster ermöglicht die Teilstudie eine differenziertere Perspektive auf KI-Kompetenzen im akademischen Kontext mit ausgeprägtem Praxisbezug und leistet damit einen weiteren Beitrag zur empirischen Betrachtung dieses Kompetenzfeldes.

Ziel dieses Beitrags ist die Erfassung des aktuellen Standes der KI-Kompetenzen von Personen in der hochschulischen beruflichen Bildung auf der Grundlage subjektiver Selbsteinschätzung. Mithilfe des evaluierten SNAIL-Fragebogens (Scale for the assessment of non-experts' AI literacy) (siehe Abschnitt 2) soll ein differenziertes Bild darüber gewonnen werden, in welchem Ausmaß dual Studierende über grundlegende Kenntnisse, ein funktionales Verständnis sowie eine kritisch-reflektierende Haltung gegenüber KI-Technologien verfügen. Außerdem wird in der Studie analysiert, aus welchen formalen und informellen Quellen (z. B. Studium, betriebliche Praxis, Selbststudium, Medien) die Studierenden ihr Wissen über KI beziehen (siehe Abschnitt 3). Anschließend werden die Befragungsergebnisse in Abschnitt 4 diskutiert und methodenkritisch in den aktuellen Forschungsdiskurs eingeordnet (siehe Abschnitt 5). Folgende Forschungsfragen stehen im Mittelpunkt des Beitrags:

1. Für welche Zwecke nutzen dual Studierende KI-basierte Werkzeuge im Studium?
2. Aus welchen formalen sowie informellen Lern- und Informationsquellen erwerben Studierende der Sozialen Arbeit an der DHSN ihr Wissen über KI?
3. Wie ausgeprägt sind die KI-Kompetenzen von dual Studierenden der Sozialen Arbeit?

2 Methodik

Im Rahmen einer quantitativen Onlinebefragung wurden zunächst die Nutzungszwecke von KI-Anwendungen unter Studierenden erfasst. Ergänzend wurden die Lern- und Informationsquellen, aus denen Studierende ihr Wissen über KI beziehen, sowie ihr Vorwissen zu KI und ihre KI-Kompetenzen erhoben. Die quantitative Onlinebefragung wurde unter den immatrikulierten 122 Teilnehmenden des Matrikels 2024 (Grundgesamtheit) des Studiengangs Soziale Arbeit (im Folgenden nur Studierende) durchgeführt und repräsentiert damit eine Gruppe der hochschulischen beruflichen Bildung mit starkem Praxisbezug. Die Auswahl und Erreichbarkeit der Studierenden im Befragungszeitraum wurden durch ihre Anwesenheit während der Theoriephase bestimmt. Um eine möglichst hohe Rücklaufquote zu erreichen, wurden die Daten im Rahmen von Lehrveranstaltungen erhoben. Insgesamt nahmen 108 Studierende teil, davon waren es 106 mit gültigen Angaben.

Zur Beantwortung der ersten Forschungsfrage wurde untersucht, für welche studienbezogenen Zwecke Studierende KI im Studium nutzen. Die Nutzungszwecke wurden anhand verschiedener studienbezogener Tätigkeiten (z. B. Informationsrecherche, Problemlösen, Datenanalyse oder Datenvisualisierung) erfasst. Die Auswahl dieser Tätigkeiten erfolgte in

Anlehnung an die in der Studie von Garrel und Mayer (2024) beschriebenen Nutzungsformen von KI im Hochschulkontext (vgl. Garrel/Mayer 2024).

Zur ergänzenden Erfassung der Lern- und Informationsquellen, aus denen Studierende ihr Wissen über KI erwerben, wurde eine Reihe selbstentwickelter Items in den Fragebogen integriert. Die Intention dieser Items war die Abbildung formeller sowie informeller Wege des Wissenserwerbs. Formelles Lernen ist strukturiert, geplant und in der Regel institutionell organisiert, meist mit curricularen Vorgaben und Zertifizierung. Informelles Lernen hingegen erfolgt außerhalb formaler Bildungsprogramme, ist in alltägliche Kontexte eingebettet und basiert auf erfahrungs- sowie austauschbezogenen Prozessen (vgl. Pinski/Benlian 2024). Im Rahmen der Untersuchung wurden folgende Quellen berücksichtigt:

Formelle Lernquellen (überwiegend institutionell organisiert):

- schulische Vorbildung,
- betriebliche Ausbildung,
- vorheriges Studium,
- Onlinekurse.

Informelle Lernquellen (außerhalb institutioneller Bildungsprogramme):

- eigene Internetrecherche,
- Wissensaustausch im sozialen Umfeld,
- berufliche Projekte,
- Fachliteratur und Bücher.

Die Auswahl dieser Antwortkategorien orientierte sich an der einschlägigen Kompetenz- und Bildungsforschung sowie an bestehenden Erhebungsinstrumenten zur KI-Kompetenzentwicklung (vgl. Cousseran u. a. 2025).

Neben einer durch die Autorinnen und den Autor eigens entwickelten Selbsteinschätzungsskala zum Vorwissen wurden zur Erfassung der KI-Kompetenzen alle Items aus dem SNAIL-Fragebogen (vgl. Laupichler u. a. 2023) übernommen. Die verwendeten Items bilden KI-Kompetenzen in den Bereichen „Praktische Anwendung“, „Kritische Bewertung“ und „Technisches Verständnis“ ab. Der SNAIL-Fragebogen umfasst insgesamt 31 Items und ermöglicht eine differenzierte Erfassung von KI-Kompetenzen bei Nichtexpertinnen bzw. Nichtexperten sowie eine Evaluation der Wirksamkeit von Bildungs- und Qualifizierungsmaßnahmen im Bereich KI (vgl. Laupichler u. a. 2023). Die Skala „Praktische Anwendung“ erfasste das selbst eingeschätzte Vermögen der Teilnehmenden, KI in alltagsnahen, beruflichen und fachlichen Kontexten zu erkennen, einzuordnen und anzuwenden. Im Mittelpunkt standen dabei insbesondere die Fähigkeit, konkrete Beispiele für KI-Anwendungen im privaten und beruflichen Alltag zu benennen, KI-gestützte technische Anwendungen zu identifizieren sowie einzuschätzen, ob genutzte Technologien auf KI-Verfahren beruhen. Ergänzend wurde erhoben, inwieweit die Befragten beurteilen können, ob und in welchem Umfang Probleme im eigenen Fachbereich durch den Einsatz von KI gelöst werden können oder sollten. Die Skala „Kritische Bewertung“ erfasste die Fähigkeit der Teilnehmenden, KI-Technologien reflektiert,

verantwortungsbewusst und normativ einzuordnen. Im Fokus standen hierbei insbesondere Kenntnisse und Einschätzungen zu datenschutzrechtlichen und datensicherheitsbezogenen Aspekten, einschließlich der Bedeutung des Schutzes personenbezogener Daten sowie der allgemeinen Datensicherheit bei der Entwicklung und Nutzung von KI-Systemen. Die Skala „Technisches Verständnis" erfasste das selbst eingeschätzte Wissen der Teilnehmenden über grundlegende Konzepte, Funktionsweisen und Verfahren von KI. Im Mittelpunkt standen Kenntnisse zu maschinellem Lernen, einschließlich der Prinzipien des Modelltrainings, der Modellvalidierung und -testung sowie grundlegende Unterschiede zwischen überwachten und unüberwachten Lernverfahren. Darüber hinaus umfasste die Skala Inhalte zu zentralen KI-Ansätzen wie Deep Learning, Reinforcement Learning und regelbasierten Systemen sowie deren Abgrenzung voneinander (vgl. Laupichler u. a. 2023).

Für die vorliegende Untersuchung wurden alle 31 Items des ursprünglich englischsprachigen SNAIL-Fragebogens inhaltlich vollständig übernommen. Die Itemformulierungen wurden durch eine Muttersprachlerin (Englisch) ins Deutsche übersetzt. Im Unterschied zur Originalversion wurde jedoch das Antwortformat angepasst: Während der ursprüngliche SNAIL-Fragebogen eine siebenstufige Likert-Skala vorsieht, wurde für die vorliegende Studie eine fünfstufige Zustimmungsskala (1 = „stimme überhaupt nicht zu" bis 5 = „stimme voll und ganz zu") verwendet. Diese Anpassung erfolgte auf Grundlage eines Pretests mit Studierenden sowie weiteren Wissenschaftlerinnen und Wissenschaftlern. Diese Anpassung erfolgte mit dem Ziel, die kognitive Belastung der Teilnehmenden zu reduzieren und eine konsistentere Nutzung der Antwortoptionen zu gewährleisten. Zur Prüfung der internen Konsistenz des Instruments wurden Reliabilitätsanalysen durchgeführt. Anschließend erfolgten deskriptive Analysen, bei denen u. a. die Mittelwerte der drei Skalen „Technisches Verständnis", „Kritische Bewertung" und „Praktische Anwendung" berechnet wurden, um das Ausmaß der KI-Kompetenzen in der Stichprobe darzustellen.

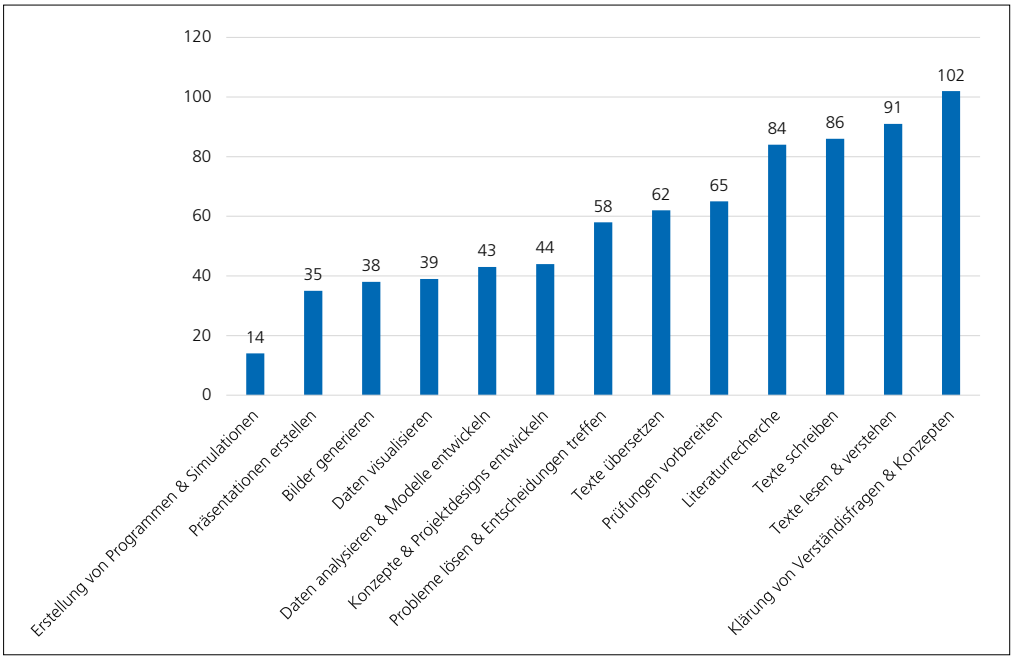
3 Ergebnisse

Die Auswertung der Geschlechtszugehörigkeit zeigt eine deutlich unausgewogene Verteilung innerhalb der Stichprobe. Von insgesamt 106 gültigen Angaben gaben 91 Personen (85,8 %) an, sich dem weiblichen Geschlecht zugehörig zu fühlen, während 15 Personen (14,2 %) das männliche Geschlecht auswählten. Diese Verteilung ist plausibel im Hinblick auf den Studiengang Soziale Arbeit, der traditionell einen hohen Frauenanteil aufweist. Interne Daten der Berufsakademie Sachsen/DHSN Breitenbrunn zeigen, dass auch in der Grundgesamtheit der Studierenden ein deutlich höherer Anteil weiblicher Studierender vorliegt (Zeitraum 2015 bis 2025: gerundet 80 % weiblich und 20 % männlich). Die Stichprobe weist somit einen leicht höheren Frauenanteil als die Grundgesamtheit auf.

Hinsichtlich des Alters zeigt sich, dass die 106 befragten Personen zwischen 18 und 36 Jahren alt sind. Das durchschnittliche Alter beträgt 20,35 Jahre (SD = 2,61). Damit handelt es sich überwiegend um eine junge Stichprobe, die dem typischen Altersdurchschnitt von Erstsemesterstudierenden (21,3 Jahre) entspricht (vgl. Destatis 2026). Die vergleichsweise geringe Standardabweichung weist auf eine relativ homogene Altersverteilung hin.

Abbildung 1 zeigt die Häufigkeiten der genannten Nutzungszwecke in der Stichprobe (N = 106). Am häufigsten wird KI zur (Er-)Klärung von Verständnisfragen und Konzepten genutzt (n = 102), gefolgt vom Lesen und Verstehen von Texten (n = 91) und dem Schreiben von Texten (n = 86) sowie der Literaturrecherche (n = 84). Daraus lassen sich zur Beantwortung der ersten Forschungsfrage, für welche Zwecke Studierende KI-basierte Werkzeuge im Studium nutzen, drei Motivkategorien ableiten: 1) die Aggregation von Daten, 2) die Analyse bestehender Daten und 3) die Generierung neuer Daten.

Abbildung 1: Häufigkeit der Nennung der Nutzungszwecke von KI-basierten Werkzeugen

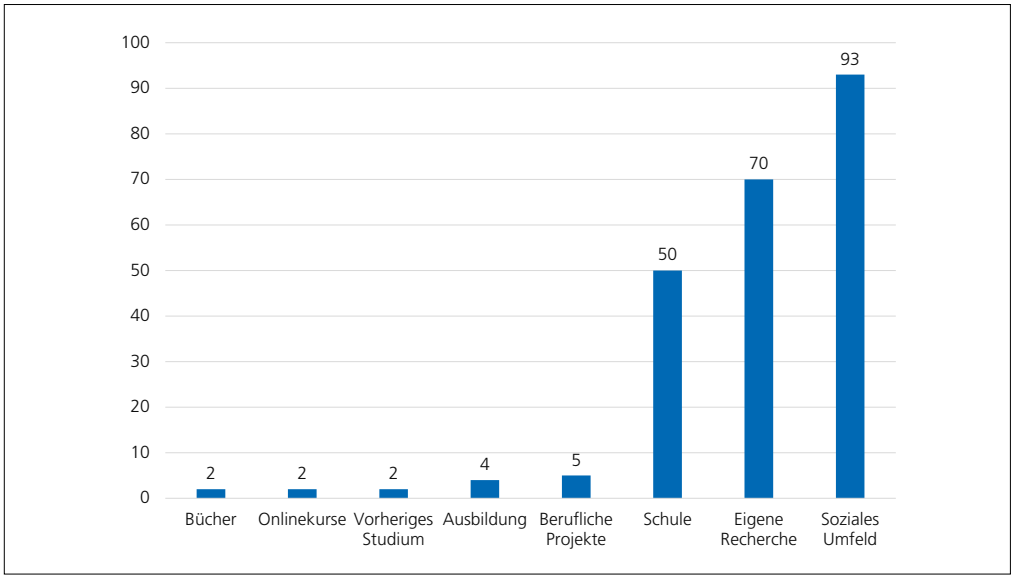


Anm.: N = 106, Mehrfachantworten möglich

Quelle: eigene Darstellung

Zur Beantwortung der zweiten Forschungsfrage wurde untersucht, aus welchen formalen und informellen Lern- und Informationsquellen Studierende der Sozialen Arbeit ihr Wissen über KI beziehen. Die deskriptive Auswertung der Mehrfachantwortfrage (siehe Abbildung 2) zeigt eine deutliche Schwerpunktsetzung auf informelle Lernkontexte. Am häufigsten wurden das soziale Umfeld (n = 93) sowie eigene Recherche (n = 70) als Wissensquellen genannt. Demgegenüber spielen formale Bildungssettings eine geringere Rolle. Innerhalb dieser Kategorie stellt die Schule mit 50 Nennungen die wichtigste Quelle dar. Weitere institutionalisierte Bildungsformate wie eine berufliche Ausbildung (n = 4), ein vorheriges Studium (n = 2) oder Onlinekurse (n = 2) wurden deutlich seltener angegeben. Berufliche Projekte (n = 5) und Bücher (n=2) wurden ebenfalls vergleichsweise selten als Quelle für KI-bezogenes Wissen genannt.

Abbildung 2: Häufigkeit der Nennungen zur Herkunft des KI-Wissens



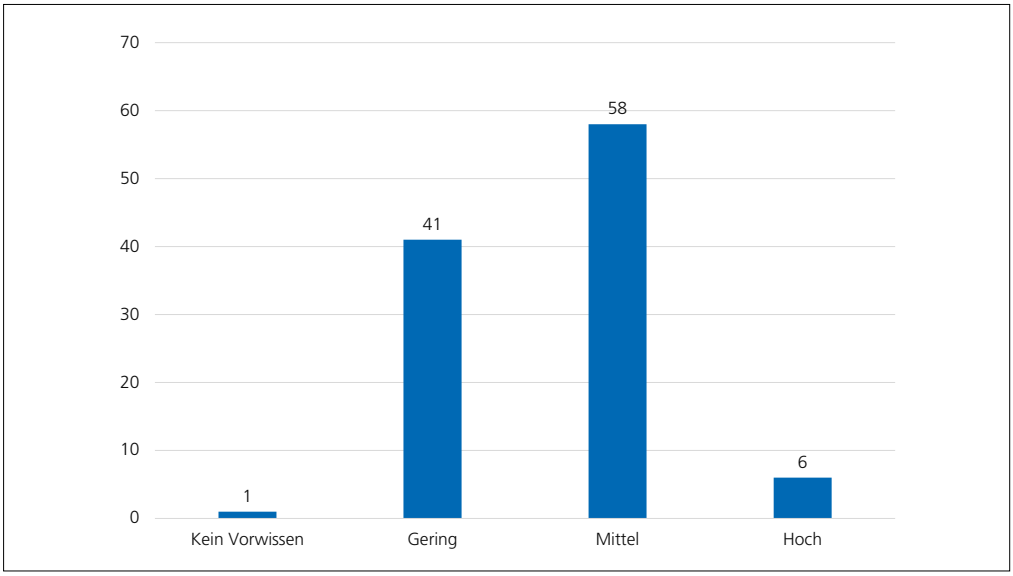
Anm.: N = 106, Mehrfachantworten möglich

Quelle: eigene Darstellung

Als Nächstes wurde das allgemeine Vorwissen zur KI-Technologie (vgl. Abbildung 3) mithilfe einer seitens der Autorinnen und des Autors eigens entwickelten Selbsteinschätzungsskala erhoben. Das Ziel bestand darin, einen ersten Überblick über das von den Teilnehmenden subjektiv wahrgenommene Kenntnisniveau im Bereich KI zu gewinnen. Die Ergebnisse zeigen, dass mehr als die Hälfte der Befragten (n = 58) ihr Vorwissen als mittel einschätzt.

Die dritte Forschungsfrage bezieht sich auf KI-Kompetenzen von Studierenden, die in den drei Dimensionen „Praktische Anwendung“, „Kritische Beurteilung“ und „Technisches Verständnis“ untersucht wurden. Die Skalen erfassen zentrale Dimensionen der KI-Kompetenz auf einer fünfstufigen Likert-Skala von 1 („stimme überhaupt nicht zu“) bis 5 („stimme voll und ganz zu“) und erlauben damit eine differenzierte Analyse spezifischer Kompetenzfacetten. Die deskriptive Auswertung der Skalenmittelwerte zeigt, dass die höchsten Ausprägungen im Bereich der kritischen Beurteilung erzielt wurden (MW = 3,4; SD = 0,57). Dies deutet darauf hin, dass die Studierenden in der Lage sind, ethische, gesellschaftliche sowie rechtliche Fragestellungen im Zusammenhang mit KI zu reflektieren. An zweiter Stelle folgt die praktische Anwendung (MW = 3,2; SD = 0,49), was darauf hindeutet, dass viele Teilnehmende bereits Erfahrungen im alltäglichen oder studienbezogenen Umgang mit KI-Anwendungen gesammelt haben. Am geringsten ausgeprägt ist hingegen das technische Verständnis (MW = 2,0; SD = 0,58). Dies verdeutlicht, dass grundlegende Kenntnisse zu Funktionsweisen, Methoden und technischen Konzepten von KI im Schnitt eher in begrenztem Umfang vorhanden sind.

Abbildung 3: Häufigkeit der Nennungen zur Selbsteinschätzung zum KI-Vorwissen



Anm.: N = 106

Quelle: eigene Darstellung

Insgesamt zeigen die Ergebnisse, dass dual Studierende der Sozialen Arbeit tendenziell über ein reflektiertes und anwendungsbezogenes Verhältnis zu KI verfügen, jedoch gerade im technischen Bereich noch deutliche Wissens- und Kompetenzlücken bestehen. Diese Befunde unterstreichen die Notwendigkeit, technische Grundlagen von KI systematisch (auch) in duale Studiengänge Sozialer Arbeit zu integrieren.

4 Diskussion

Die Ergebnisse der Studie zeichnen ein differenziertes Bild der KI-Kompetenzen dual Studierender im Studiengang Soziale Arbeit und stützen zugleich zentrale Befunde der aktuellen Bildungs- und KI-Kompetenzforschung. Die drei untersuchten Dimensionen – praktische Anwendung, kritische Beurteilung und technisches Verständnis – sind deutlich unterschiedlich ausgeprägt, was die Annahme unterstreicht, dass KI-Kompetenz kein eindimensionales Fähigkeitskonstrukt darstellt, sondern aus miteinander verbundenen, jedoch unterschiedlich entwickelten Teilkompetenzen besteht (Artikel 3 Nr. 56 EU AI Act).

Die höchsten Mittelwerte im Dimensionsvergleich wurden im Bereich der kritischen Beurteilung erzielt (MW = 3,4). Dies deutet darauf hin, dass die befragten dual Studierenden vergleichsweise gut in der Lage sind, gesellschaftliche, ethische, rechtliche und datenschutzbezogene Implikationen des Einsatzes von KI-Technologien zu reflektieren. Dieser Befund ist konsistent mit aktuellen Studien, die insbesondere für sozial- und erziehungswissenschaftliche Studiengänge eine erhöhte Sensibilität für normative Fragestellungen im Umgang mit digitalen Technologien feststellen (vgl. Pérez-Portabella u. a. 2026). Vor dem Hintergrund

der Sozialen Arbeit als normativ geprägtes Arbeitsfeld erscheint diese Ausprägung plausibel, da Fragen von Verantwortung, Macht, Diskriminierung und Datenschutz sowohl im Studium als auch in der Praxis eine zentrale Rolle spielen (vgl. Otto u. a. 2018). Gleichzeitig verweist dieser Befund darauf, dass kritische Reflexionsfähigkeit nicht zwingend an ein vertieftes technisches Verständnis gekoppelt ist, sondern auch aus fachkulturellen und professionsethischen Orientierungen des Studienfachs hervorgehen kann (vgl. Händel u. a. 2025). Des Weiteren bleibt damit offen, wie reflektiert die Verwendung von KI selbst im Sinne einer Nutzung als Reflexionswerkzeug zur Unterstützung des eigenen kritischen Denkens geschieht. Denn mit Rückbezug auf die eingangs erwähnten Kompetenzanforderungen (Future Skills) weist die Fähigkeit kritischen Denkens in Bezug auf die Megatrends KI und Desinformation die höchste Relevanz auf (vgl. Rampelt u. a. 2025, S. 14). In diesem Zusammenhang macht Seitz (2025) im Speziellen mit Fokus auf generative KI-Tools für die Lehre im Studium Soziale Arbeit darauf aufmerksam: „Studierende müssen nicht nur lernen mit Gen-KI [generativer KI] umzugehen, sondern mit ihr zu streiten. Die Herausforderung [im Lehr- und Praxisalltag] liegt nicht im Verzicht auf Technologie, sondern in ihrer reflektierten Integration“ (ebd., S. 14). Aus Sicht der Autorinnen und des Autors gilt dies für eine Verwendung von KI ganz allgemein und hier insbesondere vor dem Hintergrund des stärkeren Praxisbezuges eines dualen Studiums der Sozialen Arbeit.

Die Dimension der praktischen Anwendung von KI weist mit einem Mittelwert von 3,2 ebenfalls eine moderate Ausprägung auf. Dies legt nahe, dass viele Studierende bereits über Erfahrungen im Umgang mit KI-gestützten Anwendungen verfügen, insbesondere in niedrigschwelligen, alltags- und studienbezogenen Nutzungskontexten wie Informationsrecherche, Textproduktion oder organisatorischen Tätigkeiten (vgl. Winterlich/Lohse 2026). Entsprechende Nutzungsmuster werden auch in anderen empirischen Untersuchungen zu Studierenden unterschiedlicher Fachrichtungen beschrieben, die eine rasche Integration von KI in Lern- und Arbeitsprozesse dokumentieren (vgl. Garrel/Mayer 2025, S. 22). Auffällig ist dabei, dass die praktische Nutzung häufig pragmatisch erfolgt und weniger auf einem systematischen Verständnis der zugrunde liegenden Funktionslogiken basiert. Diese entkoppelte Entwicklung von Nutzung und Verständnis birgt die Gefahr eines instrumentellen Umgangs mit KI, bei dem potenzielle Verzerrungen, Fehlannahmen oder Grenzen der Systeme nicht ausreichend erkannt werden (vgl. Bosse/Wannemacher/Lübcke 2026, S. 49).

Diesbezüglich zeigt sich im Bereich des technischen Verständnisses (MW = 2,0) eine deutlich geringere Ausprägung. Dieser Befund deckt sich mit einer Vielzahl aktueller Untersuchungen, die insbesondere bei Nichtexpertinnen und Nichtexperten erhebliche Defizite im Verständnis zentraler KI-Konzepte wie maschinellem Lernen, Trainingsdaten, Modellvalidierung oder algorithmischen Entscheidungsprozessen feststellen (vgl. Vollmar/Maack 2025, S. 24). Auch mit Blick auf eine praxisorientiertere Ausrichtung des hier betrachteten dualen Studiengangs im Vergleich mit direkt und berufsbegleitend Studierenden Sozialer Arbeit in Sachsen scheint der höhere berufspraktische Bezug nicht automatisch zu einem vertieften technischen Verständnis zu führen (vgl. Winterlich/Lohse 2026). Vielmehr deutet die starke Bedeutung informeller Wissensquellen – etwa des sozialen Umfelds oder eigenständiger Internetrecherche – darauf hin, dass technisches KI-Wissen bislang – beispielsweise im wissenschaftlichen Arbeiten mithilfe von KI-Tools – lediglich begrenzt systematisch vermittelt

wird. Dies deckt sich mit einem Blick in ausgewählte Modulhandbücher (vgl. exemplarisch Duale Hochschule Sachsen 2024; Duale Hochschule Baden-Württemberg 2026), denn diese zeigen eine bisher fehlende curriculare Verankerung. Jedoch ist zu berücksichtigen, dass KI ein dynamisches und sich schnell entwickelndes Themenfeld darstellt, in dem informelle Lernformen wie selbstgesteuerte Onlinerecherche oder der Austausch mit Peers generell eine wichtige Rolle spielen können. Aus hochschulischer Perspektive sind ausgelagerte, informelle Lernprozesse daher nicht zwangsläufig als Defizit zu interpretieren, sondern können auch Ausdruck eigenständiger Kompetenzaneignung sein.

Aus kritisch-reflexiver Perspektive stellt sich damit die Frage, inwiefern die enge Verzahnung von Studium und Praxis im dualen System im Bereich Soziale Arbeit bislang ausreichend genutzt wird, um technisches, reflexives und anwendungsbezogenes KI-Wissen integrativ zu fördern. Während die Ergebnisse auf bereits vorhandene reflexive und anwendungsbezogene Kompetenzen hinweisen, wird durchaus eine potenzielle Gefahr darin gesehen, dass fehlende technische Grundkenntnisse langfristig die Fähigkeit zur fundierten Bewertung, zum professionellen Einsatz und zur verantwortungsvollen Mitgestaltung von KI-Anwendungen im sozialarbeiterischen Kontext einschränken (vgl. Macsenaere/Feist-Ortmanns 2025, S. 97). Vor diesem Hintergrund erscheint es notwendig, KI nicht ausschließlich als instrumentelles Werkzeug zu begreifen, sondern als soziotechnisches System, in dem technische Komponenten, Datenstrukturen, organisationale Kontexte und menschliche Entscheidungen miteinander verschränkt und wechselseitig aufeinander bezogen sind. Entsprechend sollten in der hochschulischen beruflichen Bildung nicht nur Anwendungskompetenzen vermittelt werden, sondern auch Kenntnisse über die Funktionsweisen, Grenzen und möglichen Machtwirkungen von KI-Systemen sowie deren gesellschaftliche Einbettung. Davon ausgehend ergäben sich Potenziale, das in den Theoriephasen des dualen Studiums generierte und partiell erprobte KI-Wissen im Rahmen der Praxisphasen in Verwendung zu bringen. Aktuelle Forschungsarbeiten legen nahe, dass es eines grundlegenden technischen Verständnisses dafür bedarf, wie KI-Systeme funktionieren, und gezieltes Training nötig ist, um KI-Anwendungen kontextspezifisch angemessen nutzen zu können (vgl. Gardiner u. a. 2026, S. 15). Ohne ein technisches Grundverständnis, so die Autorinnen und der Autor, bestehe die Gefahr, dass (zukünftige) Sozialarbeitende eher geneigt seien, KI-generierte Ergebnisse unhinterfragt zu akzeptieren. Ein Hinterfragen sei jedoch erforderlich, um in Entscheidungsprozessen angemessen (professionell) zu handeln (vgl. auch ebd.)

Zusammenfassend zeigen die Ergebnisse, dass dual Studierende der Sozialen Arbeit bereits über relevante reflexive und anwendungsbezogene KI-Kompetenzen verfügen, zugleich jedoch insbesondere im Bereich des technischen Verständnisses deutlicher Qualifizierungsbedarf besteht. Daraus ergibt sich der Auftrag für den Bereich formaler Bildungsangebote, KI-Kompetenzentwicklung stärker curricular zu verankern und dabei auch die Reflexion nonformaler sowie informeller Aneignungsprozesse systematisch zu integrieren (vgl. Mittmann 2024, S. 20). Gerade am hier betrachteten Beispiel eines dualen Studiengangs der Sozialen Arbeit bietet die enge Verzahnung von Theorie- und Praxisphasen hierfür besondere Potenziale: Zum einen besteht durch regelmäßige Praxiseinsätze eine starke Handlungs- und damit hohe Verwendungsorientierung theoriebezogenen Wissens (beispielsweise für Projektanträge, (Zwischen-)Verwendungsnachweise, Argumentationsgrundlagen für politische Akteure

etc.). Zum anderen benötigt eine tiefgründige Reflexion handlungspraktischen Erfahrungswissens einen akademischen Ort für eine theoretische Fundierung, beispielsweise im Rahmen von Seminaren zur Praxisreflexion nach dem Prinzip kollegialer Fallberatung und im Rahmen einer empiriebasierten Erarbeitung von Professionalisierungsimpulsen für eine je spezifische sozialarbeiterische Praxis (Bachelor-Thesis). Eine auf diese Weise stärker strukturell verankerte Aufeinanderbezogenheit ist – gerade aufgrund der rasanten Entwicklung in den technischen Bereichen – künftig noch gezielter zu nutzen, um aktuelle Bedarfe und Anforderungen von Praxispartnerinnen und -partnern zu berücksichtigen und dadurch für Studierende ein wissenschaftsbasiertes, modernes und insgesamt attraktives Studienangebot vorzuhalten.

5 Limitationen und Ausblick

Die vorliegende Studie basiert auf einer quantitativen Querschnittsanalyse mit vergleichsweise geringer Fallzahl einer dualen Hochschule, wodurch keine kausalen Zusammenhänge zwischen KI-Kompetenzen, Vorwissen und genutzten Lern- und Informationsquellen abgeleitet werden können. Die Ergebnisse erlauben ausschließlich Aussagen über Ausprägungen und Zusammenhänge auf deskriptiver Ebene, nicht jedoch über Ursache-Wirkungs-Beziehungen oder Entwicklungsverläufe.

Darüber hinaus beruhen die erhobenen KI-Kompetenzen auf Selbsteinschätzungen der Teilnehmenden. Auch wenn der eingesetzte Fragebogen auf einem etablierten Instrument basiert, ist nicht auszuschließen, dass subjektive Einschätzungen von der tatsächlichen Kompetenz im Umgang mit KI abweichen. Hier stellt sich insbesondere die Frage, inwieweit eine realistische Einschätzung der eigenen Kompetenzen überhaupt erfolgen kann, wenn zeitgleich selbstkritisch festgestellt wird, eher geringe Kompetenzen zur Funktionsweise von KI-Instrumenten zu besitzen. Die Ergebnisse bilden daher primär die wahrgenommene KI-Kompetenz ab und erlauben keine direkten Rückschlüsse auf objektiv messbare Fähigkeiten.

Eine weitere Limitation betrifft die Erfassung des Vorwissens sowie der Lern- und Informationsquellen zu KI. Diese wurden mittels selbstentwickelter Items erhoben, die nicht als standardisierte Skalen validiert sind. Diese Ergebnisse sind daher als explorativ zu interpretieren und dienen vorrangig der kontextuellen Einordnung der KI-Kompetenzen, nicht jedoch der Ableitung inferenzstatistischer oder kausaler Aussagen. Da es sich um einen Studiengang (Soziale Arbeit) an einer Institution handelt, ist der Geltungsbereich der Aussagen (Transfer auf andere duale Settings/Fächer) begrenzt. Dies lässt sich als Anlass verstehen, über den regionalen Kontext und die hier betrachtete spezifische Zielgruppe hinaus eine Übertragbarkeit weiter auszuarbeiten und breiter zu diskutieren. Außerdem wäre es interessant, die Befragung auf Lehrende im gegenständlichen akademischen Kontext sowie etwaige Praxispartner in der Sozialen Arbeit auszuweiten. Damit ließen sich Aussagen über derzeit verfügbares bzw. zukünftig noch stärker zu entwickelndes KI-Wissen generieren.

Bezugnehmend auf die oben vermutete Motivlage zur Nutzung von KI-Tools wäre für zukünftige Arbeiten eine noch differenziertere Betrachtung von generativen und prädiktiven KI-Tools wünschenswert. Diese müsste eine Erhebung von konkret genutzten KI-Agenten einschließen sowie eine Differenzierung von OpenSource und ClosedSource (proprietäre/

lizenzierte Software-Lösungen) vornehmen, um noch präzisere Ergebnisse mit Blick auf KI-Wissen, dessen Verwendung und wiederum deren Reflexion zu ermöglichen. Außerdem erscheint eine Kombination aus Selbsteinschätzung und objektiver KI-Kompetenzmessung interessant für weiterführende Forschung.

Literatur

Bosse, Elke; Wannemacher, Klaus; Lübcke, Maren: Die KI-Nutzung in Studium und Lehre. Ein Review auf Grundlage empirischer Studien. Hochschulforum Digitalisierung, Arbeitspapier Nr. 91. Berlin 2026

Chiu, Thomas K. F.; Sanusi, Ismaila Temitayo: Define, foster, and assess student and teacher AI literacy and competency for all: Current status and future research direction. In: Computers and Education Open 7 (2024), Art. 100182. URL: **https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2666557324000223** (Stand: 08.02.2026)

Cousseran, Laura; Lauber, Achim; Brüggen, Niels; Süna, Laura; Bogen, Cornelia: Kompass. Künstliche Intelligenz und Kompetenz 2025. Einstellungen, Handeln und Kompetenzentwicklung im Kontext von KI. Bericht zur dritten Repräsentativbefragung des Verbundprojekts Digitales Deutschland. München 2025

Destatis (Hrsg.): Studienanfänger/-innen im 1. Fachsemester nach Bundesländern. 2026. URL: **https://www.destatis.de/DE/Themen/Gesellschaft-Umwelt/Bildung-Forschung-Kultur/Hochschulen/Tabellen/studierende-erstes-fs-bundeslaender.html** (Stand: 05.02.2026)

Diettrich, Andreas: Berufspädagogische Auswirkungen von neuen Arbeitsformen und Digitalisierung auf das Bildungspersonal in ÜBS. 2024. URL: **https://www.bibb.de/de/berufspadagogische-auswirkungen-digitalisierung-bildungspersonal-diettrich-190738.php** (Stand: 18.06.2024)

Duale Hochschule Baden-Württemberg (Hrsg.): Modulhandbuch Studiengang Soziale Arbeit, Studienrichtung Kinder- und Jugendarbeit. Stuttgart 2026. URL: **https://www.dhbw.de/fileadmin/user/public/SP/STG/Soziale_Arbeit/Kinder-_und_Jugendarbeit.pdf** (Stand: 07.02.2026)

Duale Hochschule Sachsen (Hrsg.): Studienakademie Breitenbrunn. Modulhandbuch Studiengang Bachelor Soziale Arbeit. Anlage 2 zur Studienordnung. Breitenbrunn 2024. URL: **https://www.dhsn.de/fileadmin/mediamanager/001_duale_hochschule/016_studienangebot/breitenbrunn/soziale_arbeit/dokumente/DHSN_BB_Modulhandbuch_Soziale_Arbeit.pdf** (Stand: 07.02.2026)

Gardiner, Blake; O'Donoghue, Kieran; Yeung, Polly; Jewel, Islam Ziaul: Social work practice and artificial intelligence: A scoping review. In: Aotearoa New Zealand Social Work 1 (2026), S. 9–21

Garrel, Joerg von; Mayer, Jana: Künstliche Intelligenz im Studium. Eine quantitative Längsschnittstudie zur Nutzung KI-basierter Tools durch Studierende. Darmstadt 2025

Garrel, Joerg von; Mayer, Jana: Which features of AI-based tools are important for students? A choice-based conjoint analysis? A Choice-Based Conjoint-Analyse. In: Computers and Education: Artificial Intelligence 7 (2024), Art. 100311

Händel, Marion; Berges, Marc-Pascal; Gläser-Zikuda, Michaela; Kammerl, Rudolf; Kudlich, Hans; Martschinke, Sabine; Pirner, Manfred L.: Who is savvy about digital ethics? Differences between teacher education, law, and computer science students. In: Education and Information Technologies 30 (2025), S. 25177–25196

Johannsen, Thies; Philipp, Thorsten: Duales Studium. In: Schmohl, Tobias; Philipp, Thorsten (Hrsg.): Handbuch Transdisziplinäre Didaktik. Bielefeld 2021, S. 79–91

Laupichler, Matthias Carl; Aster, Alexander; Haverkamp, Nicolas; Raupach, Tobias: Development of the "Scale for the assessment of non-experts' AI literacy" – An exploratory factor analysis. In: Computers in Human Behavior Reports 12 (2023), Art. 100338

Long, Duri; Magerko, Brian: What is AI literacy? Competencies and design considerations. In: Proceedings of the 2020 CHI conference on human factors in computing systems (2020), S. 1–16. DOI: **https://dl.acm.org/doi/pdf/10.1145/3313831.3376727**

Macsenaere, Michael; Feist-Ortmanns, Monika: KI in der Kinder- und Jugendhilfe. In: Linnemann, Gesa; Löhe, Julian; Rottkemper, Beate (Hrsg.): Künstliche Intelligenz in der Sozialen Arbeit. Grundlagen für Theorie und Praxis. Weinheim 2025, S. 90–101

Meyer, Nikolaus: Professionalisierung im dualen Studium der Sozialen Arbeit. Zwischen Anspruch und Strukturdefizit. In: Soziale Arbeit 12 (2025), S. 454–461

Mittmann, Michelle: Zum Umgang mit Widerstand innerhalb der Disziplin Sozialer Arbeit als Herausforderung im Zuge der curricularen Vorbereitung Studierender auf die digitalisierte (Arbeits-)Welt. In: Neumaier, Stefanie; Dörr, Madeleine; Botzum, Edeltraud (Hrsg.): Praxishandbuch. Digitale Projekte in der Sozialen Arbeit. Weinheim, Basel 2024, S. 12–21

Ng, Davy Tsz Kit; Leung, Jac Ka Lok; Chu, Kai Wah Samuel; Qiao, Maggie Shen: AI literacy: Definition, teaching, evaluation, and ethical issues. In: Proceedings of the Association for Information Science and Technology 58 (2021) 1, S. 504–509

Otto, Hans-Uwe; Thiersch, Hans; Treptow, Rainer; Ziegler, Holger: Handbuch Soziale Arbeit: Grundlagen der Sozialarbeit und Sozialpädagogik. München 2018.

Pérez-Portabella, Antonia; De Andrés-Sánchez, Jorge; Arias-Oliva, Mario; Souto-Romero, Mar: Explaining higher education social sciences students' misuse of generative artificial intelligence: evidence from a multidimensional ethics scale. In: SN Social Sciences 6 (2026) 1, 18

Pinski, Marc; Benlian, Alexander: AI literacy for users – A comprehensive review and future research directions of learning methods, components, and effects. In: Computers in Human Behavior: Artificial Humans 2 (2024) 1, Art. 100062

Rampelt, Florian; Matthes, Wibke; Hannken-Illjes, Kati; Sandmer, Anna; Gehrs, Vera; Horstmann, Nina; Kunz, Alexa M.; Eigbrecht, Laura; Johannsen, Thies; Blum, Sabine; Frank, Sophia; Sutter, Carolin; Koch, Henning: Future Skills 2030. Ein aktualisiertes Framework für Zukunftskompetenzen. Hrsg. v. Stifterverband für die Deutsche Wissenschaft e. V. Berlin 2025. URL: **https://www.stifterverband.org/sites/default/files/2025-12/future_skills_2030.pdf** (Stand: 09.02.2026)

Rüschoff, Britta: Wie werden wir arbeiten? Die Bedeutung Künstlicher Intelligenz für die Berufsausbildung. In: Fichtner-Rosada, Sabine; Heupel, Thomas; Hohoff, Christoph; Heuwing-Eckerland, Johanna (Hrsg.): Kompetenzen für die Arbeitswelten der Zukunft. Impulse des European Year of Skills für Wirtschaft, Bildung und Personalwesen. FOM-Ausgabe. Wiesbaden 2024, S. 343–353

Seitz, Philipp: Künstliche Intelligenz und kritisch-reflexive Haltung im Studium der Sozialen Arbeit. In: DiMe-Sozial 1 (2025), S. 113–129

Seyda, Susanne; Risius, Paula: Unterstützungsbedarfe des Berufsbildungspersonals. Wie gelingt der digitale Wandel der Ausbildung? Studie 4/2021. Hrsg v. Institut der deutschen Wirtschaft e. V. Köln 2021

Vollmar, Leoni; Maack, Linda: In organisationaler Verantwortung? – Digitale Ungleichheit in der Hochschulbildung für Soziale Arbeit. In: Wunder, Maik; Giercke-Ungermann, Annett (Hrsg.): Digitalisierung in der Hochschulbildung für Soziale Arbeit. Bad Heilbrunn 2025, S. 17–28

Winterlich, Julia; Lohse, Markus: Künstliche Intelligenz in der Hochschulbildung – MINT- und Sozialwissenschaftliche KI-Kompetenzen. In: Informatik Spektrum 48 (2025a), S. 123–127. DOI: https://doi.org/10.1007/s00287-025-01598-y

Winterlich, Julia; Lohse, Markus: KI-Kompetenz von Studierenden der Sozialen Arbeit. In: KI-Forum 2025: KI in Forschung und Lehre an Hochschulen. Hannover 2025b, S. 114–116

Winterlich, Julia; Lohse, Markus: Künstliche Intelligenz im Studium der Sozialen Arbeit in Sachsen: Nutzungskontexte und Wissensquellen. In: NextGen Scientific Review 4 (2026), S. 84–88. DOI: https://doi.org/10.48446/opus-16397

Der Autor und die Autorinnen

Dr. phil. Markus Lohse
Duale Hochschule Sachsen, Staatliche Studienakademie Breitenbrunn
markus.lohse@dhsn.de
https://orcid.org/0009-0009-4187-5966

Der Arbeitsschwerpunkt des Autors im Bereich der Lehre ist die empirische Sozialforschung mit dem Fokus auf qualitative Methoden. Ein besonderes Forschungsinteresse besteht für das Thema Erkenntnis- und Einsichtsgenerierung in professioneller Beratungsinteraktion.

Dr. P.H. Julia Winterlich
Bayreuther Akademie für Gesundheitswissenschaften e. V.
j.winterlich@bafg-ev.de
https://orcid.org/0009-0007-3715-4686

Die Forschungsinteressen der Autorin liegen im Bereich Künstliche Intelligenz und intelligente Assistenzsysteme, Soziale Robotik und Mensch-Roboter-Interaktion sowie eine nutzerzentrierte Designentwicklung in der Robotik und eine interdisziplinäre Gestaltung intelligenter Technologien.

Stefanie Teumer M.A./MBA
Duale Hochschule Sachsen, Staatliche Studienakademie Breitenbrunn
stefanie.teumer@dhsn.de
https://orcid.org/0009-0003-3394-3259

Der Arbeitsschwerpunkt der Autorin als Dozentin ist Betriebswirtschaftslehre und Sozialmanagement in Non-Profit-Organisationen und ihr Forschungsinteresse bezieht sich auf Steuerung und Wirkung in den Hilfen zur Erziehung.

Patrick Pallhuber, Isabell Grundschober

Lehren verlernen

Didaktische Veränderungen durch KI in der Berufsbildung

1 Einleitung

Generative Künstliche Intelligenz (im Folgenden „KI“) bezeichnet KI-Systeme, die auf Basis von Trainingsdaten neue Inhalte wie Texte, Bilder, Audio- oder Videodateien generieren können. Ihre Bedeutung für die Berufsbildung ergibt sich nicht nur aus ihrem zunehmenden Einsatz in beruflichen Arbeitskontexten, sondern auch aus ihrer wachsenden Nutzung als Bildungstechnologie. Dadurch entstehen neue Anforderungen an die Qualifizierung von Fachkräften sowie an die Gestaltung von Lehr-Lern- und Prüfungsprozessen in der Berufsbildung (vgl. Attwell u. a. 2021; Hassler/Wegmüller 2024). Besonders sichtbar wird dies in Aufgabenformaten, Prüfungen, Feedbackpraktiken und den Rollen von Lehrenden (vgl. Attwell u. a. 2021; Kasneci u. a. 2023). In der Praxis zeigt sich bislang jedoch weniger ein radikaler Bruch als vielmehr eine Reihe schrittweiser Anpassungen, die mit Unsicherheit, Aushandlung und lokalen Erprobungen verbunden sind. Da generative KI Tätigkeiten und Kompetenzanforderungen in zahlreichen Berufsfeldern verändert (vgl. Felten/Raj/Seamans 2023), steht auch die Berufsbildung vor der Aufgabe, intendierte Lernergebnisse, Inhalte und Qualifizierungsangebote weiterzuentwickeln. Diese Veränderungen spiegeln sich nicht nur in den zu vermittelnden Inhalten wider, sondern auch in der Gestaltung von Lehr-Lern- und Prüfungsprozessen. Entwürfe, Materialien und erste Aufgabenideen werden zunehmend in Zusammenarbeit mit KI erzeugt, von Lehrenden im Kontext der Berufsbildung kuratiert, fachlich geprüft und didaktisch angepasst (vgl. Huang/Dou/Wu 2024; Shevchenko/Umanets/Rozputnia 2024). Da generative KI mittlerweile auch viele traditionelle Aufgaben- und Prüfungsformate mit akzeptabler Qualität bearbeiten kann, wird zugleich die Aussagekraft rein produktorientierter Leistungsnachweise zunehmend hinterfragt. In der Folge verschiebt sich die Aufgaben- und Prüfungskultur in Richtung authentischer, handlungs- und prozessbezogener Leistungsnachweise, bei denen nicht allein Produkte, sondern verstärkt Arbeitswege und Reflexionen in die Bewertung einbezogen werden (vgl. Hassler/Wegmüller 2024). Darüber hinaus wird generative KI zwar als Chance für Feedback, Effizienz und Individualisierung beschrieben, gleichzeitig aber mit technischen Grenzen, Fragen ungleicher Zugänge und dem Risiko einer Überabhängigkeit von Technologie verbunden (vgl. Huang/Dou/Wu 2024; Navasca 2025). Insgesamt verdichten sich die Befunde dahingehend, dass sich die Rolle der Lehrenden in Richtung stärkerer Prozessbegleitung, Urteilsbildung und verantwortungsvollem Einsatz von KI in Lernprozessen verschiebt. Damit wird KI in der Berufsbildung zugleich als Werkzeug zur Unterstützung von Lehr-Lern-Prozessen und als Gegenstand neuer professioneller Wissens- und Kompetenzanforderungen sichtbar (vgl. Willermark/Carlsson 2026; Gerholz 2024).

Die Forschungsfragen des vorliegenden Beitrags lauten daher:

- Wie beschreiben Hochschullehrende die didaktischen Veränderungen durch generative KI in der Aus- und Weiterbildung von Berufsschullehrenden?
- Welche zentralen Deutungs- und Wahrnehmungsmuster von didaktischen Veränderungen, die in fachlichen und hochschulbezogenen Debatten häufig als disruptiv bezeichnet werden, lassen sich ableiten?

Die dem Beitrag zugrunde liegende explorative Studie basiert auf Interviews mit Lehrenden. Sie zielt nicht auf statistische Generalisierbarkeit ab, sondern möchte neben der Identifikation von wahrgenommenen didaktischen Veränderungen und deren Deutung auch zentrale Themenfelder und Ansatzpunkte für Weiterbildungen für Hochschullehrende identifizieren, damit technologische Disruptionen in der Berufsbildungspraxis erfolgreich berücksichtigt und bewältigt werden können.

Bestehende Forschung zu KI in der Hochschullehre fokussiert sich häufig auf technologische Potenziale oder Kompetenzanforderungen (vgl. Zawacki-Richter u. a. 2019; Guggemos/Seufert 2021). Für die Berufsbildung liegen bislang vor allem systemische Analysen vor (vgl. Attwell u. a. 2021), während empirische Studien zu wahrgenommenen didaktischen Veränderungen durch Lehrende weitgehend fehlen. Damit stellt sich die Frage, welche didaktischen Veränderungen durch generative KI aus Perspektive der Lehrenden wahrgenommen und wie diese gedeutet werden.

2 Das THINKING-Modell als Analyserahmen

Die zuvor dargestellten Entwicklungen verdeutlichen, dass die Auswirkungen generativer KI auf die Berufsbildung unterschiedliche Ebenen betreffen: von technologischen Veränderungen über Kompetenzanforderungen bis hin zu didaktischen und organisatorischen Fragen. Um diese Themenbereiche bei der Datenerhebung systematisch zu berücksichtigen, wurde das THINKING-Modell als theoretischer Bezugsrahmen für die Entwicklung des Interviewleitfadens entwickelt:

a) Technological Disruption: technologische Disruption durch generative KI;
b) Human Roles & Competences: Veränderungen von beruflichen Rollen und Kompetenzen durch generative KI (vgl. Guggemos/Seufert 2021);
c) Instructional Design Shifts: Veränderungen in der Planung und Gestaltung von Lehr- und Lernangeboten in Zeiten von KI;
d) Neutralization Strategies: Neutralisierungsstrategien (vgl. Sakala/Chigona 2020);
e) Knowledge Unlearning: das „Verlernen“ von Wissen im Sinne von veränderten Routinen und Handlungen (vgl. Macdonald 2002; Hislop u. a. 2014);
f) Innovative Work Behaviour: innovatives Arbeitsverhalten (vgl. Messmann/Mulder 2012);
g) Noticing: Wahrnehmen, Bemerken und Interpretieren in beruflichen Situationen (vgl. Mason 2002; Rooney/Boud 2019);

h) Governance, Legal and Ethics: Governance sowie rechtliche und ethische Aspekte (vgl. Grundschober/Pallhuber 2025).

Das THINKING-Modell dient nicht als erklärende Theorie, sondern als analytische Orientierung, um die Beschreibungen der Lehrenden zu generativer KI systematisch zu erheben. Die Dimensionen a, b, c, und h dienen als Kontextdimensionen. Die interpretativen Kernkonstrukte stützen sich auf die Dimensionen d, e, f und g:

Neutralisierungsstrategien (d) behandeln sprachliche und kognitive Muster, die es Individuen ermöglichen, ihr Handeln zu begründen, wenn organisationale Erwartungen und bestehende Arbeitspraktiken in Spannung oder im Widerspruch zueinander stehen. Ursprünglich wurden Neutralisierungsstrategien als Rechtfertigungsmechanismen normabweichenden Handelns beschrieben (vgl. Sykes/Matza 1957). Sakala und Chigona (2020) zeigen im Kontext einer Einführung eines neuen Lernmanagementsystems in der Hochschule, dass Neutralisierung nicht vordergründig als Ausdruck von Normablehnung zu verstehen ist, sondern als Mittel zur Legitimation und Entlastung von Widerstand gegenüber spezifischen organisationalen Erwartungen. Institutionelle Vorgaben werden zwar anerkannt, aber relativiert oder ausgesetzt, um Handlungsfähigkeit und professionelle Identität unter widersprüchlichen Anforderungen aufrechtzuerhalten. Empirische Befunde zeigen außerdem, dass Neutralisierungsstrategien die handlungsleitende Wirkung normativer Erwartungen systematisch abschwächen (vgl. Neumann/Mehlkop 2023).

Knowledge Unlearning (e), im Folgenden als „Unlearning" bezeichnet, adressiert reflexive Prozesse, in denen Routinen, Überzeugungen oder Praktiken durch Irritationen in der bestehenden Praxis hinterfragt, suspendiert oder aufgegeben werden. Dies ermöglicht wiederum Veränderung und Neuorientierung (vgl. Rushmer/Davies 2004). Es handelt sich nicht um unbeabsichtigtes Vergessen, sondern um einen aktiven Prozess, in dem Wissen oder Handlungsweisen nicht einfach „gelöscht", sondern nicht weiter genutzt oder verworfen werden (vgl. Hislop u. a. 2014). Unlearning umfasst damit nicht nur kognitive Aspekte, sondern auch emotionale und reflexive. In der Forschungsliteratur wird zwischen verschiedenen Formen von Unlearning differenziert. So wird zwischen gezieltem Unlearning, bei dem bestehende Routinen infrage gestellt werden (vgl. Rushmer/Davies 2004; Hislop u. a. 2014), und tiefgreifendem, transformativen Unlearning unterschieden. Letzteres handelt von einer emotional anspruchsvollen Verarbeitung von Irritationen, die bestehende Gewissheit zum Selbst- und Weltverständnis destabilisieren (vgl. Macdonald 2002).

Innovative Work Behaviour (IWB) (f) bezeichnet das absichtsvolle, selbstinitiierte Verhalten von Beschäftigten, das auf die Entwicklung, Förderung und Umsetzung neuer Ideen, Praktiken oder Lösungen im Arbeitskontext abzielt, um bestehende Prozesse, Produkte oder Strukturen zu verbessern (vgl. Messmann/Mulder 2012). IWB wird in der Literatur als dynamischer und kontextgebundener Prozess verstanden, der sich aus Phasen der Chancenidentifikation, Ideengenerierung, Ideenverbreitung in der Organisation und der Realisierung zusammensetzt. Arbeitsbezogene Reflexion, Bestärkung durch die Führungsebene und parti-

zipative Sicherheit wurden als Prädiktoren von IWB innerhalb einer Organisation (vgl. Messmann 2023) identifiziert. Der KI-Wandel erfordert die Veränderung didaktischer Praktiken, die es neu zu entwickeln oder zu adaptieren gilt. IWB stellt ein theoretisches Konstrukt für die Bewältigung des Wandels dar.

Noticing (g) beschreibt eine professionsbezogene Form von Wahrnehmung, die über reines Beobachten hinaus geht, auch wenn Beobachtung die Grundlage für das erfolgreiche Bemerken in einer beruflichen Situation darstellt (vgl. Scheiner/Amador 2025). Vertreter/-innen eines Berufsfelds bemerken relevante Merkmale in beruflichen Situationen (attending/perceiving), interpretieren das Bemerkte (interpreting/reasoning) und leiten daraus Entscheidungen ab (deciding/responding) (vgl. Weyers u. a. 2023). Die Entscheidungen beeinflussen wiederum zukünftiges Wahrnehmungsverhalten und Bemerken, wodurch von einer zyklischen Struktur des Noticing gesprochen werden kann (vgl. Scheiner 2016). Was bemerkt und interpretiert wird, hängt von einigen Faktoren ab. So können fehlendes professionelles Wissen (vgl. König u. a. 2022), kognitive Überlastung (vgl. Simons/Chabris 1999) oder Wahrnehmungsverzerrungen durch bestehende Erwartungen dazu führen, dass relevante Hinweise in einer professionellen Situation nicht bemerkt werden (vgl. Scheiner 2016). Auch organisationale und institutionelle Rahmenbedingungen beeinflussen, was bemerkt, wie es interpretiert und wie gehandelt wird (vgl. Sherin/Richards/Larison 2024). Daher wurde im THINKING-Modell explizit eine auf Governance bezogene Dimension h ergänzt.

3 Methodisches Vorgehen

Die Studie beansprucht keine theoretische Sättigung im Sinne einer vollständigen thematischen Ausschöpfung des Feldes. Vielmehr verfolgt sie ein exploratives Design mit einem eng umrissenen Gegenstand und einem hochspezifischen Experten-Sample. In Österreich existieren vier Zentrumshochschulen der Berufspädagogik mit jeweils einem Institut für Berufspädagogik (Tirol, Oberösterreich, Steiermark und Wien). Befragt wurde von Oktober bis Dezember 2025 jeweils eine Expertin bzw. ein Experte aus jeder Zentrumshochschule, der/die sowohl generative KI in der eigenen Hochschullehre einsetzt als auch Professionalisierungs- und Implementierungsprozesse von generativer KI am jeweiligen Standort verantwortet. Vor dem Hintergrund dieses fokussierten Erkenntnisinteresses, der hohen Spezifität des Samples und der theorieinformierten Gesprächsführung wurde nicht Breite, sondern informationsreiche Verdichtung angestrebt. Die Befunde sind daher nicht statistisch generalisierbar, sondern als analytisch anschlussfähige und hypothesengenerierende Ergebnisse zu lesen.

Die Auswahl der Interviewpartner/-innen erfolgte theorie- und kriteriengeleitet. Ausgehend von einer ersten Schlüsselperson wurden über das Schneeballprinzip (vgl. Patton 2014) weitere geeignete Personen identifiziert, wobei das schneeballartige Vorgehen nur der Felderschließung diente und die Aufnahme in die Studie nach den folgenden Kriterien erfolgte:

- Der/die Interviewte ist in einem der vier Institute für Berufspädagogik tätig.
- Der/die Interviewte ist am jeweiligen Institut für Implementierung von generativer KI in Lehre und Verwaltung mitverantwortlich.
- Der/die Interviewte unterstützt Kolleginnen und Kollegen beim Erwerb von KI-Kompetenz am Arbeitsplatz.

Die Befragten verfügen durch ihre Doppelrolle über gebündeltes Expertenwissen aus eigener Lehrpraxis und standortbezogenem Überblick. Die durchschnittliche Interviewdauer betrug 60 Minuten. Die Datenerhebung erfolgte über leitfadengestützte Experteninterviews (vgl. Bogner/Littig/Menz 2014) mit einem theorieinformierten, am THINKING-Modell orientierten Leitfaden, in dem die acht Dimensionen des Modells durch Fragen in Bezug auf generative KI im beruflichen Alltag der Hochschullehrenden adressiert wurden. Inhaltlich standen didaktische Veränderungen (z. B. Aufgabenformate, Feedback, Leistungsfeststellung), deren Begründungen sowie Spannungen und organisationale Rahmenbedingungen im Fokus. Der Leitfaden diente der Strukturierung der Gespräche, die Kategorienbildung erfolgte jedoch induktiv und die theoretische Einordung der Befunde nachgelagert in der Diskussion. Durch gezieltes Nachfragen im Stil des „Probing" nach Robinson (2023) konnten im Interviewverlauf Annahmen, Zielkonflikte und routinisierte Praktiken vertieft rekonstruiert werden. Alle Interviews wurden aufgezeichnet, transkribiert und mit MAXQDA ausgewertet.

Die Auswertung erfolgte als rein induktive, reduzierende qualitative Inhaltsanalyse im Sinne einer direkten Kategorienbildung am Material (vgl. Kuckartz/Rädiker 2024) zur Verdichtung expliziter Wahrnehmungen und Deutungen. Das THINKING-Modell wurde zur Strukturierung des Interviewleitfadens herangezogen, während die Auswertung bewusst induktiv erfolgte. Dies entspricht dem explorativen Erkenntnisinteresse der Studie, das eine möglichst offene Erfassung wahrgenommener didaktischer Veränderungen anstrebt und eine vorschnelle theoretische Vorstrukturierung vermeiden soll. Die theoretische Einordnung der Befunde erfolgte daher erst im Anschluss an die induktive Analyse. Zu Beginn wurde der Kodierstil abgestimmt. Danach wurden jeweils zwei Interviews unabhängig und offen codiert. Die vom Autor und der Autorin entwickelten Codes sowie die vorläufigen Kategorien wurden (u. a. mithilfe des Online-Whiteboards MURAL) verglichen, diskutiert und in gemeinsamen Sitzungen zu einem hierarchischen Kategoriensystem verdichtet.

Die kleine Stichprobe stellt eine Limitation der Studie dar und durch die spezifische Experten- und Standortperspektive ist eine Generalisierung nicht möglich, wobei vermutlich von einer analytischen Übertragbarkeit ausgegangen werden kann. Ein sozial erwünschtes Antwortverhalten kann nicht ausgeschlossen werden. In Summe liefert die Studie eine informationsreiche Verdichtung der Perspektiven ausgewählter Expertinnen und Experten aus den beteiligten Zentrumshochschulen und dient als Grundlage für weiterführende Forschung.

4 Ergebnisse

Die Auswertung zeigt ein vielschichtiges Bild didaktischer Veränderungen im Kontext generativer KI, das von schrittweisen Anpassungen, normativen Unsicherheiten und neuen Hand-

lungsspielräumen geprägt ist. Die Ergebnisse werden entlang der induktiv gebildeten Hauptkategorien dargestellt.

4.1 Organisation, Kultur und regulative Steuerung

Im Zusammenhang mit organisationalen Rahmenbedingungen, Regelungen und ethischen Fragestellungen beschreiben die Interviewten den institutionellen Umgang mit generativer KI als ambivalent. Zwar existieren an allen Standorten Leitlinien und rechtliche Bezugspunkte (insbesondere Datenschutz), diese werden jedoch häufig als zu abstrakt, unvollständig oder praxisfern wahrgenommen. Mehrfach wird betont, dass bestehende Richtlinien „auf der Oberfläche bleiben" und nicht ausreichend mit realen didaktischen Entscheidungssituationen verzahnt sind. Es wird von unterschiedlichen Ausprägungen von Akzeptanz und Nutzung im Kollegium berichtet. Eine konsolidierte „KI-Kultur" hat sich nicht etabliert: „[A]lso zumindest bei uns an der pädagogischen Hochschule [hat sich] noch keine KI-Kultur entwickelt tatsächlich" (I1, 95). Die Bandbreite reicht von experimentierfreudigen Lehrenden bis zu Personen, die KI zwar nutzen, den Einsatz aber kaum reflektieren oder offenlegen:

> „Das heißt, die einen beschäftigen sich intensiv damit, wie kann ich sie einsetzen, wie setze ich sie korrekt ein, was darf ich tun, was darf ich nicht tun, und die anderen setzen sie gar nicht ein und andere setzen sie halt einfach irgendwie ein und beschäftigen sich gar nicht real damit." (I3, 193–201)

Führung und institutionelle Rahmung werden als relevante Einflussfaktoren beschrieben:

> „Partizipativer, offener Lehrführungsstil ist, wo man wirklich das Gefühl hat: OK, ich kann auch etwas ausprobieren, es kann auch etwas schief gehen, dann wagt man auch neue Sachen, und ich persönlich unterrichte auch innovative Lernszenarien und probiere sie deswegen auch in meiner Hochschullehre immer wieder aus." (I2, 84)

Neben partizipativen Führungsstilen werden auch regelmäßige Wissensimpulse und geschützte Erprobungsräume als förderlich erlebt, während widersprüchliche oder restriktive „Mikrobotschaften" Unsicherheit verstärken können, insbesondere wenn sie informell oder beiläufig kommuniziert werden.

Innovatives Arbeitsverhalten zeigt sich am Material der Kategorie punktuell (z. B. Erprobung alternativer Formate) und wird nicht ausreichend institutionell verankert, u. a. weil zentrale Enabler wie wahrgenommene partizipative Sicherheit, Unterstützung durch die Führungsebene und rechtliche Klarheit nicht immer vorhanden sind.

4.2 Kompetenzen im KI-Wandel

Im Zusammenhang mit den Auswirkungen generativer KI auf Lehrendenrollen, Tätigkeiten und Kompetenzanforderungen wird über alle Interviews hinweg deutlich, dass generative KI keinen Kompetenzabbau, sondern vielmehr eine Verschiebung von Kompetenzanforderungen auslöst. Klassische Fach- und Methodenkenntnisse werden weiterhin als notwendig erachtet, zugleich gewinnen KI Literacy (vgl. Long u. a. 2023), kritisches Denken, Ergebnis-

bewertung und Reflexionsfähigkeit stark an Bedeutung. Die Interviewten betonen, dass reine Anwendungskompetenz nicht ausreicht:

> „[A]lso welche KI gibt es überhaupt, welche kann ich wofür einsetzen, wie schreibe ich einen korrekten Prompt oder wie verbessere ich meine Prompts, wie evaluiere ich die Ergebnisse, was schaue ich mir an, was an Informationen darf ich überhaupt zur Verfügung stellen?" (I3, 245)

Wie KI-Systeme funktionieren, wo deren Grenzen liegen und wie die Ergebnisse kritisch eingeordnet werden können, sollte sowohl von Lehrenden als auch von Studierenden verstanden werden. Die Förderung von Urteilsfähigkeit, Verantwortungsübernahme und reflexiver Umgang mit KI-Ergebnissen werden besonders hervorgehoben.

Eine hohe Heterogenität im Kompetenzniveau innerhalb des Kollegiums, welche neben unterschiedlicher Erfahrungsstände auch emotionale und soziale Barrieren im Umgang mit KI umfasst, wird ebenfalls beschrieben. Während einige Lehrende aktiv experimentieren und neue didaktische Konzepte entwickeln, stehen andere noch am Anfang oder begegnen KI mit Unsicherheit und Angst: „So dass viele Hochschullehrende Angst davor haben, ihr Gesicht zu verlieren, wenn sie zum Beispiel mit Studierenden oder mit LehrerkollegInnen in einer Fortbildung sitzen und dort dann eben halt offenkundig zur Schau gestellt werden" (I2, 54). Kompetenzen im KI-Wandel umfassen damit nicht nur Wissen über KI und deren Anwendung, sondern auch die Fähigkeit, KI-Ergebnisse kritisch zu beurteilen und mit der Unsicherheit im eigenen professionellen Handeln umzugehen.

4.3 Veränderung des didaktischen Gefüges

Die Interviewdaten zeigen, dass generative KI zentrale Elemente des didaktischen Gefüges infrage stellt. Besonders betroffen sind Aufgabenformate, Prüfungsformen und Leistungsfeststellungmethoden. Seminararbeiten, klassische Hausarbeiten und produktorientierte Prüfungsformate werden zunehmend als problematisch erlebt, da KI-generierte Texte die Aussagekraft schriftlicher Produkte im Rahmen der Leistungsfeststellung infrage stellen: „Ob was mit KI gemacht wird, das ist so die häufigste Frage, die kommt, gerade in Richtung Bachelorarbeiten oder Masterarbeiten" (I3, 499). Als Reaktion darauf werden prozessbezogene Zugänge stärker betont: mündliche Prüfungen, Portfolios, reflexive Aufgabenformate und die Dokumentation von Lernprozessen gewinnen an Bedeutung. Mehrere Interviewte berichten von einer bewussten Verschiebung weg von reiner Produktbewertung hin zur Beurteilung von Denkprozessen, Entscheidungswegen und Reflexionsleistungen.

Zugleich wird deutlich, dass diese Veränderungen didaktisch anspruchsvoll sind. Neue Aufgabenformate lassen sich nicht ohne Weiteres auf große Gruppen übertragen, und die Gestaltung tragfähiger Prüfungsszenarien wird als herausfordernd beschrieben: „Ich glaube, je größer die Gruppe, desto schwieriger sind auch dann diese Studienaufträge irgendwie so zu formulieren, dass sie Sinn machen" (I1, 201). KI wirkt hier weniger als fertige Lösung, sondern als Auslöser für eine grundlegende didaktische Neuorientierung in Aufgaben-, Prüfungs- und Bewertungslogiken.

Noticing zeigt sich dabei im Material dieser Kategorie vor allem retrospektiv. Lehrende berichten, was sich als problematisch erwiesen hat, weniger jedoch, wie didaktische Verän-

derungen systematisch antizipiert oder geplant wurden. Dieses Muster entspricht der in der Noticing-Literatur beschriebenen situativen und erfahrungsbasierten Struktur professioneller Wahrnehmung (vgl. Sherin/Jacobs/Philipp 2011; Rooney/Boud 2019; Zhang/Choy/Lee 2025). Lehrende nehmen didaktische Veränderungsbedarfe nicht abstrakt oder strategisch wahr, sondern situativ, ausgelöst durch konkrete Irritationen in der Praxis. Konkrete Veränderungen erfolgen als Reaktion auf als nicht mehr funktional erlebte Routinen, und das ganz besonders bei Aufgaben- und Prüfungsformaten, wie etwa schriftlichen Leistungsnachweisen.

Unlearning zeigt sich am Material der Kategorie selektiv (vgl. Rushmer/Davies 2004; Hislop u. a. 2014), gerade am Beispiel der schriftlichen Lernprodukte. Diese verlieren als alleinige Leistungsnachweise an Eindeutigkeit in Bezug auf Lernfortschritt und -ergebnis, werden aber nicht grundsätzlich aufgegeben. Stattdessen werden von den Lehrenden pragmatische Ergänzungen (mündlich, prozessbezogen, reflexiv) vorgenommen. Diese Ausformung des Unlearning entspricht weniger einem tiefgreifenden, transformativen Unlearning-Prozess (vgl. Macdonald 2002) als vielmehr einer selektiven Suspendierung einzelner Routinen (vgl. Rushmer/Davies 2004; Hislop u. a. 2014) im Sinne des Pull-Prinzips, bei dem Irritationen das Verwerfen von Handlungen und Bedeutungen auslöst.

4.4 KI-Nutzung in der aktuellen Praxis

In der aktuellen Lehrpraxis wird generative KI vor allem als Unterstützungs- und Effizienzwerkzeug eingesetzt. Häufig genannt werden Textbearbeitung, Ressourcenerstellung, Lehrvorbereitung und Materialanpassung. Dabei reicht die Nutzung von niedrigschwelligen, alltäglichen Schreib- und Formulierungshilfen bis hin zu kreativen Prozessen der Materialentwicklung und didaktischen Ideengenerierung. KI wird zudem als Denk-, Strukturierungs- und Brainstorming-Partner beschrieben.

Der Einsatz von KI zeigt sich dabei häufig in niedrigschwelligen, alltäglichen Unterstützungspraktiken, insbesondere im Bereich der Textproduktion und -überarbeitung: „[W]enn ich jetzt an einen Brief oder an eine E-Mail oder irgendwas denke und die Grußformel, also dieses ‚Mit freundlichen Grüßen', ‚Liebe Grüße' oder so was, endet jetzt vermehrt mit Komma, wenn man aufpasst, seit es die KI gibt" (I3, 523). Darüber hinaus wird KI auch als Unterstützung für kreativere Prozesse der Materialentwicklung und didaktischen Ideengenerierung beschrieben: „Sie sind viel kreativer bei der Erstellung von Lehrmaterial" (I4, 573).

4.5 Schrittweise Veränderung statt radikalem Umbruch

Die Ergebnisse deuten auf einen inkrementellen Wandel im untersuchten Kontext hin. Die Interviewten beschreiben keine revolutionären Veränderungen, sondern viele kleine Anpassungen. Bestehende Praktiken werden selten vollständig aufgegeben, sondern schrittweise modifiziert. Gleichzeitig wird ein Zustand des „Dazwischen" beschrieben, in dem Veränderung wahrgenommen wird, ohne dass bereits konsolidierte neue Routinen erkennbar sind: „Ich glaube, dass da noch viel im Wandel ist" (I4, 521), „Ich glaub, so weit sind wir noch nicht" (I1, 242).

Diese schrittweise Veränderung wird sowohl als entlastend als auch als frustrierend erlebt, insbesondere aufgrund ihrer begrenzten Reichweite und fehlenden institutionellen Ver-

stetigung. Einerseits ermöglicht sie Anpassung ohne Überforderung, andererseits verstärkt sie das Gefühl, dass klare Orientierung und bewährte innovative Handlungspraktiken noch fehlen. Diese Frustration speist sich insbesondere aus der Wahrnehmung, dass didaktische Veränderungen bislang nur von wenigen getragen werden und sich Innovationen nicht flächendeckend im Kollegium durchsetzen: „Momentan ist es zumindest bei uns noch sehr im Umbruch. Ich würde mal sagen, dass 80 % gar nichts verändert haben“ (I3, 443-445). „Na ja, innovativ ist nur dabei eher wenig bis gar nichts“ (I4, 495).

4.6 Enabler des KI-Wandels

Als förderlich für den Umgang mit generativer KI werden eine offene Veränderungshaltung, Experimentierfreude, eine niederschwellige technische Infrastruktur, kontinuierliche Weiterbildungsangebote und unterstützende Führung genannt. Besonders wichtig sind kollegiale Lerngelegenheiten, in denen Lehrende gemeinsam erproben und Erfahrungen austauschen. Aktives eigenes Ausprobieren gilt dabei als zentrale Voraussetzung, um Veränderungsimpulse überhaupt wahrzunehmen, ohne Praxis bleiben entsprechende didaktische Wahrnehmungen häufig aus: „Also grundsätzlich, ich glaube, ob man die Änderungssymbole sieht oder nicht sieht, liegt daran, ob man selber experimentiert oder nicht experimentiert“ (I4, 627). Neben der individuellen Bereitschaft zum Ausprobieren wird wiederholt auf das Zusammenspiel von technischer Zugänglichkeit und Überzeugungen hingewiesen. Während der Zugang zu KI als niederschwellig beschrieben wird, wird die Auseinandersetzung mit eigenen Haltungen und Vorbehalten als zentrale Herausforderung benannt:

> „Wichtig ist also, es gibt immer die technische Komponente und dann auf der anderen Seite die Überzeugungskomponente. Und ich glaube, dass die technische Komponente ziemlich niederschwellig ist, dass jeder ziemlich leicht KI-Zugriff haben kann und man da gut damit arbeiten kann.“ (I2, 70)

Eine weitere zentrale Rolle kommt der organisationalen Ebene zu. Unterstützende Führung wird als wichtiger Ermöglichungsfaktor beschrieben, insbesondere dann, wenn Führungskräfte selbst sichtbar an Transformationsprozessen teilnehmen und diese aktiv mittragen.

Weiterbildung wird von den Interviewten weniger als punktuelle Schulungsmaßnahme verstanden, sondern als kontinuierlicher, begleiteter Prozess, der auch emotionale Aspekte wie Unsicherheit oder Angst adressiert. In diesem Zusammenhang werden kollektive Lernformate wie Praxiswerkstätten, Learning Communities oder Arbeitsgemeinschaften als besonders wirksam beschrieben. Lehrende werden dabei zunehmend als Lernende und Mitgestaltende wahrgenommen, nicht ausschließlich als Wissensvermittelnde: „[E]s muss einfach sich entwickeln und es muss eine Kultur entstehen im Haus, und es ist ein bisschen so eine Learning Community“ (I1, 22). „In der Arbeitsgemeinschaft natürlich immer wieder, diskutieren [wir] was, was wir wollen und was wir nicht wollen“ (I2, 68).

4.7 Hindernisse, Risiken und Neutralisierungsmuster

Demgegenüber werden auch Hindernisse und Risiken beschrieben, die den KI-Wandel bremsen. So werden etwa Zeitmangel und hohe Arbeitsbelastung als Gründe dafür genannt, KI-

Nutzung und KI-Weiterbildung aufzuschieben: „Und sie finden vielleicht gerne mal Ausreden, dass es halt gerade nicht geht, weil es viel zu tun gibt, aber ich denke mal, es gibt immer viel zu tun, also muss man sich auch vielleicht einmal bewusst Zeit nehmen für solche Themen“ (I1, 69). Auch unklare rechtliche Rahmenbedingungen wie der Datenschutz fungieren teilweise als Neutralisierungsargument. Zudem zeigen sich Risiken wie Over-Reliance, also ein übermäßiges und unkritisches Verlassen auf KI-Systeme über deren tatsächliche Leistungsfähigkeit hinaus (vgl. Scharowski u. a. 2023), Qualitätsverluste, ethisch problematische Nutzung oder der Verlust menschlicher Aspekte in Lehre und Feedback: „Also ich glaub tatsächlich, dass das Problem Heavy User sind, die unreflektiert damit umgehen, und das können sowohl wir Hochschullehrpersonen sein als auch Studierende als auch Schülerinnen und Schüler“ (I2, 06-07). Neutralisierungsargumente dienen dabei weniger der Ablehnung von KI, sondern werden von den Interviewten als Mittel zur Stabilisierung professioneller Handlungsfähigkeit beschrieben. Neutralisierungsstrategien zeigen sich im Material dieser Kategorie weniger als Ursache ausbleibender Veränderungen, sondern als funktionale Reaktion auf normative Unsicherheit. Sie ermöglichen Lehrenden, zwischen Irritation und Veränderung handlungsfähig zu bleiben, ohne bereits stabile neue Routinen zu etablieren.

4.8 Chancen des KI-Wandels

Trotz der beschriebenen Ambivalenzen thematisieren die Interviewten generative KI auch als Chance für didaktische Weiterentwicklung. Genannt werden insbesondere eine Erweiterung des Methodenrepertoires, vielfältigere Lernressourcen, effizientere Arbeitsprozesse sowie zusätzliche zeitliche Spielräume für pädagogische Interaktion. KI-gestützte Tools werden dabei als Unterstützung bei der Materialerstellung beschrieben, die es ermöglicht, Ressourcen gezielter für andere Aufgaben einzusetzen: „Und die Tools helfen mir einfach, schneller, adäquate Materialien zu erstellen, […] und ich habe tatsächlich mehr Zeit, die ich wieder für andere Projekte nutzen kann“ (I1, 52-53). Darüber hinaus wird KI als Möglichkeit gesehen, administrative und organisatorische Tätigkeiten zu reduzieren und den Fokus stärker auf Lernbegleitung und didaktische Qualität zu legen. Insbesondere bei standardisierten Informations- und Verwaltungsaufgaben wird ein Entlastungspotenzial beschrieben.

Übergreifend zeigen die Ergebnisse, dass generative KI von den Interviewten weniger als isolierte Technologie verstanden wird, sondern vielmehr als Impuls für Reflexion, implizite Aushandlungsprozesse und schrittweise didaktische Weiterentwicklung. Veränderungen werden dabei nicht als Bruch, sondern als Erweiterung bestehender Praktiken beschrieben. Zugleich wird betont, dass der Einsatz von KI eine bewusste didaktische Neuausrichtung erfordert, insbesondere im Hinblick auf Aufgabenstellungen und Lernprozesse.

5 Fazit und Diskussion

Die Ergebnisse deuten darauf hin, dass Hochschullehrende in der Berufspädagogik in Österreich didaktische Veränderungen im Kontext generativer KI vor allem als graduelle Weiterentwicklung ihrer bisherigen Praxis wahrnehmen und weniger als strategisch geplanten Bruch. Anpassungen betreffen insbesondere Aufgabenformate, die Leistungsfeststellung und den Umgang mit schriftlichen Produkten. Schriftliche Abgaben werden dabei als kritisch ein-

geschätzt, während prozessbezogene, mündliche und reflexive Formate an Relevanz gewinnen. Die Ergebnisse zeigen, dass diese didaktischen Veränderungen im Kontext generativer KI vor allem über Irritationen bestehender Praxis sichtbar werden. Diese Irritationen wirken als Veränderungsimpulse, stoßen Anpassungen an, führen jedoch häufig noch nicht zu stabilen neuen Routinen. Unlearning wird in der vorliegenden Studie dabei nicht als vollständiges Aufgeben didaktischer Routinen verstanden, sondern als situative Suspendierung ihrer handlungsleitenden Funktion infolge praktischer Irritationen. Neutralisierungsstrategien setzen demgegenüber auf der Ebene der Begründung an und ermöglichen es Lehrenden, in Phasen normativer Unsicherheit handlungsfähig zu bleiben.

Generative KI wird in der aktuellen Praxis überwiegend als Unterstützung genutzt, etwa für Vorbereitung, Textarbeit, Strukturierung und Ideengenerierung. Aus Sicht der Befragten ersetzt KI keine fachlichen oder didaktischen Entscheidungen, sondern ergänzt diese. Veränderungen entstehen damit weniger aus der Technologie an sich, als aus der Notwendigkeit, bestehende Formate und Bewertungslogiken an veränderte Rahmenbedingungen anzupassen.

Gleichzeitig berichten die Hochschullehrenden in der Berufspädagogik von Unsicherheit und Uneinheitlichkeit im Umgang mit KI an den Hochschulen, wobei institutionelle Vorgaben, rechtliche Fragen und Erwartungen an die Leistungsfeststellung dabei teilweise als unklar wahrgenommen werden. Entsprechend werden didaktische Anpassungen häufig selektiv umgesetzt, auf einzelne Elemente begrenzt oder zunächst in Erprobungsphasen getestet, ohne dass bereits stabile neue Routinen entstanden sind.

Insgesamt sind aktuelle didaktische Veränderungen durch KI kontextabhängig und stark akteursgebunden. Die Ergebnisse deuten darauf hin, dass reflexive Auseinandersetzung mit veränderten Anforderungen, die Erprobung neuer didaktischer Ansätze sowie die Anpassung bestehender Routinen zentrale Voraussetzungen für innovatives Arbeitsverhalten von Hochschullehrenden darstellen (vgl. Messmann 2023). Benötigt werden reflexionsorientierte Professionalisierungsformate, die Noticing von KI-Wandel in der Profession aufgreifen und gezieltes Unlearning adressieren. Des Weiteren bedarf es eines klaren Orientierungsrahmens und geschützter Erprobungsräume auf organisationaler Ebene, die Vertrauen, kollegialen Austausch, Beteiligung an Gestaltungsprozessen und Unterstützung durch die Führungsebene fördern, um didaktische Innovation systematisch zu ermöglichen.

Weiterführende Forschung sollte die hier gewonnenen explorativen Befunde in größeren Samples und unterschiedlichen Kontexten weiter prüfen. Eine vorsichtige Übertragung auf Deutschland erscheint plausibel, da auch dort die Berufsbildung und Hochschullehre vor ähnlichen Herausforderungen der didaktischen, organisatorischen und professionellen Gestaltung im Umgang mit generativer KI stehen.

Literatur

Attwell, Graham; Bekiaridis, George; Deitmer, Ludger; Perini, Marco; Roppertz, Sophia; Stieglitz, Dirk; Tutlys, Vidmantas: Artificial Intelligence & Vocational Education and Training: How to Shape the Future. Taccle AI – EU-Projektbericht. 2021. URL: **https://www.voced.edu.au/content/ngv%3A99642** (Stand: 08.06.2026)

Bogner, Alexander; Littig, Beate; Menz, Wolfgang: Interviews mit Experten: Eine praxisorientierte Einführung. Wiesbaden 2014

Felten, Edward W.; Raj, Manav; Seamans, Robert: How will Language Models like ChatGPT Affect Occupations and Industries? SSRN Scholarly Paper. Rochester, NY 2023. URL: **https://papers.ssrn.com/abstract=4375268** (Stand: 08.06.2026)

Gerholz, Karl-Heinz: Künstliche Intelligenz – Didaktische Funktionen und Einsatzszenarien im Kontext der beruflichen Bildung. In: berufsbildung 78 (2024) 3, S. 31–35. DOI: **https://doi.org/10.3278/BB2403W009**

Grundschober, Isabell; Pallhuber, Patrick: Der AI Act und das KI-Trilemma: Herausforderungen und Chancen für die Professionalisierung des Personals in der beruflichen und betrieblichen Weiterbildung. In: bwp@ Berufs- und Wirtschaftspädagogik – online 48 (2025), S. 1–25. URL: **https://www.bwpat.de/ausgabe48/grundschober_pallhuber_bwpat48.pdf** (Stand: 08.06.2026)

Guggemos, Josef; Seufert, Sabine: Teaching with and teaching about technology – Evidence for professional development of in-service teachers. In: Computers in Human Behavior 115 (2021), 106613. DOI: **https://doi.org/10.1016/j.chb.2020.106613**

Hassler, Dominic; Wegmüller, Reto: Chat-GPT, DeepL und Co. im Unterricht: Herausforderung und Anwendung in der beruflichen Grundbildung am Beispiel der Kaufleute in der Schweiz. In: #schuleverantworten 4 (2024) 1, S. 25–34. DOI: **https://doi.org/10.53349/schuleverantworten.2024.i1.a394**

Hislop, Donald; Bosley, Sara; Coombs, Crispin R.; Holland, Julie: The process of individual unlearning: A neglected topic in an under-researched field. In: Management Learning 45 (2014) 5, S. 540–560. DOI: **https://doi.org/10.1177/1350507613486423**

Huang, Xiaojing; Dou, Anqi; Wu, Yanyan: Generative AI in Vocational English Teaching: Teacher Perspectives, Strategies, and Challenges. In: Occupation and Professional Education 1 (2024) 7, S. 79–85. DOI: **https://doi.org/10.62381/O242712**

Kasneci, Enkelejda; Sessler, Kathrin; Küchemann, Stefan; Bannert, Maria; Dementieva, Daryna; Fischer, Frank; Gasser, Urs; Groh, Georg; Günnemann, Stephan; Hüllermeier, Eyke; Krusche, Stephan; Kutyniok, Gitta; Michaeli, Tilman; Nerdel, Claudia; Pfeffer, Jürgen; Poquet, Oleksandra; Sailer, Michael; Schmidt, Albrecht; Seidel, Tina; Stadler, Matthias; Weller, Jochen; Kuhn, Jochen; Kasneci, Gjergji: ChatGPT for good? On opportunities and challenges of large language models for education. In: Learning and Individual Differences 103 (2023), Art. 102274. DOI: **https://doi.org/10.1016/j.lindif.2023.102274**

König, Johannes; Santagata, Rossella; Scheiner, Thorsten; Adleff, Ann-Kristin; Yang, Xinrong; Kaiser, Gabriele: Teacher noticing: A systematic literature review of conceptualizations, research designs, and findings on learning to notice. In: Educational Research Review 36 (2022), 100453. DOI: **https://doi.org/10.1016/j.edurev.2022.100453**

Kuckartz, Udo; Rädiker, Stefan: Qualitative Inhaltsanalyse. Methoden, Praxis, Umsetzung mit Software und künstlicher Intelligenz. 6. Aufl. Weinheim, Basel 2024

Long, Duri; Roberts, John; Magerko, Brian; Holstein, Kenneth; DiPaola, Dina; Martin, Florence: AI literacy: Finding Common Threads between Education, Design, Policy, and Explainability. In: CHI EA '23: Extended Abstracts of the 2023 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems (2023), S. 1–6. DOI: **https://doi.org/10.1145/3544549.3573808**

Macdonald, Geraldine: Transformative unlearning: safety, discernment and communities of learning. In: Nursing Inquiry 9 (2002) 3, S. 170–178. DOI: **https://doi.org/10.1046/j.1440-1800.2002.00150.x**

Mason, John: Researching Your Own Practice: The Discipline of Noticing. London 2002

Messmann, Gerhard: Fostering proactive behaviour: The role of work-related reflection, psychological empowerment, and participative safety for innovative behaviour and job crafting. In: International Journal of Training and Development 27 (2023) 1, S. 99–116. DOI: **https://doi.org/10.1111/ijtd.12286**

Messmann, Gerhard; Mulder, Regina H.: Development of a measurement instrument for innovative work behaviour as a dynamic and context-bound construct. In: Human Resource Development International 15 (2012) 1, S. 43–59. DOI: **https://doi.org/10.1080/13678868.2011.646894**

Navasca, Randulph: Bridging Digital and Vocational Learning: The Role of AI in Enhancing Culturally Responsive TLE Instruction and Pedagogical Approaches. In: International Journal on Culture, History, and Religion 7 (2025) SI3, S. 479–494. DOI: **https://doi.org/10.63931/ijchr.v7iSI3.398**

Neumann, Robert; Mehlkop, Guido: Neutralization strategies account for the concern-behavior gap in renewable energy usage – Evidence from panel data from Germany. In: Energy Research & Social Science 99 (2023), 103041. DOI: **https://doi.org/10.1016/j.erss.2023.103041**

Patton, Michael Quinn: Qualitative Research & Evaluation Methods: Integrating Theory and Practice. 4. Aufl. Thousand Oaks 2014

Robinson, Oliver: Probing in qualitative research interviews: Theory and practice. In: Qualitative Research in Psychology 20 (2023) 3, S. 382–397. DOI: **https://doi.org/10.1080/14780887.2023.2238625**

Rooney, Donna; Boud, David: Toward a Pedagogy for Professional Noticing: Learning through Observation. In: Vocations and Learning 12 (2019) 3, S. 441–457. DOI: **https://doi.org/10.1007/s12186-019-09222-3**

Rushmer, Robin; Davies, Huw: Unlearning in health care. In: Quality & Safety in Health Care 13 (2004), Suppl. 2, S. ii10–ii15. DOI: **https://doi.org/10.1136/qshc.2003.009506**

Sakala, Lucy Charity; Chigona, Wallace: How lecturers neutralize resistance to the implementation of learning management systems in higher education. In: Journal of Computing in Higher Education 32 (2020) 2, S. 365–388. DOI: **https://doi.org/10.1007/s12528-019-09238-7**

Scharowski, Nicolas; Perrig, Sebastian A. C.; Svab, Melanie; Opwis, Klaus; Brühlmann, Florian: Exploring the effects of human-centered AI explanations on trust and reliance. In: Frontiers in Computer Science 5 (2023). URL: **https://www.frontiersin.org/journals/computer-science/articles/10.3389/fcomp.2023.1151150/full** (Stand: 08.06.2026)

Scheiner, Thorsten: Teacher noticing: enlightening or blinding? In: ZDM 48 (2016) 1, S. 227–238. DOI: **https://doi.org/10.1007/s11858-016-0771-2**

Scheiner, Thorsten; Amador, Julie M.: Noticing-as-design: generating new possibilities for teacher noticing. In: Journal of Mathematics Teacher Education (2025). DOI: **https://doi.org/10.1007/s10857-025-09725-y**

Sherin, Miriam Gamoran; Richards, Jennifer; Larison, Sarah: Professional vision and teacher noticing: Looking back and looking forward. In: Gegenfurtner, Andreas; Stahnke, Rebekka (Hrsg.): Teacher Professional Vision. Theoretical and Methodological Advances: Volume 1. London 2024, S. 29–42

Sherin, Miriam; Jacobs, Vicki; Philipp, Randy (Hrsg.): Mathematics Teacher Noticing: Seeing Through Teachers' Eyes. New York 2011

Shevchenko, Liudmyla; Umanets, Volodymyr; Rozputnia, Bohdan: ЗАСТОСУВАННЯ ГЕНЕРАТИВНОГО ІІІІ ДЛЯ АВТОМАТИЗАЦІЇ ЗАВДАНЬ ВИКЛАДАЧІВ У ЗП(ПТ)О [Applying generative AI to automate teacher tasks in vocational education]. In: Open Educational e-environment of Modern University 17 (2024), S. 160–170. DOI: **https://doi.org/10.28925/2414-0325.2024.1711**

Simons, Daniel J.; Chabris, Christopher F.: Gorillas in Our Midst: Sustained Inattentional Blindness for Dynamic Events. In: Perception 28 (1999) 9, S. 1059–1074. DOI: **https://doi.org/10.1068/p281059**

Sykes, Gresham M.; Matza, David: Techniques of Neutralization: A Theory of Delinquency. In: American Sociological Review 22 (1957) 6, S. 664–670. DOI: **https://doi.org/10.2307/2089195**

Weyers, Jonas; König, Johannes; Santagata, Rossella; Scheiner, Thorsten; Kaiser, Gabriele: Measuring teacher noticing: A scoping review of standardized instruments. In: Teaching and Teacher Education 122 (2023), 103970. DOI: **https://doi.org/10.1016/j.tate.2022.103970**

Willermark, Sara; Carlsson, Sandra: Envisioning vocational teacher knowledge in the era of GenAI. In: Discover Education 5 (2026), Art. 35. DOI: **https://doi.org/10.1007/s44217-025-01040-1**

Zawacki-Richter, Olaf; Marín, Victoria I.; Bond, Melissa; Gouverneur, Franziska: Systematic review of research on artificial intelligence applications in higher education – where are the educators? In: International Journal of Educational Technology in Higher Education 16 (2019), Art. 39. DOI: **https://doi.org/10.1186/s41239-019-0171-0**

Zhang, Qiaoping; Choy, Ban Heng; Lee, Mi Yeon: Teacher Noticing in Diverse Educational Contexts: Concepts, Research, and Future Pathways. In: ECNU Review of Education 8 (2025) 3, S. 924–934. DOI: **https://doi.org/10.1177/20965311251350160**

Die Autorin und der Autor

Isabell Grundschober, BEd BSc MA
Universität für Weiterbildung Krems
isabell.grundschober@donau-uni.ac.at
https://orcid.org/0000-0003-3251-1609

Isabell Grundschober arbeitet als wissenschaftliche Mitarbeiterin in Forschung und Lehre an der Universität für Weiterbildung Krems. Ihre Arbeits- und Forschungsschwerpunkte liegen in der beruflichen und hochschulischen Aus- und Weiterbildung, im arbeits- und erfahrungsbasierten Lernen sowie in der Bildungstechnologie.

Mag. Patrick Pallhuber, MA
Pädagogische Hochschule Tirol
patrick.pallhuber@ph-tirol.ac.at
https://orcid.org/0009-0008-9367-1570

Patrick Pallhuber lehrt und forscht am Institut für Berufspädagogik an der Pädagogischen Hochschule Tirol und leitet dort auch das Rektoratsbüro für Hochschuldidaktik und Hochschulentwicklung. Seine Forschungsschwerpunkte liegen in der Curriculumtheorie, Medienpädagogik und Qualitätsentwicklung an Hochschulen.

Ann-Katrin Voit

Täuschende Lernpfade? Dark Patterns in KI-gestützten Lernumgebungen und ihre Auswirkungen auf Nachhaltigkeit in der beruflichen Bildung

1 Einleitung

Der Einsatz durch Künstliche Intelligenz (KI) gestützter Lernsysteme ist in der beruflichen Bildung inzwischen fester Bestandteil vieler Lehr-Lern-Arrangements.[1] Gemeint sind im vorliegenden Beitrag nicht ausschließlich generative KI-Anwendungen wie text- oder bildgenerierende Systeme, sondern vor allem adaptive Lernumgebungen, Learning-Analytics-Anwendungen, automatisierte Feedbacksysteme und Empfehlungssysteme, die Nutzungsdaten auswerten und daraus Vorschläge für weitere Lernschritte ableiten. Digitale Systeme dieser Art strukturieren Lernpfade, geben Rückmeldungen, bewerten Leistungen oder empfehlen nächste Schritte. Diese Entwicklung wird häufig funktional beschrieben, z. B. als Reaktion auf Heterogenität, Zeitknappheit oder Effizienzerfordernisse (vgl. Klar/Schleiss 2024, S. 42). Weniger beachtet wird dabei, in welchem Ausmaß diese Systeme Lernentscheidungen tatsächlich vorstrukturieren.

KI-basierte Lernumgebungen unterscheiden sich von klassischen digitalen Lernplattformen dadurch, dass sie nicht nur Inhalte bereitstellen, sondern auf Basis fortlaufend erhobener Daten Entscheidungen vorbereiten, priorisieren oder automatisieren. Dadurch können Dark Patterns – digitale Gestaltungspraktiken, die Nutzende lenken oder beeinflussen, ohne diese Steuerung offen auszuweisen (vgl. Gray u. a. 2018, S. 2) – eine andere Qualität erhalten: Sie erscheinen nicht nur als statische Gestaltungselemente einer Oberfläche, sondern als dynamische, personalisierte und situativ angepasste Steuerungsformen. Lernende bewegen sich damit nicht in neutralen digitalen Räumen, sondern in Umgebungen, die bestimmte Handlungen wahrscheinlicher machen als andere. Diese Form der Steuerung ist nicht per se illegitim, wird jedoch dort problematisch, wo sie intransparent bleibt oder wo Alternativen zwar formal existieren, praktisch jedoch erschwert werden. Empirische Studien zu Dark Patterns zeigen, dass solche Muster in digitalen Interfaces weit verbreitet sind und häufig mit Optimierungszielen zusammenhängen (vgl. Mathur u. a. 2019, S. 4). Auffällig ist jedoch, dass diese Befunde nahezu ausschließlich aus ökonomischen Kontexten stammen.

Daraus ergibt sich eine Übertragungsfrage: Wenn Dark Patterns in kommerziellen Plattformen vor allem als Gestaltungsmuster zur Beeinflussung von Kauf-, Zustimmungs- oder Nutzungsentscheidungen untersucht wurden, stellt sich im Bildungskontext die Frage, ob vergleichbare Steuerungslogiken auch Lernentscheidungen betreffen können. Der Beitrag

1 Bei der Erstellung dieses Beitrags wurde KI (ChatGPT, OpenAI, GPT-5.5 Thinking, 24.06.2026) unterstützend für sprachliche/stilistische Formulierungen eingesetzt.

https://doi.org/10.66390/H0AF2736

versteht diese Übertragung nicht als Gleichsetzung von Konsum- und Bildungskontexten, sondern als analytische Perspektive auf digitale Entscheidungsarchitekturen in KI-gestützten Lernumgebungen. Damit berührt der Einsatz solcher Systeme zentrale Fragen aktueller bildungs- und technologiepolitischer Debatten: Wie lassen sich algorithmische Steuerung, pädagogische Verantwortung und nachhaltige Kompetenzentwicklung miteinander in Einklang bringen?

Für die berufliche Bildung ist diese Frage besonders relevant, weil sie nicht allein auf Wissenserwerb oder kurzfristige Leistungssteigerung zielt, sondern auf berufliche Handlungsfähigkeit in komplexen Arbeits- und Transformationskontexten. Lernende sollen nicht nur Aufgaben effizient bearbeiten, sondern Entscheidungen verstehen, begründen und auf veränderte Situationen übertragen können. Genau darin liegt eine Verbindung zur Bildung für nachhaltige Entwicklung: Nachhaltigkeit wird im vorliegenden Beitrag nicht primär als ökologische Zielgröße verstanden, sondern als Anspruch an Lernprozesse, die Autonomie, Reflexionsfähigkeit und langfristige Kompetenzentwicklung ermöglichen. Lernumgebungen, die Entscheidungen vorwegnehmen, Alternativen verdecken oder Handlungsräume verengen, geraten vor diesem Hintergrund in ein Spannungsfeld zu nachhaltiger Kompetenzentwicklung (vgl. de Haan 2010, S. 29; UNESCO 2017, S. 7). Dieses Spannungsfeld wird durch KI-Systeme weiter verschärft. Adaptive Lernsysteme basieren auf Prognosen, Vergleichswerten und impliziten Normalitätsannahmen. Sie entscheiden, was als angemessener Lernfortschritt gilt und wann Abweichungen relevant werden. Damit übernehmen sie pädagogische Funktionen, ohne dass diese Rollen stets explizit gemacht werden (vgl. Eubanks 2018, S. 141; Zuboff 2019, S. 378). Dabei bleibt offen, wie bewusst Lernende diese Formen der Steuerung wahrnehmen.

Der vorliegende Beitrag setzt an dieser Leerstelle an. Ziel ist es nicht, KI-gestützte Lernsysteme pauschal zu problematisieren, sondern Gestaltungslogiken sichtbar zu machen, die Lernentscheidungen strukturieren. Methodisch basiert der Beitrag auf einer systematisch angelegten Literaturanalyse in Orientierung an PRISMA-Standards sowie auf einer qualitativen Analyse ausgewählter KI-basierter Lernumgebungen der beruflichen Bildung. Auf dieser Grundlage werden wiederkehrende Designmuster rekonstruiert und im Hinblick auf Autonomie, Motivation und nachhaltige Kompetenzentwicklung diskutiert. Die leitende Forschungsfrage lautet: Welche Dark-Pattern-nahen Gestaltungs- und Steuerungslogiken lassen sich in KI-gestützten Lernumgebungen der beruflichen Bildung identifizieren, und welche Implikationen haben sie für Autonomie, Motivation und nachhaltige Kompetenzentwicklung?

2 Theoretischer Rahmen

2.1 Dark Patterns als analytisches Konzept

Der Begriff Dark Patterns bezeichnet digitale Gestaltungspraktiken, die Nutzende systematisch zu bestimmten Entscheidungen lenken, ohne diese Steuerung explizit offenzulegen. Gray u. a. verstehen Dark Patterns als Interface-Designs, die Entscheidungen beeinflussen, die Nutzende andernfalls möglicherweise nicht getroffen hätten (vgl. Gray u. a. 2018, S. 2).

Zentral ist dabei weniger das einzelne Designelement als vielmehr das Zusammenspiel aus Interface, Sprache und Interaktionslogik.

Die Forschung zu Dark Patterns konzentriert sich bislang vor allem auf kommerzielle Kontexte. Empirische Studien zeigen, dass manipulative Muster wie Defaults (voreingestellte Auswahloptionen), Confirmshaming (sprachlich beschämende Ablehnungsoptionen) oder versteckte Optionen auf digitalen Plattformen weit verbreitet sind und häufig mit ökonomischen Optimierungszielen zusammenhängen (vgl. Mathur u. a. 2019, S. 6). Diese Arbeiten verdeutlichen, dass Dark Patterns nicht als Ausnahme, sondern als strukturelles Element datengetriebener Systeme zu verstehen sind.

Für den Bildungskontext sind diese Befunde jedoch nur eingeschränkt übertragbar. Während in Konsumkontexten primär Kaufentscheidungen betroffen sind, adressieren Dark-Pattern-nahe Gestaltungen im Bildungsbereich Lernentscheidungen, Motivation und Selbststeuerung. Der analytische Fokus verschiebt sich damit von kurzfristigem Verhalten hin zu längerfristigen Lernprozessen.

2.2 KI-gestützte Lernumgebungen und Steuerungslogiken

KI-gestützte Lernsysteme zeichnen sich durch adaptive Funktionsweisen aus. Sie verarbeiten Nutzungsdaten, prognostizieren Lernverläufe und passen Inhalte, Schwierigkeitsgrade oder Feedback dynamisch an. In der bildungswissenschaftlichen Literatur werden diese Systeme häufig als lernförderlich beschrieben, insbesondere im Hinblick auf Individualisierung und Skalierbarkeit (vgl. Klar/Schleiss 2024, S. 43).

Zugleich enthalten adaptive Systeme implizite normative Annahmen darüber, was als angemessener Lernfortschritt gilt. Prognosemodelle basieren auf Vergleichsdaten, Durchschnittswerten und Normalitätsannahmen, die Lernpfade vorstrukturieren, ohne notwendigerweise transparent zu sein (vgl. Williamson 2017, S. 34). Lernende bewegen sich damit in vorgeformten Entscheidungskorridoren, deren Logik im pädagogischen Alltag häufig unsichtbar bleibt.

Diese Form der Steuerung ist nicht zwangsläufig problematisch. Sie kann jedoch Dark-Pattern-ähnliche Züge annehmen, wenn Alternativen systematisch entwertet oder Abweichungen implizit sanktioniert werden. In solchen Fällen verschwimmen die Grenzen zwischen didaktischer Unterstützung und verhaltenssteuernder Intervention.

2.3 Nachhaltigkeit, Autonomie und Lernen

Nachhaltigkeit wird im vorliegenden Beitrag bildungsbezogen verstanden. Gemeint ist nicht in erster Linie die ökologische Wirkung digitaler Lerntechnologien, etwa ihr Ressourcenverbrauch oder ihre Energieintensität, sondern die Frage, ob KI-gestützte Lernumgebungen langfristige Kompetenzentwicklung, Reflexionsfähigkeit und selbstbestimmtes Handeln fördern oder einschränken. Diese Perspektive knüpft an die Bildung für nachhaltige Entwicklung an, die Lernende dazu befähigen soll, komplexe Entscheidungen zu verstehen, Handlungsfolgen abzuwägen und Gestaltungsmöglichkeiten wahrzunehmen (vgl. UNESCO 2017, S. 7).

Für die berufliche Bildung ist dieser Zusammenhang besonders bedeutsam. Berufliche Lernprozesse sollen nicht nur zur Anpassung an vorgegebene Arbeitsanforderungen befähigen, sondern auch zur reflektierten Mitgestaltung beruflicher, organisationaler und

gesellschaftlicher Transformationsprozesse. Autonomie ist dabei kein gegebenes Merkmal, sondern Ergebnis spezifischer Lernbedingungen. De Haan betont, dass nachhaltiges Lernen voraussetzt, dass Lernende Entscheidungen nachvollziehen, begründen und ggf. infrage stellen können (vgl. de Haan 2010, S. 29). Lernumgebungen, die Entscheidungen vorstrukturieren oder Alternativen verdecken, stehen hierzu in einem Spannungsverhältnis.

Vor diesem Hintergrund lassen sich Dark-Pattern-nahe Gestaltungen als potenzielles Nachhaltigkeitsproblem interpretieren. Sie können kurzfristig Orientierung, Effizienz oder Motivation erzeugen, zugleich aber langfristige Kompetenzentwicklung unterminieren, wenn Lernende habituell an fremdgesteuerte Entscheidungen, nicht transparente Empfehlungen oder normierende Feedbacklogiken gewöhnt werden. Nachhaltigkeit fungiert im vorliegenden Beitrag daher als analytische Perspektive, um die langfristigen Wirkungen algorithmischer Steuerung auf Lern- und Entscheidungsfähigkeit zu untersuchen.

2.4 Analytischer Bezugsrahmen des Beitrags

Der Beitrag versteht Dark Patterns nicht als moralische Kategorie, sondern als analytisches Instrument zur Untersuchung von Steuerungslogiken in KI-gestützten Lernumgebungen. Entscheidend ist dabei nicht, ob einzelne Gestaltungselemente eindeutig als manipulativ zu klassifizieren sind, sondern ob sie Lernentscheidungen so strukturieren, dass Transparenz, Autonomie und nachhaltige Kompetenzentwicklung eingeschränkt werden können. Ausgangspunkt ist die Annahme, dass bestimmte Designmuster Lernentscheidungen systematisch beeinflussen und damit Auswirkungen auf Autonomie, Motivation und nachhaltige Lernprozesse haben können.

Zur Strukturierung der Analyse werden Dark Patterns im Folgenden entlang dreier Dimensionen betrachtet: Transparenz (Sichtbarkeit von Entscheidungslogiken), Handlungsoptionen (praktische Zugänglichkeit von Alternativen) und Rückmeldestrukturen (Markierung von Abweichungen). Dieser Bezugsrahmen bildet die Grundlage für die anschließende systematische Literaturanalyse und die qualitative Analyse ausgewählter Lernsysteme.

3 Methodisches Vorgehen

3.1 Forschungsdesign und erkenntnisleitende Perspektive

Der Beitrag folgt einem qualitativ-analytischen und explorativen Forschungsdesign mit dem Ziel, ein bislang wenig systematisch untersuchtes Problemfeld zu strukturieren. Im Mittelpunkt steht nicht die Evaluation einzelner Lernsysteme und auch nicht die quantitative Messung von Wirkungen auf Lernende, sondern die Rekonstruktion wiederkehrender Gestaltungslogiken, die als Dark-Pattern-nahe Strukturen interpretiert werden können. Diese Fokussierung ist forschungspraktisch begründet, da empirisch belastbare Befunde zu Dark Patterns im Bildungskontext bislang nur in begrenztem Umfang vorliegen.

Das Forschungsdesign ist zweistufig angelegt. In einem ersten Schritt erfolgt eine systematisch angelegte Literaturauswertung, um zentrale Konzepte, Wirkannahmen und bestehende Typologien zu identifizieren. In einem zweiten Schritt werden ausgewählte KI-gestützte Lernumgebungen qualitativ und exemplarisch analysiert, um zu prüfen, inwieweit sich die

in der Literatur beschriebenen Muster als heuristische Kategorien auf den Bildungskontext übertragen lassen. Beide Schritte sind miteinander verschränkt, da die Literaturauswertung zugleich die Grundlage für das analytische Kategoriensystem bildet.

Der Beitrag verfolgt damit bewusst kein evaluatives oder wirkungsanalytisches Design. Ziel ist vielmehr die theoriegeleitete Strukturierung eines Problemfeldes, das für berufliche Bildung, digitale Didaktik und Bildung für nachhaltige Entwicklung künftig an Bedeutung gewinnen dürfte.

3.2 Systematische Literaturanalyse

Die Literaturauswertung orientiert sich an den Grundprinzipien systematischer Reviews, insbesondere an der nachvollziehbaren Dokumentation von Suchstrategie, Auswahlkriterien und thematischer Verdichtung. Die Recherche erfolgte in Scopus, Web of Science und ERIC (Education Resources Information Center). Ergänzend wurden einschlägige Arbeiten über ein Schneeballverfahren identifiziert, da bildungsbezogene Studien den Begriff Dark Patterns bislang nur selten explizit verwenden.

Die Suchstrategie kombinierte Begriffe aus drei Themenfeldern: erstens Dark Patterns, deceptive design, sludge, nudging und choice architecture; zweitens artificial intelligence, adaptive learning systems, learning analytics und recommender systems; drittens learning environments, vocational education, berufliche Bildung und education for sustainable development. Berücksichtigt wurden vor allem wissenschaftliche Beiträge, die entweder Dark-Pattern-Typologien, algorithmische Steuerung in Bildungskontexten oder Wirkungen digitaler Entscheidungsarchitekturen auf Autonomie, Motivation und Lernverhalten behandeln.

Ausgeschlossen wurden Beiträge, die sich ausschließlich mit technischen Implementierungsfragen ohne Bezug zu Lernentscheidungen, Autonomie oder Interface-Gestaltung befassen. Ebenfalls nicht berücksichtigt wurden rein anwendungsbezogene Praxisberichte ohne nachvollziehbaren theoretischen oder empirischen Bezug. Die Auswahl zielte nicht auf Vollständigkeit im Sinne einer bibliometrischen Übersicht, sondern auf die Bildung eines theoretisch tragfähigen Korpus für die anschließende Kategorienentwicklung.

3.3 Entwicklung des analytischen Kategoriensystems

Auf Basis der Literaturauswertung wurde ein analytisches Kategoriensystem entwickelt, das zentrale Dark-Pattern-Muster bündelt und zugleich für den Bildungskontext anschlussfähig macht. Bestehende Typologien aus der Human-Computer-Interaction-Forschung wurden dabei nicht unverändert übernommen, sondern daraufhin geprüft, ob sie auf Lernentscheidungen, adaptive Feedbacklogiken und pädagogische Steuerung übertragbar sind. Kategorien, die stark auf Vertragsabschlüsse, Kaufentscheidungen oder Datenschutz-Einwilligungen bezogen sind, wurden nur dann berücksichtigt, wenn sie sich funktional auf Lernprozesse übertragen lassen.

Das resultierende Kategoriensystem ist thematisch und heuristisch angelegt. Es dient nicht dazu, einzelne Lernsysteme abschließend als manipulativ zu bewerten, sondern wiederkehrende Gestaltungslogiken sichtbar zu machen, die Transparenz, Autonomie oder nachhaltige Kompetenzentwicklung beeinflussen können. Damit bildet das Kategoriensystem eine

Brücke zwischen der Dark-Pattern-Forschung und bildungswissenschaftlichen Fragen nach Selbststeuerung, Motivation und beruflicher Handlungsfähigkeit.

3.4 Qualitative Analyse ausgewählter Lernumgebungen

Im zweiten Analyseschritt wurden exemplarisch KI-gestützte Lernumgebungen und öffentlich zugängliche Systembeschreibungen aus dem beruflichen oder berufsnahen Bildungskontext untersucht. Die Auswahl erfolgte kriteriengeleitet und nicht repräsentativ. Berücksichtigt wurden Anwendungen, die mindestens eines der folgenden Merkmale aufweisen: adaptive Empfehlung von Lernpfaden, automatisiertes Feedback, datenbasierte Fortschrittsvisualisierung, personalisierte Aufgabensteuerung oder algorithmisch unterstützte Bewertung von Lernleistungen.

Die Analyse stützte sich auf verfügbare Interface-Beschreibungen, Produkt- und Systemdokumentationen, wissenschaftliche Fallbeschreibungen sowie, soweit zugänglich, direkte Interface-Beobachtungen. Die Auswertung erfolgte mittels strukturierender qualitativer Inhaltsanalyse unter Rückgriff auf das entwickelte Kategoriensystem. Im Analyseprozess wurden die Kategorien geprüft, zusammengeführt und für den Bildungskontext präzisiert.

Ziel war es nicht, einzelne Anbieter oder Systeme zu bewerten, sondern typische Gestaltungslogiken zu rekonstruieren. Diese Vorgehensweise trägt dem Umstand Rechnung, dass viele KI-gestützte Lernsysteme proprietär sind und ihre algorithmischen Entscheidungslogiken nur begrenzt offenlegen.

3.5 Methodische Grenzen

Die gewählte Methodik erlaubt keine Aussagen über die Verbreitung der identifizierten Muster im gesamten Feld der beruflichen Bildung. Ebenso lassen sich keine kausalen Aussagen darüber treffen, wie einzelne Gestaltungselemente auf Motivation, Autonomie oder Lernerfolg wirken. Zudem bleibt offen, wie Lernende selbst diese Gestaltungen wahrnehmen und ob sie bestimmte Formen der Steuerung als unterstützend, neutral oder einschränkend erleben.

Diese Grenzen sind für die Interpretation der Ergebnisse zentral. Die Analyse versteht sich daher als explorative Strukturierung eines Problemfeldes und als Ausgangspunkt für weitere empirische Forschung. Künftige Studien könnten Nutzerperspektiven, experimentelle Designs oder vergleichende Analysen konkreter Lernplattformen einbeziehen, um die hier rekonstruierten Steuerungslogiken empirisch weiter zu prüfen.

4 Ergebnisse

4.1 Überblick über das Kategoriensystem

Tabelle 1 gibt einen Überblick über das im Rahmen der Literaturauswertung und explorativen Analyse entwickelte Kategoriensystem. Die Kategorien bündeln wiederkehrende Gestaltungslogiken, die aus der Dark-Pattern-Forschung, der Literatur zu algorithmischer Steuerung sowie der Analyse KI-gestützter Lernumgebungen abgeleitet wurden. Sie dienen im Folgenden als heuristischer Bezugsrahmen für die Ergebnisdarstellung. Die Tabelle erhebt

keinen Anspruch auf Vollständigkeit, sondern strukturiert ein bislang wenig systematisch untersuchtes Problemfeld. Eine ausführlichere Darstellung erfolgt im Anhang in Tabelle A1.

Tabelle 1: Kategoriensystem zur Analyse Dark-Pattern-naher Gestaltungslogiken in KI-gestützten Lernumgebungen

Hauptkategorie	Unterkategorie	Analytische Aussage	Ausgewählte Quellen
1. Intransparente Entscheidungsarchitektur	–	KI-gestützte Lernsysteme strukturieren Lernentscheidungen durch algorithmische Vorauswahl, ohne die Entscheidungslogik offenzulegen.	Williamson 2017, S. 34–36; Zuboff 2019, S. 376–380
	1.1 Algorithmische Vorauswahl	Empfohlene Lernpfade wirken als Defaults und beeinflussen Entscheidungen auch bei formaler Wahlfreiheit.	Sunstein 2021, S. 15–18; Gray u. a. 2018, S. 3–4
	1.2 Default-Logiken mit Anpassungsbarrieren	Voreinstellungen sind formal veränderbar, ihre Anpassung ist jedoch mit zusätzlichem Aufwand verbunden.	Mathur u. a. 2019, S. 9–11; Sunstein 2021, S. 21–24
	1.3 Unklare Begründung adaptiver Anpassungen	Adaptive Veränderungen erfolgen häufig ohne erklärende Rückmeldung an die Lernenden.	Williamson 2017, S. 38–41; Klar/Schleiss 2024, S. 47–49
2. Normierende Rückmeldestrukturen	–	Feedbacksysteme transportieren implizite Normen darüber, was als angemessener Lernfortschritt gilt.	Deci/Ryan 2000, S. 56–59; Williamson 2017, S. 62–64
	2.1 Bewertende Visualisierungen	Fortschrittsanzeigen und Farbcodierungen wirken implizit bewertend.	Klar/Schleiss 2024, S. 48–50; Gray u. a. 2018, S. 4–5
	2.2 Vergleichsbasierte Normsetzung	Vergleichswerte erzeugen sozialen und leistungsbezogenen Druck.	Deci/Ryan 2000, S. 60–63; Zuboff 2019, S. 395–398
	2.3 Implizite Sanktionierung von Abweichungen	Abweichungen vom vorgesehenen Lernpfad werden negativ markiert oder problematisiert.	Mathur u. a. 2019, S. 12–14; Klar/Schleiss 2024, S. 49
3. Erschwerte Abweichung und Pfadstabilisierung	–	Interface-Design erschwert Abweichungen vom vorgesehenen Lernpfad.	Mathur u. a. 2019, S. 9–11; Gray u. a. 2018, S. 5–6
	3.1 Versteckte Abbruchoptionen	Abbruch- oder Überspringfunktionen sind bewusst weniger sichtbar gestaltet.	Gray u. a. 2018, S. 6–7; Sunstein 2021, S. 24–26

Hauptkategorie	Unterkategorie	Analytische Aussage	Ausgewählte Quellen
	3.2 Zusätzliche Bestätigungsschritte	Mehrstufige Bestätigungen wirken als psychologische Hemmschwelle.	Mathur u. a. 2019, S. 10–12; Sunstein 2021, S. 27–29
	3.3 Sequenzielle Bindung	Lineare Lernabfolgen stabilisieren Systemlogiken und reduzieren Flexibilität.	Williamson 2017, S. 58–60; de Haan 2010, S. 30–31
4. Emotionalisierende und suggestive Gestaltung	–	Emotionale Ansprache beeinflusst Lernentscheidungen jenseits rationaler Abwägung.	Gray u. a. 2018, S. 4; Sunstein 2021, S. 33–35
	4.1 Motivationale Appelle	Sprachliche Appelle erzeugen sozialen oder moralischen Druck.	Deci/Ryan 2000, S. 58–60; Gray u. a. 2018, S. 4–5
	4.2 Suggestive Fortschrittsnarrative	Lineare Erfolgserzählungen entwerten Abweichungen vom Lernpfad.	Zuboff 2019, S. 401–404; Williamson 2017, S. 64–66
	4.3 Personalisierte Zuschreibungen	Personalisierung suggeriert Passung ohne erklärbare Grundlage.	Zuboff 2019, S. 380–384; Eubanks 2018, S. 143–145

Quelle: eigene Darstellung

4.2 Dark-Pattern-nahe Gestaltungen im Bildungskontext

Die Analyse legt nahe, dass Dark-Pattern-nahe Gestaltungslogiken in KI-gestützten Lernumgebungen der beruflichen Bildung nicht ohne Weiteres mit den aus kommerziellen Plattformen bekannten Mustern gleichgesetzt werden können. Vielmehr erscheinen sie im Bildungskontext häufig funktional eingebettet und didaktisch legitimiert. Dadurch lassen sie sich weniger als eindeutig problematische Einzelelemente beschreiben, sondern eher als Grenzformen zwischen pädagogischer Unterstützung und verhaltenssteuernder Intervention.

Diese Einbettung erschwert die Identifikation steuernder Effekte, da Gestaltungsentscheidungen nicht als normative Setzungen, sondern als technische oder didaktische Notwendigkeiten wahrgenommen werden. Gerade hierin liegt jedoch ihr analytisches Potenzial: Steuerung wirkt nicht offen, sondern implizit.

Intransparente Vorauswahl und implizite Pfadbindung

Ein zentrales Muster betrifft Formen der intransparenten Vorauswahl. In den analysierten Materialien zeigt sich exemplarisch, dass bestimmte Lernpfade oder nächste Schritte als empfohlene Optionen erscheinen können, ohne dass die zugrunde liegenden Kriterien vollständig offengelegt werden. Alternative Optionen können formal vorhanden sein, werden jedoch teilweise visuell oder sprachlich weniger prominent dargestellt.

Diese adaptive Vorauswahl ähnelt klassischen Default-Mechanismen, entfaltet im Bildungskontext jedoch eine besondere Wirkung, da sie Lerngewohnheiten prägen kann. Aus Perspektive nachhaltiger Bildung ist dies ambivalent: Orientierung kann unterstützt werden, zugleich besteht die Gefahr, dass Lernentscheidungen zunehmend an das System delegiert werden (vgl. de Haan 2010, S. 30).

Bewertende Rückmeldestrukturen

Ein weiteres Muster betrifft normierende Rückmeldestrukturen. Fortschrittsanzeigen, Farbcodierungen oder vergleichsbasierte Bewertungen transportieren implizite Vorstellungen dessen, was als angemessener Lernfortschritt gilt. Abweichungen können negativ markiert werden, z. B. durch Warnhinweise oder visuelle Signale.

Solche Rückmeldungen können kurzfristig motivierend wirken, erzeugen jedoch zugleich Anpassungsdruck an systemseitig gesetzte Erwartungen (vgl. Klar/Schleiss 2024, S. 7–48). Soweit solche Rückmeldestrukturen nicht oder nur schwer deaktivierbar sind, entfalten sie eine normierende Wirkung, ohne explizit als solche ausgewiesen zu werden. Parallelen zu Confirmshaming-Strategien sind erkennbar, wenn auch in abgeschwächter Form (vgl. Gray u. a. 2018, S. 4).

Erschwerte Abweichung und Pfadstabilisierung

Ein weiteres Muster betrifft die erschwerte Abweichung vom vorgeschlagenen Lernpfad. Formale Möglichkeiten zum Überspringen oder Abbrechen von Sequenzen können bestehen, sind jedoch teilweise mit zusätzlichen Bestätigungsschritten verbunden oder weniger sichtbar platziert.

Diese Gestaltung folgt dem Prinzip der friction by design (vgl. Mathur u. a. 2019, S. 9). Im Bildungskontext wird sie häufig mit didaktischer Stringenz begründet, setzt jedoch implizite Normalitätsannahmen durch. Abweichungen erscheinen dadurch weniger als legitime Lernentscheidungen denn als Störungen eines vorgesehenen Ablaufs.

Emotionalisierende und suggestive Gestaltung

Ein weiteres Muster betrifft emotionalisierende und suggestive Gestaltungselemente. In den analysierten Materialien wird Lernfortschritt teilweise narrativ gerahmt, z. B. durch personalisierte Erfolgserzählungen oder motivational formulierte Appelle. Solche Elemente können eine Passung zwischen Lernenden und Systementscheidungen suggerieren, ohne deren Grundlage transparent zu machen.

Abweichungen vom vorgeschlagenen Pfad erscheinen in diesem Kontext als Bruch eines impliziten Fortschrittsnarrativs. Aus analytischer Perspektive handelt es sich um Dark-Pattern-nahe Strukturen, da Lernentscheidungen über emotionale Zuschreibungen beeinflusst werden können. Für nachhaltige Lernprozesse ist dies relevant, da Autonomie nicht nur formale Wahlfreiheit, sondern auch Entscheidungsfreiheit ohne subtilen normativen Druck voraussetzt.

4.3 Zwischenfazit

Zusammenfassend verdeutlicht die Analyse, dass Dark-Pattern-nahe Gestaltungslogiken in KI-gestützten Lernumgebungen der beruflichen Bildung weniger als einzelne problematische Elemente auftreten, sondern als strukturelles Spannungsfeld zwischen Effizienz, Steuerung und Autonomie. Die identifizierten Muster sind funktional nachvollziehbar und didaktisch teilweise begründbar, entfalten jedoch Wirkungen, die aus der Perspektive nachhaltiger Bildung ambivalent bleiben.

5 Diskussion

5.1 Einordnung der Ergebnisse

Die Ergebnisse deuten darauf hin, dass Dark-Pattern-nahe Gestaltungen in KI-gestützten Lernumgebungen der beruflichen Bildung ein relevantes analytisches Problemfeld bilden. Zugleich unterscheiden sie sich in ihrer Ausprägung deutlich von den aus der Konsum- und Plattformforschung bekannten Mustern. Die identifizierten Gestaltungslogiken sind funktional eingebettet und werden häufig didaktisch legitimiert, wodurch ihre steuernde Wirkung weniger sichtbar erscheint.

Damit relativieren die Befunde pauschale Kritik an KI-basierten Lernsystemen. Die analysierten Gestaltungen zielen nicht primär auf Täuschung, sondern auf Strukturierung, Effizienz und Nutzungsstabilität. Gleichwohl bestätigen sie zentrale Annahmen der Dark-Pattern-Forschung, wonach steuernde Effekte häufig aus der Kombination mehrerer für sich genommen plausibler Designentscheidungen entstehen (vgl. Gray u. a. 2018, S. 5). Gerade diese Kumulierung erschwert es Lernenden, Steuerung als solche zu erkennen.

5.2 Didaktische Steuerung und Autonomie

Ein zentraler Diskussionspunkt betrifft die Abgrenzung zwischen legitimer didaktischer Steuerung und Dark-Pattern-nahem Design. Strukturierende Elemente sind in der beruflichen Bildung notwendig, um Orientierung zu ermöglichen. Problematisch werden sie jedoch dort, wo ihre Voraussetzungen intransparent bleiben und Alternativen faktisch entwertet werden.

Aus Perspektive nachhaltiger Bildung ist diese Intransparenz besonders relevant. Nachhaltiges Lernen setzt voraus, dass Lernende Entscheidungen nachvollziehen und reflektieren können (vgl. de Haan 2010, S. 29). Werden Lernpfade implizit vorgegeben, ohne dass ihre Logik sichtbar wird, kann sich Verantwortung von den Lernenden auf das System verschieben. Dark Patterns erscheinen in diesem Sinne weniger als moralisches Fehlverhalten, sondern als strukturelles Risiko datengetriebener Lernumgebungen.

5.3 Grenzen und offene Fragen

Die Analyse erlaubt keine Aussagen über die Verbreitung der identifizierten Muster im gesamten Feld der beruflichen Bildung. Ebenso bleibt offen, wie Lernende selbst diese Gestaltungen wahrnehmen und bewerten. Es ist möglich, dass einzelne Muster als unterstützend erlebt werden, insbesondere in frühen Lernphasen oder bei hoher Komplexität von Lernaufgaben.

Ebenso ist denkbar, dass bestimmte Formen adaptiver Steuerung Autonomie nicht einschränken, sondern zunächst Orientierung ermöglichen.

Diese Ambivalenz spricht jedoch nicht gegen die Relevanz der Ergebnisse, sondern unterstreicht den Bedarf an weiterführender Forschung. Insbesondere qualitative Studien aus Lernendenperspektive, vergleichende Analysen konkreter Lernplattformen oder experimentelle Untersuchungen zu Feedback- und Default-Mechanismen könnten dazu beitragen, die hier rekonstruierten Steuerungslogiken differenzierter einzuordnen.

6 Gestaltungsperspektiven und Implikationen

6.1 Gestaltungsperspektiven

Die Ergebnisse legen nahe, dass eine verantwortungsvolle Gestaltung KI-gestützter Lernumgebungen weniger in der vollständigen Vermeidung adaptiver Steuerung als in deren bewusster Reflexion liegt. Adaptive Empfehlungen, automatisiertes Feedback oder personalisierte Lernpfade sind nicht per se problematisch. Problematisch werden sie dort, wo ihre Grundlagen intransparent bleiben, Alternativen faktisch entwertet werden oder Rückmeldungen normativen Druck erzeugen.

Eine zentrale Gestaltungsperspektive betrifft daher Transparenz. Lernsysteme sollten zumindest in Grundzügen nachvollziehbar machen, auf welcher Basis Empfehlungen, Bewertungen oder Anpassungen erfolgen. Dies bedeutet nicht, dass Lernende jedes technische Detail algorithmischer Modelle verstehen müssen. Erforderlich ist aber eine pädagogisch anschlussfähige Erklärung, warum bestimmte Lernpfade vorgeschlagen, Aufgaben priorisiert oder Rückmeldungen gegeben werden. Des Weiteren sollten Alternativen nicht nur formal vorhanden, sondern praktisch zugänglich sein. Lernende sollten vorgeschlagene Pfade überspringen, anpassen oder begründet verlassen können, ohne dass dies durch Gestaltungselemente erschwert oder negativ gerahmt wird. Rückmeldestrukturen sollten stärker reflexiv angelegt werden. Feedback kann Lernprozesse unterstützen, sollte aber nicht primär auf Anpassung an systemseitige Normalitätsannahmen zielen, sondern Lernende dazu befähigen, den eigenen Lernweg zu verstehen und zu begründen.

6.2 Implikationen für Forschung und Praxis

Für die Forschung verdeutlicht der Beitrag, dass Interface-Design und Interaktionslogiken stärker in den Fokus bildungswissenschaftlicher Analysen rücken sollten. KI-gestützte Lernumgebungen sind nicht nur technische Werkzeuge, sondern pädagogische Entscheidungsarchitekturen. Ihre Wirkungen erschließen sich daher nicht allein über Fragen der Leistungssteigerung oder Nutzungseffizienz, sondern auch über ihre Bedeutung für Autonomie, Motivation und nachhaltige Kompetenzentwicklung.

Für die Praxis ergibt sich kein einfacher Handlungsimperativ im Sinne einer grundsätzlichen Ablehnung KI-gestützter Lernsysteme. Vielmehr sollten Bildungseinrichtungen, Lehrkräfte und Entwickler/-innen prüfen, welche Entscheidungen durch das System vorbereitet, nahegelegt oder erschwert werden. Dazu gehören Fragen nach der Transparenz von Empfeh-

lungen, der Sichtbarkeit alternativer Lernwege, der Deaktivierbarkeit bestimmter Rückmeldestrukturen sowie der sprachlichen Rahmung von Abweichungen.

Entscheidend ist damit, Effizienz- und Optimierungslogiken mit bildungstheoretischen Ansprüchen an Autonomie und Nachhaltigkeit auszubalancieren. Verantwortungsvolle Gestaltung bedeutet nicht, Steuerung vollständig zu vermeiden, sondern sie sichtbar, begründbar und korrigierbar zu machen.

7 Fazit

Der Beitrag hat gezeigt, dass Dark Patterns als analytische Kategorie geeignet sind, um Spannungsfelder in KI-gestützten Lernumgebungen der beruflichen Bildung sichtbar zu machen. Im Zentrum stehen dabei nicht einzelne eindeutig manipulative Designelemente, sondern Dark-Pattern-nahe Gestaltungslogiken, die Lernentscheidungen strukturieren, Alternativen unterschiedlich sichtbar machen und Feedback normativ rahmen können.

Die Analyse verdeutlicht zugleich, dass solche Gestaltungslogiken im Bildungskontext ambivalent sind. Adaptive Empfehlungen, Fortschrittsanzeigen oder personalisierte Rückmeldungen können Lernprozesse unterstützen und Orientierung ermöglichen. Sie können jedoch problematisch werden, wenn ihre Entscheidungsgrundlagen intransparent bleiben, Abweichungen erschwert werden oder Lernende zunehmend an systemseitige Vorgaben gewöhnt werden.

Anstatt KI-basierte Lernsysteme pauschal zu kritisieren, plädiert der Beitrag daher für eine differenzierte Perspektive, die Gestaltungsmacht ernst nimmt und Steuerung explizit reflektiert. Nachhaltige Lernumgebungen zeichnen sich nicht allein durch technische Leistungsfähigkeit aus, sondern durch die Art und Weise, wie Entscheidungsräume gestaltet, kommuniziert und offengehalten werden. Für die berufliche Bildung ist dies besonders relevant, weil sie nicht nur auf effiziente Wissensvermittlung, sondern auf reflektierte berufliche Handlungsfähigkeit in Transformationsprozessen zielt.

Literatur

Deci, Edward L.; Ryan, Richard M.: The “what” and “why” of goal pursuits: Human needs and the self-determination of behavior. In: Psychological Inquiry 11 (2000) 4, S. 227–268

De Haan, Gerhard: Gestaltungskompetenz als Kompetenzkonzept der Bildung für nachhaltige Entwicklung. In: Bormann, Inka; de Haan, Gerhard (Hrsg.): Kompetenzen der Bildung für nachhaltige Entwicklung. Wiesbaden 2010, S. 23–43

Eubanks, Virginia: Automating inequality: How high-tech tools profile, police, and punish the poor. New York 2018

Gray, Colin M.; Kou, Yubo; Battles, Bryan; Hoggatt, Joseph; Toombs, Austin L.: The dark (patterns) side of UX design. In: Proceedings of the 2018 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems. Paper 534. New York 2018, S. 1–14

Klar, Marco; Schleiss, Johannes: Künstliche Intelligenz im Kontext von Kompetenzen, Prüfungen und Lehr-Lern-Methoden: Alte und neue Gestaltungsfragen. In: MedienPädagogik. Zeitschrift für Theorie und Praxis der Medienbildung 58 (2024), S. 41–60

Mathur, Arunesh; Acar, Gunes; Friedman, Michael J.; Lucherini, Elena; Mayer, Jonathan; Chetty, Marshini; Narayanan, Arvind: Dark patterns at scale: Findings from a crawl of 11K shopping websites. In: Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction 3 (2019) CSCW, Article 81, S. 1–32

Sunstein, Cass R.: Sludge: What stops us from getting things done and what to do about it. Cambridge, MA 2021

UNESCO – United Nations Educational, Scientific and Cultural Organization (Hrsg.): Education for Sustainable Development Goals: Learning objectives. Paris 2017. URL: **https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000247444** (Stand: 12.06.2026)

Williamson, Ben: Big data in education: The digital future of learning, policy and practice. London 2017

Zuboff, Shoshana: The age of surveillance capitalism: The fight for a human future at the new frontier of power. New York 2019

Anhang

Tabelle A1: Kategoriensystem mit vollständiger Literaturabsicherung

Kategorie	Aussage	Literaturbezug
Kategorie 1: Intransparente Entscheidungsarchitektur	KI-gestützte Lernsysteme strukturieren Lernentscheidungen durch algorithmische Vorauswahlen, ohne die zugrunde liegenden Kriterien offenzulegen.	Williamson beschreibt algorithmische Entscheidungsarchitekturen in Bildungssystemen als „black-boxed systems", die pädagogische Entscheidungen implizit vorstrukturieren (Williamson 2017, S. 34–36). Zuboff zeigt, dass algorithmische Empfehlungssysteme systematisch Verhalten lenken, ohne ihre Entscheidungslogik transparent zu machen (vgl. Zuboff 2019, S. 376–380).
Unterkategorie 1.1: Algorithmische Vorauswahl	Empfohlene Lernpfade wirken als Default-Optionen und beeinflussen Entscheidungen auch dann, wenn Alternativen formal vorhanden sind.	Sunstein belegt empirisch, dass Defaults Entscheidungen maßgeblich beeinflussen, selbst bei formaler Wahlfreiheit (vgl. Sunstein 2021, S. 15–18). Gray u. a. ordnen Default-Mechanismen als zentrales Dark-Pattern-Muster ein (vgl. Gray u. a. 2018, S. 3–4).
Unterkategorie 1.2: Default-Logiken mit Anpassungsbarrieren	Voreinstellungen sind zwar änderbar, ihre Anpassung ist jedoch mit zusätzlichem Aufwand verbunden.	Mathur u. a. zeigen, dass „friction-based defaults" gezielt eingesetzt werden, um Verhaltensänderungen zu erschweren (Mathur u. a. 2019, S. 9–11). Sunstein beschreibt diese Praxis als „sludge", das Entscheidungsfreiheit faktisch einschränkt (Sunstein 2021, S. 21–24).

Kategorie	Aussage	Literaturbezug
Unterkategorie 1.3: Unklare Begründung adaptiver Anpassungen	Adaptive Veränderungen im Lernsystem erfolgen häufig ohne erklärende Rückmeldung an die Lernenden.	Williamson kritisiert fehlende Erklärbarkeit adaptiver Bildungssysteme als zentrales Governance-Problem (vgl. Williamson 2017, S. 38–41). Klar/Schleiss weisen auf Intransparenzen adaptiver Prüfungs- und Feedbacksysteme hin (vgl. Klar/Schleiss 2024, S. 47–49).
Kategorie 2: Normierende Rückmeldestrukturen	Feedbacksysteme in KI-Lernumgebungen transportieren implizite Normen darüber, was als angemessener Lernfortschritt gilt.	Deci/Ryan zeigen, dass kontrollierendes Feedback Autonomie und intrinsische Motivation unterminieren kann (vgl. Deci/Ryan 2000, S. 56–59). Williamson beschreibt datenbasierte Lernfeedbacks als normierende Instrumente (vgl. Williamson 2017, S. 62–64).
Unterkategorie 2.1: Bewertende Visualisierungen	Visuelle Fortschrittsanzeigen wirken nicht neutral, sondern bewerten Lernverhalten implizit.	Klar/Schleiss analysieren visuelle Leistungsindikatoren als normative Steuerungsinstrumente (vgl. Klar/Schleiss 2024, S. 48–50). Gray u. a. ordnen solche Visualisierungen Dark-Pattern-ähnlichen Mechanismen zu (vgl. Gray u. a. 2018, S. 4–5).
Unterkategorie 2.2: Vergleichsbasierte Normsetzung	Vergleichswerte erzeugen sozialen und leistungsbezogenen Druck.	Deci/Ryan zeigen negative Effekte sozialer Vergleichsmechanismen auf Motivation (vgl. Deci/Ryan 2000, S. 60–63). Zuboff beschreibt Vergleichsmetriken als Mittel sozialer Normierung (vgl. Zuboff 2019, S. 395–398).
Unterkategorie 2.3: Implizite Sanktionierung von Abweichungen	Abweichungen vom vorgesehenen Lernpfad werden negativ markiert oder problematisiert.	Mathur u. a. zeigen, dass negative Markierungen als Verhaltenslenkung eingesetzt werden (vgl. Mathur u. a 2019, S. 12–14). Klar/Schleiss beschreiben vergleichbare Effekte in KI-gestützten Lernfeedbacks (vgl. Klar/Schleiss 2024, S. 49).
Kategorie 3: Erschwerte Abweichung und Pfadstabilisierung	KI-Systeme erschweren Abweichungen vom vorgesehenen Lernpfad durch Interface-Design.	Mathur u. a. bezeichnen diese Praxis als „friction by design“ (Mathur u. a. 2019, S. 9–11). Gray u. a. ordnen solche Mechanismen Dark Patterns zu (vgl. Gray u. a. 2018, S. 5–6).
Unterkategorie 3.1: Versteckte Abbruchoptionen	Abbruch- oder Überspringfunktionen sind bewusst weniger sichtbar gestaltet.	Gray u. a. dokumentieren „hidden choices“ als klassisches Dark Pattern (Gray u. a. 2018, S. 6–7). Sunstein beschreibt die Wirkung versteckter Optionen auf Entscheidungsverhalten (vgl. Sunstein 2021, S. 24–26).

Kategorie	Aussage	Literaturbezug
Unterkategorie 3.2: Zusätzliche Bestätigungsschritte	Mehrstufige Bestätigungen wirken als psychologische Hemmschwelle.	Mathur u. a. zeigen, dass zusätzliche Klickschritte signifikant Abbruchraten senken (vgl. Mathur u. a. 2019, S. 10–12). Sunstein ordnet solche Praktiken als „sludge mechanisms“ ein (Sunstein 2021, S. 27–29).
Unterkategorie 3.3: Sequenzielle Bindung	Lineare Lernabfolgen stabilisieren Systemlogiken und reduzieren Flexibilität.	Williamson analysiert sequenzielle Lernmodelle als Form algorithmischer Kontrolle (vgl. Williamson 2017, S. 58–60). De Haan problematisiert lineare Lernlogiken aus Nachhaltigkeitsperspektive (vgl. de Haan 2010, S. 30–31).
Kategorie 4: Emotionalisierende und suggestive Gestaltung	Emotionale Ansprache beeinflusst Lernentscheidungen jenseits rationaler Abwägung.	Gray u. a. beschreiben emotionalisierende Sprache als zentrales Dark-Pattern-Merkmal (vgl. Gray u. a. 2018, S. 4). Sunstein zeigt, dass emotionale Appelle Entscheidungsverhalten signifikant beeinflussen (vgl. Sunstein 2021, S. 33–35).
Unterkategorie 4.1: Motivationale Appelle	Sprachliche Appelle erzeugen sozialen oder moralischen Druck.	Deci/Ryan weisen nach, dass kontrollierende Sprache Autonomie unterminiert (vgl. Deci/Ryan 2000, S. 58–60). Gray u. a. klassifizieren solche Appelle als Confirmshaming (vgl. Gray u. a. 2018, S. 4–5).
Unterkategorie 4.2: Suggestive Fortschrittsnarrative	Lineare Erfolgserzählungen entwerten Abweichungen.	Zuboff analysiert Fortschrittsnarrative als Mittel sozialer Normierung (vgl. Zuboff 2019, S. 401–404). Williamson beschreibt vergleichbare Effekte in Lernanalytik (vgl. Williamson 2017. S. 64–66).
Unterkategorie 4.3: Personalisierte Zuschreibungen	Personalisierung suggeriert Passung ohne erklärbare Grundlage.	Zuboff beschreibt personalisierte Zuschreibungen als Form behavioraler Steuerung (vgl. Zuboff 2019, S. 380–384). Eubanks warnt vor individualisierenden Zuschreibungen in algorithmischen Systemen (vgl. Eubanks 2018, S. 143–145).

Die Autorin

Prof. Dr. Ann-Katrin Voit
Hochschule für Oekonomie und Management (FOM), Essen
ann-katrin.voit@rub.de
https://orcid.org/0009-0007-2272-3540

Ann-Katrin Voit ist Professorin für Volkswirtschaftslehre, insbesondere Wirtschaftspolitik, an der FOM Hochschule. Ihre Arbeits- und Forschungsschwerpunkte liegen in den Bereichen Nachhaltigkeitstransformation, Wirtschaftspolitik, digitale Governance sowie Bildung für nachhaltige Entwicklung.

Isabel Hoffmann

EmpathAI – immersiv und KI-gestützt zur besseren Kommunikation in der Pflege

1 Hintergrund und Zielsetzung

Der Gesundheits- und Pflegesektor in Deutschland ist durch einen anhaltenden Arbeitskräftebedarf gekennzeichnet. Infolge der Alterung der Gesellschaft werden in Deutschland bis zum Jahr 2049 voraussichtlich zwischen 280.000 und 690.000 Pflegekräfte fehlen (vgl. Statistisches Bundesamt 2024). Der daraus resultierende Personalbedarf hat in den vergangenen zehn Jahren zu einem deutlichen Anstieg der Beschäftigung von aus dem Ausland angeworbenen Pflegekräften geführt. Im Juni 2024 machte diese Personengruppe rund 18 Prozent der Beschäftigten in der Pflege in Deutschland aus (vgl. Statista 2025). Ein dadurch entstehender vielsprachiger Arbeitsalltag in der Pflege steht oft auch für einen multiethnischen Kontext, nicht nur zwischen den Gepflegten und dem Team, sondern auch im multikulturellen Team selbst (vgl. Schlögl/Klein 2018, S. 173). In diesem Zusammenhang steigt der Bedarf an ganzheitlichen effektiven sprachunterstützenden Lehr- und Lernformen in der pflegeberuflichen Aus-, Fort- und Weiterbildung (vgl. Stevanović 2023, S. 258). Vor diesem Hintergrund wurde im Jahr 2023 das virtuelle Kommunikationstraining *EmpathAI* für die Zielsprache Deutsch ins Leben gerufen. Die als wissenschaftliches Pilotprojekt gestartete Anwendung wurde über zwei Jahre hinweg iterativ weiterentwickelt. Anpassungen erfolgten insbesondere bei sprachlichen und inhaltlichen Verständnisschwierigkeiten der Zielgruppe von Pflegekräften mit einer anderen Herkunftssprache als Deutsch sowie auf Grundlage der Rückmeldungen der Fachexpertinnen/-experten aus der Pflege und Spezialistinnen/Spezialisten beispielsweise für Resilienz und Interkulturalität. Zudem wurden die Bedienungsstrukturen des Interfaces stetig optimiert und es wurde auf einfache Sprache geachtet. Im Laufe der Überarbeitungen wurden im Jahr 2025 außerdem KI-bezogene Datenschutzhinweise integriert, z. B. die wiederholte Aufforderung an die Nutzer/-innen, keine personenbezogenen Informationen einzusprechen. In diesem Beitrag wird die Funktionsweise der Anwendung erklärt und es werden die Ergebnisse einer Evaluation von zwei Szenarien der *EmpathAI*-Anwendung mit Pflegekräften an der München Klinik gGmbH vorgestellt. Die leitende Fragestellung der Evaluation war, ob sich die Inhalte der Szenarien für die Pflegekräfte als sprachlich verständlich und im vorgegebenen Zeitrahmen als durchführbar erweisen und welche Besonderheiten sich in der Nutzererfahrung bei VR-Brillen- bzw. Tablet-Nutzung zeigen würden.

2 Das Kommunikationstraining *EmpathAI*

EmpathAI begann als interdisziplinäres Projekt an der Schnittstelle von Sprachdidaktik, Pflegepädagogik und Mensch-Maschine-Interaktion. Es wurde ursprünglich als Pilotprojekt von Dr. Isabel Hoffmann (Ludwig-Maximilians-Universität) und der Münchner Agentur Design-

4real (**https://design4real.de/**) mit Fördermitteln des Film- und Fernsehfonds Bayern in der Sparte „XR-Pilotförderung (2023)“ und mit Unterstützung des Hueber Verlags umgesetzt. Weiterentwickelt wurde es mithilfe der anschließenden „XR-Produktionsförderung (2024)“ des Film- und Fernsehfonds sowie basierend auf Aufträgen von unterschiedlichen Gesundheitsinstitutionen. Das Kommunikationstraining, das sich sowohl über Virtual-Reality-(VR)-Brillen als auch Tablets bedienen lässt, kann grundsätzlich an diverse Zielgruppen und Bedarfe angepasst werden. *EmpathAI* als Sprachtraining in der Pflege verfolgt das Ziel, internationale Pflegekräfte in ihrer fach- und alltagssprachlichen sowie empathisch-kommunikativen Handlungskompetenz auf den Berufsalltag in Deutschland vorzubereiten bzw. ihre Sprach- und Handlungskompetenzen sowie Soft Skills berufsbegleitend zu stärken. Es wurden Szenarien geschaffen, die vordergründig Handlungskompetenzen schulen (beispielsweise die Blutzuckermessung), Szenarien, die vordergründig fachliche Sprachkompetenzen schulen (z. B. das Durchführen einer Thromboseprophylaxe), oder Soft-Skill-Szenarien zu Resilienz und Interkulturalität. Mit VR, Prinzipien der Narration (storytelling) und Gamification (vgl. Hoffmann 2025, S. 75f.) werden interaktive menschliche Gesprächspartner in Form von Avataren in authentischen Pflegeumgebungen und -situationen geschaffen. Beispielsweise treffen die Nutzer/-innen auf die sich beschwerende untergewichtige Patientin, die mit der Größe der Mahlzeiten Probleme hat, auf die strenge Prüferin, die Aufgaben während der Kenntnisprüfung formuliert, auf den dementen Patienten, der nach Hause will, auf die sturzgefährdete Seniorin, bei der eine Sturzprophylaxe durchgeführt werden muss, oder auf den bettlägerigen, übergewichtigen Patienten mit Diabetes mellitus Typ 2, bei dem eine Blutzuckermessung vorgenommen werden soll. Die Nutzer/-innen werden in jedem Szenario mit vorgeschlagenen Schlüsselwörtern und Formulierungshilfen bei ihren Kommunikationshandlungen unterstützt. KI wird in der *EmpathAI*-Anwendung in verschiedenen Funktionen genutzt: 1. als automatisiertes Transkriptionstool (AI speech-to-text) und 2. als Instrument zur inhaltlichen Analyse der Spracheingaben der Nutzer/-innen. Diese inhaltliche Analyse vollzieht sich auf drei Ebenen: Auf der ersten Ebene bestimmen Kriterien zu berufs- und fachsprachlichen Items, die von Fachexpertinnen und -experten vorab definiert wurden, ob die Nutzer/-innen im Gesprächspfad kommunikativ fortschreiten dürfen. Die Bandbreite reicht von sehr konkreten Fällen wie „der/die Nutzer/-in nennt das Gegenüber beim Namen“ bis hin zu eher graduellen Anforderungen wie „der/die Nutzer/-in versucht, der Patientin die Angst vor dem Eingriff zu nehmen“. Parallel dazu wird auf der zweiten Ebene automatisiert überprüft, ob rechtliche Verstöße in den Äußerungen der Nutzer/-innen vorliegen, beispielsweise, ob die Inhalte sexueller Natur sind oder Hass, Diskriminierung, Drohung, Gewalt oder Selbstverletzung vorkommen. Auf der dritten Ebene geht es vor allem um grammatikalische und syntaktische Korrektheit sowie Angemessenheit. Es müssen vollständige Sätze formuliert werden, anstatt dass nur einzelne Schlüsselwörter oder stark verkürzte Phrasen genannt werden. Auch müssen sich die Nutzer/-innen höflich, respektvoll und sozial angemessen ausdrücken und die Äußerungen dürfen keine unfreundlichen, abwertenden oder aggressiven Formulierungen enthalten. Außerdem gilt das Kriterium, dass die Nutzer/-innen erkennbares Interesse an der themenbezogenen Interaktion zeigen müssen; das heißt, es ist eine kontextrelevante Kommunikation gefordert. Zusätzlich wurde im KI-Textanalysesystem noch eine Art „händisch erstellte“ Liste hinterlegt, die darauf abzielt, dass pro Gesprächseinheit

Eigennamen (wie „Herr Meier“) und spezifisches Fachsprachenvokabular (wie „Dekubitusprophylaxe“) erkannt werden. Das Ergebnis dieser KI-gestützten Gesamtanalyse, die sich im Hintergrund des Kommunikationstrainings bei jeder eingesprochenen Äußerung vollzieht, löst die jeweiligen situativen Reaktionen bzw. Antworten des virtuellen Gegenübers bzw. des Avatars aus. Daraufhin müssen Nutzer/-innen erneut adäquat kommunizieren und die Äußerungen werden wieder überprüft. Auf diese Weise entsteht ein vom Menschen eingesprochener, KI-gestützter Kommunikationspfad innerhalb eines Szenarios. Am Ende jedes Szenarios erhalten die Nutzer/-innen ein Feedback. Die aktuelle Auswertungslogik basiert auf einem Gesamtprozentwert und berücksichtigt 1. das Verhältnis erfüllter Kriterien zur Gesamtzahl der Kriterien sowie 2. das Verhältnis der verwendeten Schlüsselwörter zur Gesamtzahl der vorgegebenen Schlüsselwörter.

3 Evaluation des Demenz- und Resilienzszenarios mit Pflegekräften

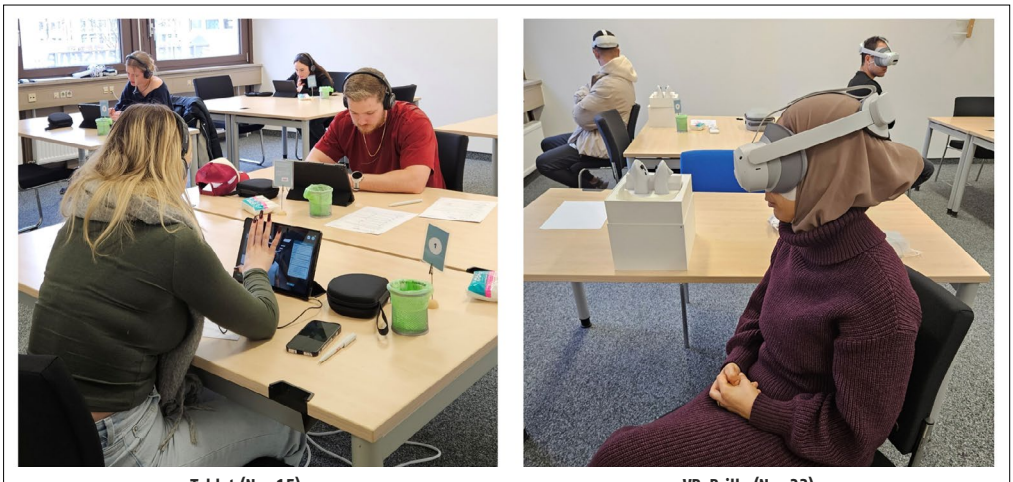
Ende des Jahres 2025 wurde in der München Klinik eine Untersuchung mit 38 Pflegefachkräften durchgeführt, in der die Anwendung *EmpathAI* exemplarisch anhand von zwei für die Klinik erstellten Szenarien zu den Themen „Demenz“ und „Resilienz (Trauer nach dem Tod eines Patienten)“ getestet wurde. Die Testung wurde in den Klassenräumen der München Klinik durchgeführt und folgte einem Pre-Post-Design mit Treatment. Das Treatment diente dazu, exemplarisch an den beiden Szenarien festzustellen, ob sich die Inhalte für die Teilnehmenden als sprachlich verständlich und in dem großzügig veranschlagten Zeitrahmen von 40 Minuten (ohne Ausfüllen des Pre- und Posttests) als durchführbar erweisen und welche Besonderheiten in der Nutzererfahrung sich bei der VR- bzw. Tablet-Nutzung zeigen würden. Pre- und Posttest wurden in Form einer papierbasierten Fragebogenerhebung vor und nach dem Treatment vor Ort durchgeführt. Im Pretest wurden die Herkunftssprachen der Pflegekräfte, Vorerfahrungen zum Lernen mit der VR-Brille, Details zur möglicherweise bereits absolvierten Pflegeausbildung und stichprobenartig Kenntnisse zu Demenz und Resilienz abgefragt. Im Posttest wurden Nutzungserfahrungen gesammelt und es wurde evaluiert, ob die (angehenden) Pflegekräfte die Szenarien als hilfreich für ihren Beruf empfanden. Darüber hinaus wurden zwei offene inhaltsbezogene Fragen zu Demenz und Resilienz gestellt, deren Ergebnisanalyse (im Pre-Posttest-Vergleich) in diesem Beitrag nicht dargestellt wird. Auf die Gründe wird im Fazit gesondert eingegangen. Außerdem war von Interesse, ob Vorerfahrungen beim Lernen mit der VR-Brille bestanden und welche Nutzungserfahrungen sich hinsichtlich der VR-Brillen- versus Tabletnutzung ergeben würden. Die folglich vorgenommene Unterteilung in zwei sich in der Hardware unterscheidende Gruppen lag darin begründet, dass die Klinik bei der anstehenden Ausarbeitung eines Didaktikkonzepts (zur endgültigen Integration von *EmpathAI* ins Curriculum) noch unsicher war, welche Hardware vor Ort bevorzugt genutzt und eingeplant werden sollte. *EmpathAI* soll ab Herbst/Winter 2026 fester Bestandteil in der curricularen Aus- und Weiterbildung internationaler Pflegekräfte an der München Klinik werden. Voraussetzung hierfür war eine umfassende Evaluation, gefolgt von einer Optimierung der Szenarien.

Die Pflegefachkräfte, die vonseiten der Klinik zur Studie eingeladen wurden, gehörten unterschiedlichen Personengruppen an:

- Auszubildende, die sich im ersten Praxislehrjahr im Orientierungseinsatz befinden,
- internationale Fachkräfte, die bereits vertraglich gebunden im Pflegeeinsatz sind, sich aber im Anerkennungsverfahren ihres im Ausland absolvierten Pflegeabschlusses befinden,
- Operationstechnische und Anästhesietechnische Assistenzen.

Das Alter der Pflegekräfte wurde nicht erhoben. Auch gab es keine Vorgaben hinsichtlich des bestehenden Sprachniveaus, da von der Klinik mitgeteilt wurden, dass die Gruppen über mindestens B2 verfügen. Hervorzuheben ist, dass an der Evaluation nicht nur ausländische Pflegefachkräfte mit anderen Herkunftssprachen teilgenommen haben, sondern auch herkunftssprachlich deutsche (angehende) Pflegekräfte (erste und dritte Gruppe). Dass die Stichprobe (N = 38) insgesamt dennoch eine ausgeprägte Heterogenität der Herkunftssprachen aufweist, wird bei Hoffmann/Kalkavan-Aydin 2026 ausführlich dargestellt. Die (angehenden) Pflegekräfte nahmen einmalig, verteilt auf zwei Tage vormittags und nachmittags, je nach organisatorisch bedingter Verfügbarkeit in Kleingruppen nacheinander an der Evaluation teil. Die Zuordnung zu unterschiedlichen Hardwarebedingungen wurde wie folgt vorgenommen: die Gruppe A (N = 15) nutzte Tablets, die Gruppe B (N = 23) nutzte VR-Brillen (vgl. Abb. 1). Die Zuweisung zu den Gruppen erfolgte ohne inhalts- oder personenspezifische Selektionskriterien. Ursprünglich wurde eine ausgeglichene Gruppengröße angestrebt. Auf Wunsch der Klinik wurde jedoch am Evaluationstag der Mehrheit der Pflegekräfte die VR-Bedingung zugewiesen, da möglichst vielen Personen das attraktiv erscheinende VR-Brillen-Erlebnis ermöglicht werden sollte.

Abbildung 1: Gruppenverteilung Hardwarenutzung

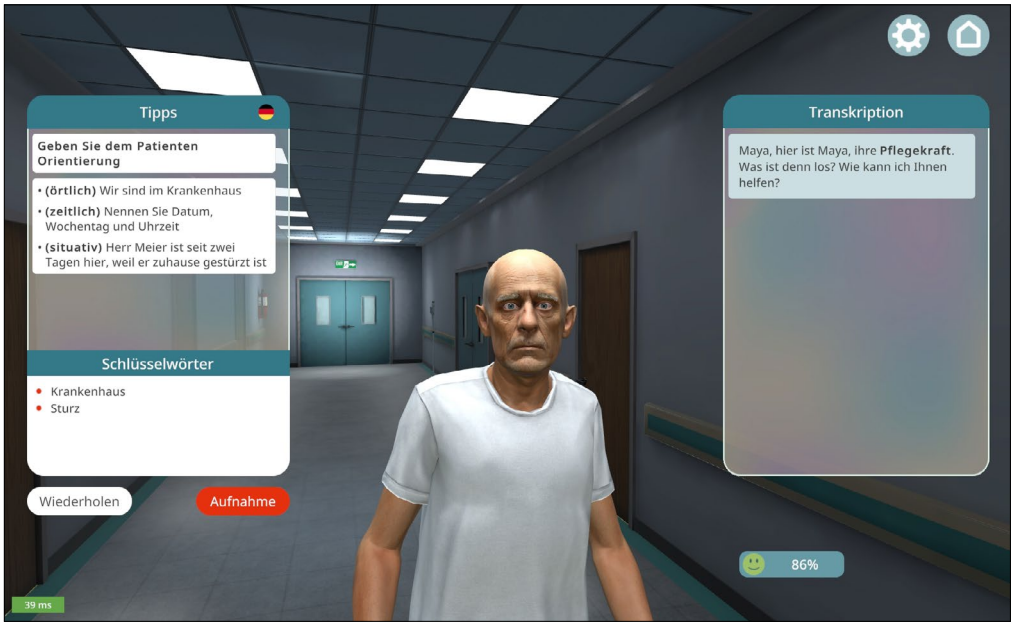


Tablet (N = 15) VR-Brille (N = 23)

Quelle: Isabel Hoffmann

Nach dem Pretest arbeiteten sich die Pflegekräfte eigenständig durch die beiden genannten Szenarien. Im Demenz-Szenario (siehe Abb. 2) besteht die Ausgangssituation darin, dass der demente Patient Herr Meier verwirrt auf dem Gang eines Krankenhauses herumläuft und den Ausgang sucht. Er wiederholt im Verlauf des Gesprächs immer wieder, dass er nach Hause zu seiner Frau möchte. Ihm ist nicht klar, dass er im Krankenhaus ist. Der Kommunikationsauftrag an die Pflegekraft reicht von der eigenen Vorstellung über die zeitliche und räumliche Verortung und die Aufklärung, dass Herr Meier vor zwei Tagen gestürzt ist, über das empathische Eingehen auf seinen Wunsch, nach Hause zu gehen, bis hin zur Anwendung verschiedener Validationstechniken.

Abbildung 2: Demenz-Szenario (*EmpathAI*)

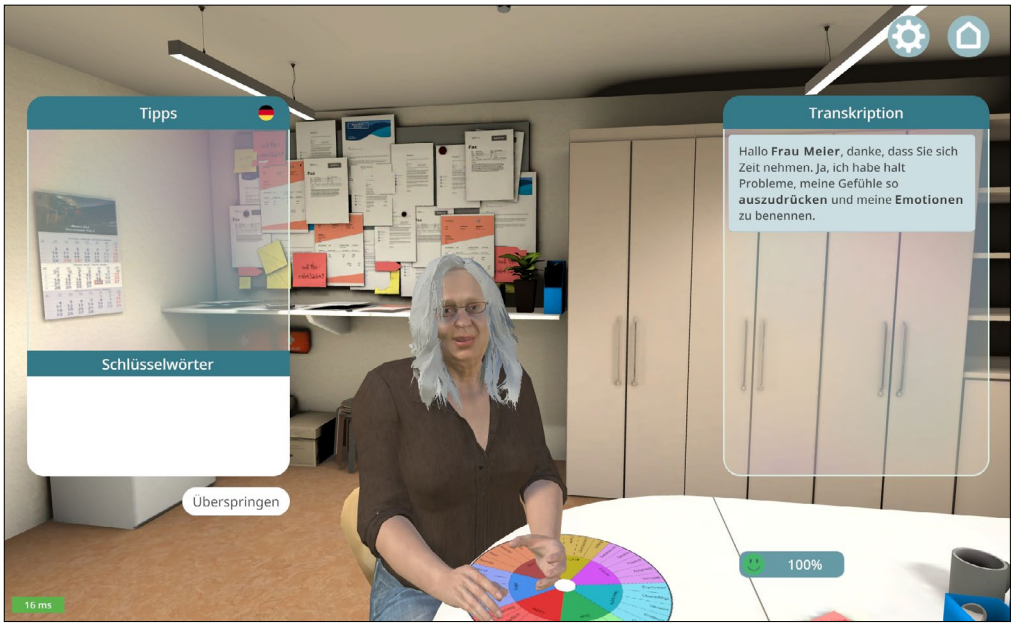


Quelle: Screenshot aus EmpathAI

Das Resilienz-Szenario ist im Büro der Resilienz-Trainerin Frau Meier des Krisen-Interventions-Teams verortet (siehe Abb. 3). Zu Beginn sehen die Pflegekräfte eine einführende Animation, in der ein Kollege im Patientenzimmer zu ihnen spricht. Er steht neben einem verlassenen Bett, einem geöffneten Fenster und einer gepackten Tasche und erklärt, dass der Patient in der Früh verstorben ist und gleich seine Tochter vorbeikommen wird, um das Gepäck abzuholen. Die Pflegekraft, die das Szenario bearbeitet, ist angehalten, sich in die Situation hineinzudenken und eine erschrockene und mit dem plötzlichen Tod des Patienten emotional überforderte Rolle anzunehmen. Denn sie hat mit dem Patienten länger gearbeitet und eine enge persönliche Bindung aufgebaut. Aus diesem Grund hat sie einen Termin bei der Resilienz-Trainerin Frau Meier ausgemacht. Der Kommunikationsauftrag in diesem Szenario ist, das Gespräch mit der Trainerin der Situation angemessen, emotional offen und zielgerichtet

zu führen. Dabei soll die (angehende) Pflegekraft mithilfe des sogenannten „Rads der Emotionen“ ihre Gefühle genauer beleuchten und auf diese Weise lernen, wie man (auf Deutsch) über schmerzhafte Eindrücke und Erfahrungen sowie die dazugehörigen Emotionen sprechen kann. Die Resilienz-Trainerin leitet das Gespräch an.

Abbildung 3: Resilienz-Szenario (*EmpathAI*)



Quelle: Screenshot aus EmpathAI

4 Ergebnisse

Insgesamt fielen die Bewertungen zur Anwendung, basierend auf den zwei getesteten Szenarien, vorwiegend positiv aus. Die Szenarien erwiesen sich für alle Teilnehmenden als grundsätzlich sprachlich verständlich und im vorgegebenen Zeitrahmen von 40 Minuten als bearbeitbar. Es konnte beobachtet werden, dass einige (angehende) Pflegekräfte mehrere Versuche benötigten, um bestimmte Aussagen vollständig und wie gefordert auszuformulieren, und erst dann die nächste Interaktionsstufe vom KI-gestützten Analysesystem freigeschaltet bekamen. Die spezifisch angelegten Filterfunktionen auf mehreren Ebenen funktionierten somit sehr gut. Zu diesem stark strukturierten System sollten, wie erwähnt, ebenfalls Nutzungserfahrungen eingeholt werden. Dem entsprechenden Kommentarfeld des Posttests ist zu entnehmen, dass sich einige Pflegekräfte weniger (starre) Vorgaben und mehr Freiheiten in ihren mündlichen Äußerungen wünschten sowie eine höhere Transparenz des abschließenden Feedbacks als hilfreich empfinden würden:

Wunsch nach mehr Freiheiten und weniger (starren) Vorgaben (Originalformulierungen):

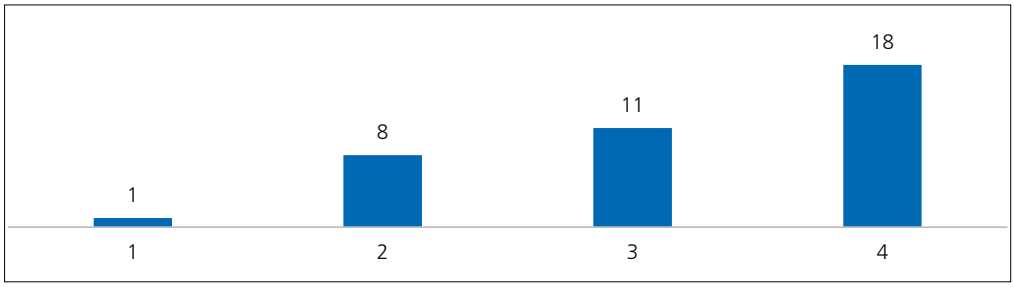
- „In diesem VR Szenario konnte ich nicht mein wahres ich präsentieren, weshalb ich die Ergebnisse als nicht verlässlich sehe. Man […] muss so antworten, wie es das System will, damit man weiter kommt“ (HX827).
- „Ich finde das es sehr hilfreich sein könnte wenn mann mit seiner eigene wörte den Tutorial [gemeint ist die Anwendung] machen könnte. Wenn ich die schlusswörter lessen muss, […] ich finde die verbindung mit situation geht weg. Es würde mehr realistisch sein wenn ich mich frei ausdrücken könnte und spontan zur Situation“ (OE029).
- „Vielleicht ein bisschen mehr Freiheit in der Antwortmöglichkeit geben um ein bessereres Gefühl dafür zu bekommen da man immer etwas unterschiedlich vor allem bei Dementen die Gespräche führen muss“ (IL195).
- „Durch die Einengung der Szenarien empfinde ich es als Muttersprachler schwierig adäquat zu antworten, wobei ich mir vorstellen kann, dass es Nicht-Mutersprachlern sehr gut helfen kann“ (AC747).

Wunsch nach transparenterem Feedback während bzw. nach dem Szenario (Originalformulierungen):

- „Ich fände es gut, wenn es eine klarere Rückmeldung geben würde, aus welchem Grund das „fail“-Signal bei einer Situation zustande kam“ (MV507).
- „Feedback der situation sollte größer sein konkret aufzeigen was ich noch lernen muss, grundsätzlich sehr gute idee“ (GZ379).

Das Sprachtraining *EmpathAI* ist primär für Deutschlernende gedacht und daher auch bewusst sprachunterstützend ausgerichtet. Die Kommentare machten deutlich, dass zusätzlich ein dringender Bedarf an Binnendifferenzierung besteht, sobald das Training für Zielgruppen unterschiedlicher Sprachniveaus zur Verfügung gestellt werden soll. Bei der Frage, ob die (angehenden) Pflegekräfte das Training als hilfreich für ihren Beruf einschätzen würden, konnten sie Werte auf einer Likert-Skala zwischen 1 „nicht hilfreich für meinen Beruf als Pfleger/-in“ und 4 „hilfreich …“ wählen. Die überwiegende Mehrheit, nämlich 29 von 38 Personen, bewerteten dieses Item mit 3 oder 4 und empfanden das Training somit als hilfreich (vgl. Abb. 4).

Abbildung 4: Hilfreiches Training für den Beruf als Pfleger/-in

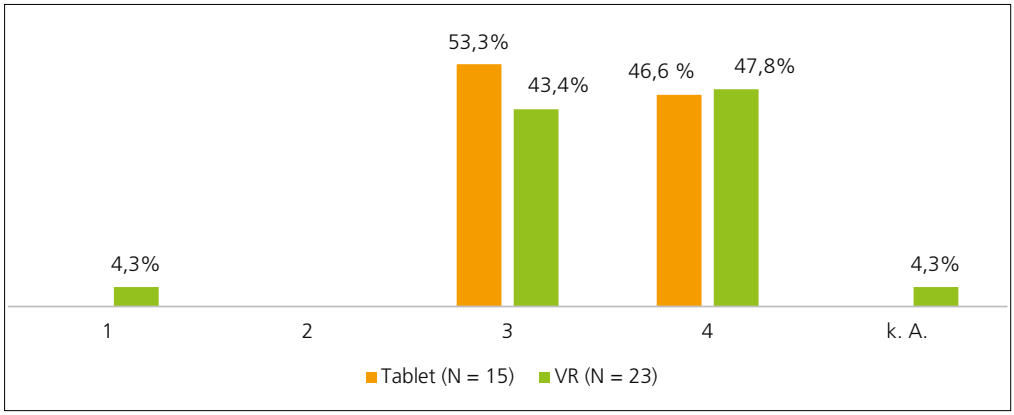


Anm.: Häufigkeit der Einschätzung auf einer Skala von 1 („Ich fand das Training nicht hilfreich für meinen Beruf") bis 4 („Ich fand das Training hilfreich für meinen Beruf"); N = 38

Quelle: eigene Darstellung

Hinsichtlich möglicher Vorerfahrungen beim Lernen mit der VR-Brille konnte mit dem Pretest festgestellt werden, dass die überwiegende Mehrheit der (angehenden) Pflegekräfte (28 von 38) noch keine Vorerfahrungen hatte. Vier Personen geben an, einmal eine VR-Brille zum Lernen benutzt zu haben, und zwei Personen machten konkrete Angaben wie „ein- bis zweimal" und „zehnmal". Trotz dieser geringen Vorerfahrung mit der VR-Brille als Lernmedium innerhalb der Gesamtgruppe zeigte sich im Posttest, dass fast alle Pflegekräfte beider Gruppen, bis auf jeweils zwei Personen, sowohl die Bedienung der Tablets als auch der VR-Brillen als „eher einfach" (im Gegensatz zu „eher kompliziert") empfunden haben. Zudem wurden die Pflegekräfte um Einschätzung gebeten, inwieweit sie der Meinung sind, dass sich das virtuelle Training zum Lernen eignet. Hierzu konnten sie einen Wert auf einer Likert-Skala ankreuzen, die von 1 („zum Lernen schlecht") bis 4 („zum Lernen gut") reichte. Abbildung 5 veranschaulicht die Ergebnisse getrennt für die VR- und die Tablet-Gruppe.

Abbildung 5: Eignung des Trainings zum Lernen

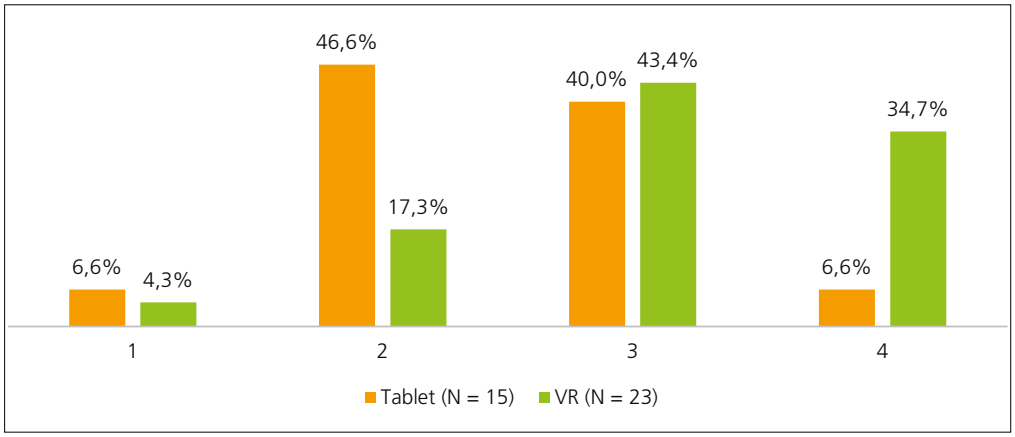


Anm.: Einschätzung auf einer Skala von 1 („Ich fand das Training zum Lernen schlecht") bis 4 („Ich fand das Training zum Lernen gut"), k. A. = keine Angabe.

Quelle: eigene Darstellung

Es ist klar ersichtlich, dass die überwiegende Mehrheit der VR-Gruppe sowie alle Personen der Tablet-Gruppe das Training zum Lernen als (eher) gut geeignet einschätzen (Werte 3 und 4) (vgl. Abb. 5). Des Weiteren wurden die (angehenden) Pflegekräfte befragt, inwiefern sie während des Trainings das Gefühl hatten, wirklich in der Situation zu sein – inwiefern sie sich also präsent gefühlt haben. „Präsenz ist das Empfinden, in einer (computergenerierten bzw. virtuellen) Welt anwesend zu sein. Es wird definiert als ein subjektives Phänomen, nämlich das Gefühl, sich tatsächlich an einem Ort zu befinden und Teil einer Handlung zu sein" (Hoffmann 2025, S. 64). Die Aufgabe war so formuliert, dass die Aussage „Ich hatte das Gefühl, wirklich in der Situation zu sein" ebenfalls auf einer Likert-Skala von 1 „überhaupt nicht" bis 4 „vollkommen" bewertet werden sollte. Wie zu erwarten war, weist die VR-Gruppe ein deutlich höheres Präsenzerleben auf als die Tablet-Gruppe (vgl. Abb. 6).

Abbildung 6: Präsenzerleben: Gefühl, wirklich in der Situation zu sein



Anm.: Einschätzung auf einer Skala von 1 („Ich hatte das Gefühl, überhaupt nicht in der Situation zu sein") bis 4 („Ich hatte das Gefühl, vollkommen in der Situation zu sein").

Quelle: eigene Darstellung

Im Freitextfeld des Posttests finden sich zum Thema Präsenz bzw. zum Realismus-Grad und zur Authentizität der Situationen zudem noch folgende ergänzende Äußerungen von VR-Brillen-Nutzerinnen und -Nutzern (Originalformulierungen):

- **Eingewöhnungszeit und initiale Überforderung bei der VR-Brillen-Nutzung:** „Für VR möchte ich sagen, dass es auf jeden Fall helfen, um uns die Situation als Realität verstehen, aber als meine erste erfahrung mit diesem Thema und VR sollte ich sagen, dass man zu erste minuten verwirrt sein weil es neu ist, danach wird VR für uns nicht nur nützlich sondern auch notwendig in unserem leben, um Dinge und real situation Top zu verstehen" (NG304).
- **Emotionale Eingebundenheit:** „Trotzdem Virtual Reality war, Ich hatte das Gefühl in der Situation zu sein. Ich hatte Emotionen. Es war eine neu Erfahrung, die mir geholfen hat die Emotionen auszudrucken" (YT782).

- **Räumliche Präsenz:** „Positiv anmerken möchte ich, dass ich die Raumgestaltung des Resilienz Szenarios realistisch fand“ (AC747).

Diese Aussagen decken sich mit der aktuellen Forschungsliteratur, in der betont wird, dass für ein Eintauchen in eine VR-Umgebung und ein anhaltendes Präsenzgefühl neben technischen Aspekten auch kognitive, affektive und synästhetische Aspekte eine Rolle spielen: „Designing Virtual Experience aspects such as the context, the contents, and the manner in which the action occurs has a huge importance to make the user forget about the real world and helps him/her to be fully involved in the Virtual Environment“ (Rubia/Diaz-Estrella 2013, S. 51).

5 Fazit und Ausblick

Die in diesem Beitrag präsentierten ausgewählten Ergebnisse der Evaluation der *EmpathAI*-Anwendung mit (angehenden) internationalen Pflegekräften an der München Klinik zeigen, dass sich die Inhalte der Szenarien insgesamt als sprachlich verständlich und im vorgegebenen Zeitrahmen als gut bearbeitbar erwiesen haben. Sowohl die VR-Brille als auch das Tablet wurden als für das Training geeignete Endgeräte wahrgenommen, wobei sich erwartungsgemäß Unterschiede in der Nutzererfahrung wie beispielsweise im Präsenzerleben zeigten (VR: stärkeres Präsenzerleben). Insgesamt bestätigen die Befunde die Eignung von *EmpathAI* für den Einsatz in der sprachlich-kommunikativen Deutsch-Qualifizierung internationaler Pflegekräfte und stehen im Einklang mit den überwiegend positiven Ergebnissen der vorangegangenen, begleitenden explorativen Pilottestungen während der Entwicklung des Trainings. Eine Limitation sollte noch erwähnt werden: Zwar enthielten der Pre- und Posttest – wie eingangs beschrieben – auch Fragen zum inhaltlichen Wissen über Demenz und Resilienz, um einen möglichen Wissenszuwachs zu erfassen. Da jedoch alle teilnehmenden Personen bereits eine Ausbildung zur Pflegekraft absolviert hatten oder im Pflegeberuf tätig waren und somit über entsprechendes Theorie- und Praxiswissen verfügten, konnten auf dieser Grundlage keine belastbaren Aussagen zum Wissenserwerb durch die Anwendung getroffen werden.

Aus den Ergebnissen ergeben sich des Weiteren mehrere Ansatzpunkte für weiterführende Untersuchungen. Auf Basis der vorgestellten Evaluation wurde die *EmpathAI*-Anwendung bereits hinsichtlich unterschiedlicher Deutsch-Sprachniveaus weiterentwickelt. Alle Szenarien stehen inzwischen in den Schwierigkeitsstufen „basic“, „intermediate“ und „advanced“ zur Verfügung und bieten je nach Auswahl unterschiedlich detaillierte sprachliche Formulierungshilfen für die einzelnen Kommunikationshandlungen. Perspektivisch erscheint eine Vergleichsstudie mit Pflegekräften mit Deutsch als Herkunftssprache sowie Deutschlernenden auf unterschiedlichen Sprachniveaus (z. B. A2 und B2) sinnvoll, um die sprachliche Anpassung systematisch zu evaluieren. Darüber hinaus könnte der fachliche und sprachliche Wissenszuwachs bei Pflegepersonen ohne pflegerische Vorkenntnisse im Rahmen eines Pre-Post-Designs untersucht werden.

Abschließend ist hervorzuheben, dass die *EmpathAI*-Anwendung flexibel weiterentwickelt werden kann. Denkbar sind unter anderem die Integration weiterer Herkunftssprachen – beispielsweise Farsi, Arabisch oder Filipino – sowie die Entwicklung zusätzlicher

Kommunikations- und Handlungsszenarien für unterschiedliche berufliche Kontexte und Zielgruppen.

Literatur

Hoffmann, Isabel: Embodied Cognition und XR im Sprachunterricht. Ein interdisziplinärer Ansatz für die Entwicklung sprachdidaktischer XR-Lernumgebungen und ihre Evaluation an beruflichen Schulen. Wiesbaden 2025

Hoffmann, Isabel; Kalkavan-Aydin, Zeynep: Das KI-gestützte VR-Sprachtraining EmpathAI für die Pflege und seine Relevanz im Kontext sprachlicher Heterogenität. In: Kalkavan-Aydin, Zeynep; Efing, Christian (Hrsg.): Sprache im Beruf. Kommunikation in der Aus- und Weiterbildung – Forschung und Praxis (SpriB). Stuttgart 2026

Rubia, Ernesto de la; Diaz-Estrella, Antonio: ORION One more step in virtual reality interaction. In: Penichet, Victor; Peñalver, Antonio; Gallud, José (Hrsg.): New trends in interaction, virtual reality and modeling. London 2013, S. 45–61

Schlögl, Andrea; Klein, Wassilios: Ausgewählte Berufsgruppen: Fachgruppe der Pflege- und Betreuungsberufe. In: Efing, Christian; Kiefer, Karl-Hubert (Hrsg.): Sprache und Kommunikation in der beruflichen Aus- und Weiterbildung. Ein interdisziplinäres Handbuch. Tübingen 2018, S. 171–180

Statista (Hrsg.): Ausländeranteil unter sozialversicherungspflichtig Beschäftigten in der Pflege und insgesamt in Deutschland im Jahr 2024. 2025. URL: **https://de.statista.com/statistik/daten/studie/1029896/umfrage/auslaenderanteil-an-pflegekraeften-in-deutschland-nach-pflegeart/** (Stand: 03.03.2026)

Statistisches Bundesamt (Hrsg.): Pressemitteilung Nr. 033 vom 24. Januar 2024. URL: **https://www.destatis.de/DE/Presse/Pressemitteilungen/2024/01/PD24_033_23_12.html** (Stand: 15.1.2026).

Stevanović, Slavica: Sprachliche Anforderungen des Pflegealltags und Bedarfe ausländischer Pflegekräfte – Erste Ergebnisse aus dem Forschungsprojekt Deutscherwerb im medizinischen Pflegekontext. In: Dvorecky, Michael; Reitbrecht, Sandra; Sorger, Brigitte (Hrsg.): IDT 2022: *mit.sprache.teil.haben Band 3: Sprachliche Teilhabe fördern. Berlin 2023, S. 257–271

Die Autorin

Dr. Isabel Hoffmann
info@sprache-hoffmann-isabel.de
https://orcid.org/0009-0000-0356-7932

Dr. Isabel Hoffmann ist wissenschaftliche Mitarbeiterin am Institut für Deutsche Philologie, am Lehrstuhl Deutschdidaktik/DaZ der LMU München. Zudem arbeitet sie als freiberufliche Beraterin und Fortbildnerin für KI, Digitalisierung und Didaktik im Bereich Deutsch als Fremdsprache beim Ernst Klett Sprachen Verlag. Zudem realisiert sie derzeit Projekte mit unterschiedlichen Bildungsinstitutionen zur XR- und KI-gestützten Sprachförderung. Sie promovierte 2025 zum Thema „Embodied Cognition und XR im Sprachunterricht“ an der Ludwig-Maximilians-Universität München.

Amelie Piepenbring, Francesca Hermani

Neue Räume, neue Rollen: Wie wirkt sich generative Künstliche Intelligenz auf organisationales Lernen aus?

1 Einleitung

Generative Künstliche Intelligenz (KI) hat insbesondere mit der Veröffentlichung von ChatGPT Ende 2022 innerhalb kürzester Zeit breite Anwendung gefunden und prägt seitdem den wirtschaftlichen und arbeitsmarktpolitischen Diskurs. Neben positiven Erwartungen an die Produktivität stehen Befürchtungen hinsichtlich Beschäftigungsabbau, Qualifikationsanforderungen und Arbeitsbedingungen. Empirische Studien weisen insbesondere auf tiefgreifende Rollen-, Kompetenz- und Organisationsveränderungen hin (vgl. Milanez 2023, S. 15).

KI-bezogene Handlungskompetenzen gewinnen in einer wachsenden Zahl von Berufsfeldern an Bedeutung. Der Work Change Report von LinkedIn betont, dass der kompetente Umgang mit KI-Werkzeugen zunehmend für Beschäftigte „across all roles and industries" relevant wird (vgl. Linkedin 2025, S. 17).

Auch wenn die Arbeit mit Large Language Models mittlerweile erprobt ist und die Euphorie laut des Marktforschungsunternehmens Gartner bereits abflacht, geht der „Hype" um neue Trends wie KI-Agenten und datengetriebene KI-Architekturen weiter (vgl. Khandabattu 2025, siehe dort die Grafik „KI-Hype-Cycle").

Um diesen Entwicklungen folgen zu können, stellt sich für Organisationen die Herausforderung, organisationale Lernfähigkeit nicht nur individuell, sondern auch strukturell zu verankern. Diese Entwicklung ist Teil des längerfristigen Trends der digitalen Transformation. Handlungsfelder wie Weiterbildung und betriebliches Lernen gewinnen in diesem Kontext immer mehr an Bedeutung (vgl. OECD 2021, S. 28) und finden sich auch in der politischen Agenda wieder (Nationale Weiterbildungsstrategie, BMAS/BMBF 2022, S. 6).

Der vorliegende Beitrag baut auf einer Erhebung des Zukunftszentrums Berlin auf.[1] Dieses wird im Rahmen des Programms „Zukunftszentren" durch das Bundesministerium für Arbeit und Soziales und die Europäische Union über den Europäischen Sozialfonds Plus gefördert sowie aus Mitteln des Landes Berlin kofinanziert. Umgesetzt wird es durch die Konsortialpartner Arbeit und Leben Berlin-Brandenburg DGB/VHS e. V., die Fortbildungsakademie der Wirtschaft und das Forschungsinstitut Betriebliche Bildung (f-bb) gGmbH. Es ist eines der 14 regionalen Zukunftszentren, deren Aufgabe es ist, kleine und mittlere Unternehmen zu Potenzialen der digitalen Transformation zu beraten. Im Rahmen der Beratungsarbeit zeigt sich, dass die Auseinandersetzung mit generativer KI in Unternehmen neue Formen arbeitsintegrierten Lernens hervorbringt: Mitarbeitenden wird zunehmend Autonomie im Explorieren dieser Technologien eingeräumt, und es entstehen neue Räume zum Reflektieren und

1 URL: **www.zukunftszentrum-berlin.de** (Stand: 03.06.2026).

Teilen von Erfahrungen. Eine weitere Beobachtung ist, dass einzelne Mitarbeitende, die sich mit generativer KI auseinandersetzen, eine Veränderung ihrer Kernaufgaben und ihrer Rolle im Unternehmen im Zuge der Einführung der Technologie erleben. Diese Beobachtungen bilden den Ausgangspunkt des vorliegenden Beitrags. Ziel ist es, organisationale Lernprozesse im Kontext generativer KI näher zu analysieren. Dabei stehen insbesondere folgende Fragestellungen im Fokus:

1. Welche Lernräume entstehen im Zuge der Einführung generativer KI in Organisationen?
2. Welche neuen Rollen- und Aufgabenprofile entwickeln sich in diesem Kontext?
3. Inwieweit lassen sich diese Entwicklungen im Sinne des Konzepts der Lernenden Organisation einordnen?

2 Theoretischer Hintergrund

Nach Peter M. Senge (1990) sind Lernende Organisationen soziale Systeme, die kontinuierlich gemeinsame Lernziele verfolgen, sich selbst hinterfragen und systemisch denken. Zentrale Elemente sind dabei unterschiedliche Rollen in der Organisation sowie die Bedeutung sorgfältig gestalteter sozialer Konstellationen, in denen kollektives Lernen und Reflexion möglich werden (vgl. Senge 1990, S. 8).

Eine anschlussfähige Erweiterung des Konzepts der Lernenden Organisation findet sich bei Karen Watkins und Victoria Marsick (1996), die auf empirischer Basis sieben Dimensionen identifizieren, die das organisationale Lernen strukturell und kulturell verankern. Sie werden bis heute rezipiert (vgl. Chughtai u.a. 2024; Alonazi 2021). Die sieben Dimensionen umfassen:

- die Förderung **Kontinuierlichen Lernens** („Continuous Learning“),
- eine Kultur des **Experimentierens und Hinterfragens** sowie eine konstruktive Feedback- und Fehlerkultur („Inquiry and Dialogue“),
- das Schaffen von Räumen für **Lernen im Team** („Team Learning“),
- die **Befähigung** zur Mitgestaltung („Empowerment“),
- die Verankerung von Lernroutinen und -praktiken in Form **Eingebetteter Systeme** („Embedded Systems“),
- die **Vernetzung** der Organisation mit ihrer Umwelt zum Zweck des Wissensaustauschs („System Connection“),
- die **strategische Führung** von organisationalen Lernprozessen („Strategic Leadership“).

Im Folgenden wird dieser analytische Rahmen genutzt, um zu untersuchen, inwiefern sich im Kontext der Einführung generativer KI in Organisationen Ansätze einer Lernenden Organisation erkennen lassen.

2.1 Lernräume

Die Auseinandersetzung mit Raumfragen in der Erwachsenen-/Weiterbildung ist eine bekannte und wiederkehrende Thematik (Kraus u. a. 2015, S. 13). Seit dem Spatial Turn (deutsch: „räumliche Wende“) in den Sozialwissenschaften wird Raum im pädagogischen Diskurs nicht mehr nur als physischer Ort verstanden, sondern als vielfältige sozial und symbolisch vermittelte Kontexte pädagogischen Lehr- und selbstgesteuerten Lernhandelns (vgl. Assinger 2019, S. 5). In organisationalen Kontexten können hierzu beispielsweise Teams, Netzwerke oder spezifische Austauschformate zählen, in denen Lernprozesse eingebettet sind.

Ein weiterer Aspekt ist die Situationsgebundenheit von Lernräumen: Als „temporäre Konstellationen“ sind Lernräume nicht statisch, sondern entstehen unter bestimmten Bedingungen jeweils situationsbezogen in konkreten Handlungskontexten (vgl. Kraus 2015, S. 49). In organisationalen Kontexten können solche temporären Lernräume beispielsweise im Rahmen projektbezogener Zusammenarbeit, Workshops oder experimenteller Formate auftreten.

2.2 Zentrale Führungsrollen in Lernenden Organisationen

Vor dem Hintergrund der beschriebenen Lernräume rückt die Rolle der Akteure in den Fokus, die an der Gestaltung von Lernen in Organisationen beteiligt sind. Als analytischer Bezugspunkt dienen dabei die von Peter M. Senge beschriebenen drei zentralen Führungsrollen in Lernenden Organisationen, die unterschiedliche Aufgaben in der Gestaltung von Lernprozessen und -kulturen übernehmen: der **Designer** („designer“), der **Lehrer** („teacher“) und der **Richtungsgeber** („steward“) (vgl. Senge 1990, S. 7). Eine Person kann mehrere dieser Funktionen ausüben.

Designer besitzen drei elementare Aufgaben: Die wichtigste Aufgabe ist es, die Grundlagen für den Daseinszweck, die Vision und Grundwerte einer Organisation zu schaffen (Handlungsebene 1). Sie entwickeln Regelwerke, Strategien und Strukturen, um diese Leitideen in Entscheidungen zu übersetzen (Handlungsebene 2) und implementieren Abläufe und Strukturen für effektive Lernprozesse (Handlungsebene 3) (vgl. Senge 1990, S. 10). Die Aufgabe des Lehrers ist keine einseitige Wissensvermittlung, sondern die Förderung von Kompetenzen im Sinne eines „Coaches, Guides und Facilitators“ (Senge 1990, S. 11). Im Zentrum steht dabei die Vermittlung eins multiperspektivischen Verständnisses für den Ist-Zustand des Selbst und der Organisation. Zentral hierbei ist das Aufdecken und das Abgleichen mentaler Modelle unter den Mitarbeitenden (vgl. ebd.). Der „Steward“ prägt den langfristigen Sinn und die Wertebasis, indem er anderen Orientierung gibt und selbst eine Haltung der dienenden Führung („servant leadership“) einnimmt.

Diese Rollen dienen im Folgenden als analytische Perspektive, um zu untersuchen, welche Aufgaben und Rollenprofile im Zuge der Einführung generativer KI in Organisationen entstehen und wie diese zur Gestaltung organisationaler Lernprozesse beitragen.

3 Methodisches Vorgehen

Die vorliegende Analyse basiert auf einer explorativen qualitativen Erhebung im Rahmen des Projekts „Zukunftszentrum Berlin“, die im Jahr 2025 durchgeführt wurde. Befragt wurden Personen aus dem Netzwerk des Zukunftszentrums Berlin mit vertieften Kenntnissen und Erfahrungen im Umgang mit generativer KI in Unternehmen, darunter Personen mit institutionalisierter Verantwortung für KI-, Transformations- oder Lernprozesse (z. B. Human Resources/Weiterbildung, Organisationsentwicklung, fachliche Leitung) sowie Wissensexpertinnen und -experten ohne formale Leitungsfunktion. Im Folgenden werden diese als KI-Manager/-innen bezeichnet. Branche und Unternehmensgröße spielten bei der Auswahl eine nachgeordnete Rolle.

Zum Einsatz kamen leitfadengestützte Experteninterviews, da diese Offenheit und theoriegeleitete Strukturierung gleichermaßen begünstigen (vgl. Niebert/Gropengiesser 2013, S. 122). Qualitative Experteninterviews ermöglichen den Zugang zu kontextspezifischem Prozess- und Strukturwissen organisationsverantwortlicher Akteure (vgl. Gläser/Laudel 2010, S. 13). Der Interviewleitfaden enthielt Fragen zur Rolle und Aufgabenbeschreibung der interviewten Personen sowie zu im Unternehmen etablierten Lernräumen und -routinen und deren wahrgenommener Wirkung auf die Organisation. Die Interviews wurden in Form von Gesprächsprotokollen dokumentiert. Das Material wurde zunächst explorativ gesichtet, um beschriebene Lernräume sowie Rollen- und Aufgabenveränderungen zu erfassen. Die Lernräume wurden anschließend induktiv zu analytischen Kategorien gebündelt. Die Rollen- und Aufgabenbeschreibungen wurden unter Rückgriff auf die Rollenperspektive der „New Leaders“ nach Senge (1990) interpretiert und die Befunde insgesamt im Licht der Dimensionen der Lernenden Organisationen nach Marsick und Watkins (1996) eingeordnet. Die Fallzahl umfasst sieben Interviews von 60 bis 90 Minuten.

Die Auswahl der Interviewpartner/-innen erfolgte mittels Purposive Sampling (vgl. Bryman 2012, S. 416). Die Stichprobe (N=7) zielt nicht auf die Verallgemeinerbarkeit der Erkenntnisse. Angestrebt wurde eine erste explorative Erfassung der beobachteten Veränderungen im Zuge der organisationalen Auseinandersetzung mit generativer KI. Zudem handelt es sich um eine Momentaufnahme in einer extrem dynamischen Phase der digitalen Transformation. Entwicklungsverläufe wurden nur über die Selbstberichte der befragten Expertinnen und Experten ermittelt.

Die Auswahl der Interviewten zeigt, dass die Übernahme von Verantwortung für KI in den Organisationen über unterschiedliche Zugangswege erfolgt: Ein Interviewter (KI-Manager A) startete als sogenannter „Power User“ in einer Beratungsorganisation für soziale Innovation. Er tat sich durch seine technologische Affinität und seine Motivation zu lernen hervor und wurde aufgrund dessen damit betraut, Potenziale der Technologie im Sinne des Unternehmens weiter zu explorieren und zu entwickeln. Drei weitere Gesprächspartner/-innen aus den Branchen Weiterbildung (KI-Managerin B), Kommunikationsdienstleistungen (KI-Manager C) und Wirtschaftsförderung (KI-Manager D) waren bereits mit Organisationsentwicklung betraut. Ihr Zugang zur KI-Manager-Rolle entstand entsprechend nicht über technologische Affinität, sondern über ihre Expertise im Bereich Organisationsentwicklung. Eine Teilnehmende war in der Rolle des „People and Culture Lead“ in einer mittelständischen

Digitalagentur, was an der Schnittstelle von Organisations- und Personalentwicklung zu verorten ist (KI-Managerin E). Ein weiterer Interviewter war als Leiter „Diversity & Transformation“ bei einem großen Softwareunternehmen tätig, mit einem einschlägigen Hintergrund in organisationalem Lernen (KI-Manager F). Ein Interviewter mit ingenieurwissenschaftlichem Profil wurde ursprünglich für SAP-Optimierung eingestellt und übernahm im Zuge des KI-Hypes zunehmend Verantwortung für die organisationale Nutzung von generativer KI in einem mittelständischen Unternehmen der Lebensmittelindustrie (KI-Manager G).

4 Welche Räume werden für das Lernen über und mit KI im Unternehmen geschaffen?

Im Folgenden werden die im Interviewmaterial identifizierten Lernräume dargestellt, die im Zusammenhang mit der Einführung generativer KI in Organisationen entstehen. Dabei zeigt sich, dass sich unterschiedliche Formen organisationaler Lernkonstellationen unterscheiden lassen:

Zusammenschlüsse von Personen zu strategisch-partizipativen Gremien

Auf die Frage, wie Lernen verankert wird, wurden von den KI-Managerinnen und -Managern zuerst einmal verschiedene Gremien benannt, z. B. „AI Taskforce“, „Arbeitskreis“ und „kollaborative Zirkel“, deren Zweck in der Steuerung und Priorisierung von KI-Themen (Use-Cases, Richtlinien, Tool-Freigaben) liegt. Diese Gremien schließen sich oft proaktiv und auf Eigeninitiative zusammen, Mitglieder können Vertreter/-innen verschiedener Funktionsbereiche bzw. Organisationseinheiten sowie Personen in Führungs- oder Koordinationsrollen sein, müssen jedoch nicht zwangsläufig von der Geschäftsführung eingesetzt sein. Die Gremien erhalten eine Entscheidungsbefugnis und dokumentieren Beschlüsse. Es handelt sich hierbei nicht primär um ein Lernangebot, sondern eher um eine Rahmen- und Entscheidungsinstanz für das Lernen und die Einführung von Anwendungen. Solche Zusammenschlüsse erfüllen die Kriterien der Lernenden Organisation: **Experimentieren und Hinterfragen, Lernen im Team** sowie **Befähigung** und **Vernetzung** von Expertisen.

Relationale Lernrituale

Eine von allen KI-Managerinnen und -Managern beschriebene Form organisationalen Lernens zu KI sind informelle Austausch- und Lernformate, die als Lernrituale darauf zielen, Vertrauen aufzubauen, kollegialen Austausch zu fördern und die Sichtbarkeit von sogenannten „Quick Wins“, also schnellen Ergebnissen, zu erhöhen und Hürden herabzusetzen. Hierzu zählen Formate wie „Makers Monthly“ (monatliche Treffen), „Dialogtage“, bei denen ganze Arbeitstage für das Thema KI genutzt werden, und kürzere Treffen während der Mittagspause, sogenannte „Lunch and Learns“. Sie finden regelmäßig statt und sind nicht verpflichtend. Die niedrigschwellige Teilnahme und nicht vorhandenen Prüfungen sowie die Möglichkeit, eigene Erfahrungen zu teilen, bieten psychologische Sicherheit. Der Fokus der genannten Lernrituale liegt auf Beziehungsarbeit und geteilter Praxis. Sie weisen damit ebenfalls auf

die Kriterien **Experimentieren und Hinterfragen, Lernen im Team** sowie **Befähigung** und **Vernetzung** hin.

Formelles Grundlagen- und Compliance-Lernen

Einen weiteren Typ organisationaler Lernräume bilden formelle Lernangebote, die auf die individuelle Erlangung von Mindestkompetenzen sowie die Erfüllung von Regelkonformität (z. B. Artificial Intelligence Act der Europäischen Union – EU-AI-Act, Datenschutz, Grundwissen) zielen. Genannt wurden hier einmalig absolvierte Kurse in Eigenlernzeit, Pflichtvideos, Lernpfade auf cloudbasierten Lernplattformen sowie Grundlagenseminare. Ein Merkmal dieser Angebote kann ein Pflicht-/Nachweischarakter sein. Der Zweck besteht in der individuellen Erlangung von Mindestkompetenzen. Es bestehen feste Curricula, Tests und definierte Lernziele. Diese Lernangebote bieten nur begrenzte Möglichkeiten für exploratives Lernen im Sinne eines eigenständigen Entdeckens und Ausprobierens, da Lernen hier auf der Basis fester Curricula und Tests geschieht.

Anwendungsorientierte Lernkonstellationen

Als letzter Typ werden anwendungsorientierte Lernkonstellationen identifiziert. Diese bilden eine stärker elaborierte Form der KI-bezogenen Lerngestaltung, da sie Kompetenzaufbau unmittelbar mit praktischer Anwendung, Experimentieren und Artefaktbildung verbinden.

Genannt wurden „Praxis-Labs“, „KI-Experimentierräume“, „Promptathons“, „AI Builder Sessions“ und „KI-Werkstatt“.“ Im Rahmen dieser Formate beschrieben die interviewten KI-Manager/-innen Praktiken und Versuche wie Prototyping & Fehlerlernen und Experimente zur Validierung wie „AB-Tests“, also der Vergleich von zwei Varianten derselben Maßnahme. Es geht darum, erste Projekte umzusetzen. Durch dieses praxisorientierte Bauen und Erproben entstehen Artefakte wie Promptsammlungen, Prototypen und Bots. Außerdem sind diese Lernkonstellationen durch eine besondere Bedeutungszuschreibung gekennzeichnet: Sie gelten als sichere Räume für Scheitern und schaffen Gemeinschaft. Sie weisen damit Qualitäten von **Experimentieren und Hinterfragen** auf. Mitunter dienen sie auch der **Vernetzung**, wenn Partner/-innen oder Kundinnen bzw. Kunden involviert sind.

Zwischenfazit: von formalen Lernangeboten zu vielfältigen Lernräumen

Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass klassische, formelle Lernangebote beim Erwerb grundlegender Kenntnisse zu KI weiterhin eine Rolle spielen. Gleichzeitig zeigt sich im Zuge der Einführung von generativer KI in den untersuchten Unternehmen eine zunehmende Bedeutung kollegialer Gremien. Außerdem werden neue Lernformate erprobt. Diese neuen und vielfältigen Lernkonstellationen werden aufgrund des transformativen Charakters der Technologie benötigt.

Die Interviewten betonen aber auch ihre Unsicherheit hinsichtlich der weiteren technologischen Entwicklung und der konkreten Einsatzpotenziale von generativer KI in ihren Unternehmen. Vor diesem Hintergrund machen sie deutlich, dass zukünftige Kompetenzanforderungen nur begrenzt antizipiert werden können. Entsprechend rücken übergreifende Kompetenzen in den Fokus: Das betrifft insbesondere Selbstlernkompetenz sowie die Fähigkeit, kontinuierliche technologische Veränderungen zu beobachten, einzuordnen und das ei-

gene Handeln entsprechend anzupassen. KI-Manager F bringt dies prägnant zum Ausdruck: „KI ist keine statische Kompetenz, sondern dahinter steht zentral die Fähigkeit, mit kontinuierlichen Veränderungen umzugehen." Aufgefangen werden soll das durch eine unterstützende Lernkultur, die kontinuierliches Lernen, Austausch und gemeinsames Experimentieren ermöglicht. In der strukturellen und kulturellen Verankerung dieser Maßnahmen lassen sich zentrale Elemente der Lernenden Organisationen nach Marsick und Watkins (2003) erkennen.

5 Neue Rollen für die KI-Transformation

Im Folgenden wird betrachtet, welche Aufgaben den Alltag der KI-Manager/-innen prägen und inwiefern sie entsprechend den theoretischen Arbeiten von Senge (1990) und Watkins und Marsick (1996) die Organisation in Richtung einer Lernenden Organisation führen.

5.1 KI-Manager/-innen in der Rolle des Designers

Die Interviews zeigen, dass KI-Manager/-innen insbesondere auf der dritten Handlungsebene des **Designers** nach dem Rollenmodell von Senge tätig sind (vgl. Senge 1990, S. 10). Die Mehrheit der Befragten war explizit mit der Konzeption und Organisation von Lernformaten und -prozessen betraut, etwa Arbeitsgruppen, Hackathons und weiteren Austauschformaten, die **Kollektives Lernen** fördern (vgl. Abschnitt 4). Die Gestaltung dieser Lernprozesse ist dabei eng an Fragen der technischen Infrastruktur gekoppelt. So betonte KI-Manager A die Bedeutung kollaborativer KI-Tools, die eine gemeinsame Arbeit an Custom-GPTs oder KI-basierten Automatisierungen innerhalb der bestehenden Infrastruktur ermöglichen. KI-Manager F hob die Bedeutung von Peer-Online-Learning-Communities hervor, die es ermöglichen, Lernpartner/-innen zusammenzubringen, deren Kompetenzniveau und Lernziele im Umgang mit KI zueinander passen. Er berichtete: „Wir sind jetzt seit neuestem capability-based aufgestellt. Das heißt, wir haben Homebases, die sich nach Kompetenzen richten" (Interview mit KI-Manager F, 21.10.2025, 00:28:42).

Seine Organisation stellte dafür ein Lernmanagementsystem bereit. In dieser Kopplung von Lernformaten und technischen Systemen zeigt sich die institutionelle Verankerung von Lernen im Sinne **Eingebetteter Systeme**.

Mehrere KI-Manager/-innen berichten, dass sie sich entsprechend der Handlungsebene 2 mit der Entwicklung von Regelwerken, Leitlinien und Strategien zum Einsatz von KI befassen, häufig in Orientierung an regulatorischen Vorgaben wie dem EU-AI-Act (Europäische Union 2024). In diesem Zusammenhang erwähnten einige auch „Schatten-KI", also die Nutzung nicht autorisierter KI-Tools, als Herausforderung.

Auffällig ist weiterhin, dass Governance-Aufgaben zum Teil aufgrund formaler Zuständigkeiten (z. B. in der Organisationsentwicklung), zum Teil jedoch auch aufgrund technischer oder lernbezogener Expertise übernommen werden. Fehlende Mandate und unklare Zuständigkeiten steigerten die Arbeitsbelastung und führten zu Konflikten an organisationalen Schnittstellen mit der IT-Abteilung, der Personalentwicklung und der Unternehmensleitung. Zugleich eröffnet die Rolle in einigen Fällen einen direkten Zugang zu höheren Hierarchieebenen und Entscheidungsprozessen. Diese Aufwertung wird von den Befragten

ambivalent beschrieben: Sie schafft Anerkennung, Zugänge und Gestaltungsspielräume, verstärkt jedoch zugleich Spannungen, wenn Verantwortlichkeiten und Entscheidungsbefugnisse nicht eindeutig geklärt sind.

KI-Managerin E betonte die erste Handlungsebene des **Designers**, die Visions- und Wertearbeit, als zentrales Handlungsfeld ihrer Arbeit, um Mitarbeitenden Sicherheit und Orientierung zu geben. Innerhalb ihrer Organisation kam es zu einschneidenden, strukturellen Veränderungen, was die Geschäftsausrichtung und Tätigkeit der Mitarbeitenden betraf. Ihre Ausführungen zeigen exemplarisch, wie durch die Geschäftsleitung das Lernen und Experimentieren als Wert und Zukunftsvision im Unternehmen festgeschrieben und designt wurde.

Analytisch können hier zwei Dimensionen einer Lernenden Organisation identifiziert werden: Zum einen ist die **Strategische Führung** beim instrumentellen Einsatz des Lernens, um eine Transformation voranzutreiben, von Bedeutung. Zum anderen verweisen die Schilderungen auf die zweite Dimension **„Experimentieren und Hinterfragen“** als entscheidende Voraussetzung für die Nutzbarmachung von KI.

5.2 KI-Manager/-innen in der Rolle des Lehrers

Im Kontext der sich schnell verändernden generativen KI-Technologie verstehen sich die KI-Manager/-innen weniger als klassische Lehrpersonen, die Lerninhalte vermitteln, sondern vielmehr als Begleitende des Lernens. Eine zentrale Aufgabe des **Lehrers** nach Senge besteht darin, Organisationen dabei zu unterstützen, auf Veränderungen nicht nur passiv zu reagieren, sondern einen aktiven und reflektierten Umgang mit neuen Situationen zu entwickeln, aus dem neue Deutungen, Praktiken und Handlungsoptionen entstehen können (vgl. Senge 1990, S. 12). Im Folgenden werden Handlungsbeispiele auf allen drei Ebenen illustriert.

Als Reaktion auf das Inkrafttreten des EU-AI-Acts, der KI-Schulungen für Unternehmen verpflichtend macht, setzen die KI-Manager/-innen entsprechende Angebote in ihren Organisationen um. Da konkrete Kompetenzanforderungen in der Gesetzgebung nicht näher spezifiziert wurden, sind einige von ihnen auch mit der Planung der Curricula betraut. Ergänzend berichten sie von einer Vielzahl weiterer Lernangebote, die anlass- oder bedarfsbezogen organisiert werden (siehe Abschnitt 3) und externe Expertise entsprechend der Dimension **Vernetzung** (vgl. Watkins/Marsick 1996, S. 6) einbeziehen.

Mit Blick auf die Menge und Vielfalt verfügbarer Lernangebote übernehmen die KI-Manager/-innen verstärkt Aufgaben der Lernbegleitung. In den Interviews berichten sie von Instrumenten, die Mitarbeitende dabei unterstützen, Lernbedarfe einzuordnen und handlungsfähig („responsive“) zu bleiben, entsprechend der zweiten Ebene der Rolle des Lehrers. So schilderte KI-Manager G den Einsatz eines externen KI-Coaches, der Mitarbeitende individuell zu Fragen der KI-Nutzung und des Lernens berät. KI-Managerin E verwies auf die Auseinandersetzung mit Lerntypen, um Mitarbeitenden eine bessere Einschätzung ihrer Lernbedürfnisse zu ermöglichen.

Zentrale Aufgabe des **Lehrers** ist dabei das Aufdecken und Bearbeiten relevanter mentaler Modelle im Umgang mit KI. Ein häufig genanntes Deutungsmuster ist die Erwartung, durch KI die eigene Arbeit beschleunigen oder effizienter gestalten zu können. KI-Manager G berichtete, dass Zugänge zu generativer KI daher an die Beschreibung konkreter Anwendungsfälle gekoppelt werden, um Lern- und Nutzungserwartungen zu strukturieren und

iterativ prüfen zu können. Über die individuelle Ebene hinaus zielt die Lehrerrolle auf den Abgleich mentaler Modelle im Team. Mehrere KI-Manager/-innen beschrieben das systematische Erfassen von Arbeitsprozessen und deren Abgleich mit KI-Potenzialen als zentrale Aufgabe. Exemplarisch berichtete KI-Managerin B von Jobcrafting-Formaten mit Mitarbeitenden verschiedener Abteilungen, die ein gemeinsames Verständnis von Arbeitsbereichen, Herausforderungen und Entwicklungsmöglichkeiten im Kontext von KI fördern. Die Bedeutung eines solchen gemeinsamen Verständnisses von Arbeitsprozessen, Datenstrukturen und Veränderungsbedarfen wird auch in den Ausführungen von KI-Manager G deutlich:

> „Dann brauche ich einerseits eine totale Prozessklarheit: Warum mache ich was? Ich brauche eine totale Datenklarheit, dass ich mich auf die Daten verlassen kann. Und ich brauche auch das Mindset der Personen, die sagen: ‚Ja, ich bin dabei. Ich liefere dir die Daten. Ich weiß, dass es für mich jetzt mehr Aufwand bedeutet. Aber ich sehe, dass es auf lange Sicht für alle günstiger ist. Und ich bin auch vom Mindset her bereit, gegebenenfalls Prozesse zu ändern, um Dinge zu optimieren.'" (Interview mit KI-Manager G am 29.10.2025, 00:08:28)

Über Lernbegleitung hinaus zeigen die Interviews erste Ansätze einer strukturellen Verankerung von Lernen im Sinne einer generativen Entwicklungslogik (vgl. Senge 1990, S. 12). KI-Manager A berichtete vom Aufbau eines organisationsweiten „AI-Stewardship-Programms", das KI-Interessierte zu Multiplikatorinnen bzw. Multiplikatoren qualifizieren und den Austausch praktischer Erfahrungen im Sinne einer **Community of Practice** systematisch verankern soll. Vergleichbare strukturelle Verschiebungen beschreibt auch KI-Managerin E, die von einer Neuausrichtung ihrer Organisation hin zu einer stärker „forschungsorientierten Arbeitsweise" im Sinne des explorativen, entdeckungsfreudigen Lernens über und mit KI berichtet. Die Beispiele verdeutlichen, wie KI-Manager/-innen nicht nur individuelles Lernen begleiten, sondern organisationale Lernstrukturen initiieren und weiterentwickeln.

5.3 KI-Manager/-innen in der Rolle des Stewards

Die Rolle des **Stewards** beinhaltet das Vorleben von Lernen, Sinnstiftung und eine Haltung dienender Führung („servant leadership", Senge 1990, S. 12). Im Interviewmaterial finden sich dafür zwei besonders illustrative Beispiele: KI-Manager A gelangte aus einem fachfremden Bereich aufgrund seines persönlichen Interesses an KI in die Rolle des KI-Managers und eröffnete sich damit auch neue Entwicklungspfade. Hingegen begann KI-Manager G – mit ingenieurwissenschaftlichem Hintergrund – sich im Zuge der KI-Transformation intensiv mit Organisationsentwicklung und Lernen zu befassen, um sein Wissen niedrigschwellig an Kolleginnen und Kollegen weiterzugeben. Beide eint, dass sie den „Geist des Lernens" als Vorbilder in die Organisation tragen. In diesem Sinne lassen sich diese Fälle als Ausdruck jener „New Leaders" verstehen, die Lernende Organisationen nach Senge benötigen: Führungskräfte, deren Rolle noch nicht formalisiert ist, die jedoch durch Haltung und Praxis Orientierung geben.

Zugleich ist die Rolle der KI-Managerin bzw. des KI-Managers mit hohen strukturellen Anforderungen verbunden. Ein Großteil der Interviewten berichtet von einem erheblichen Arbeitsaufkommen im Bereich der internen Kommunikation. Sie fungieren als kontinuierliche Übersetzer/-innen organisationaler Entwicklungen, informieren über Veränderungen

und übernehmen eine vermittelnde Funktion zwischen Abteilungen und Hierarchieebenen. Diese kommunikative Übersetzungsarbeit ist eng mit der Erwartung von Empowerment verbunden. Mehrere Interviewte betonen Empowerment im Sinne von Watkins und Marsick (1996) als zentrales Element ihrer Rolle. Die Interviews zeigen jedoch, dass dieses Empowerment selektiv bleibt: Es fokussiert auf Bereiche mit klar erkennbaren KI-Potenzialen sowie auf Mitarbeitende, die bereit sind, sich aktiv auf die KI-Transformation einzulassen.

Diese Begrenzungen von Empowerment haben auch Auswirkungen auf die mit der Steward-Rolle verbundene Aufgabe der Sinnstiftung. Denn die Einführung von KI ist für viele Mitarbeitende und auch für die KI-Manager/-innen selbst zunächst mit Unsicherheit, Ambivalenz und diffusen Erwartungen verbunden.

Sinn entsteht hier weniger aus einer positiven Vision der KI-Transformation als aus der individuellen Bereitschaft, sich auf experimentelle Lernprozesse einzulassen. Damit verschiebt sich Sinnstiftung von der Vermittlung eines geteilten Zielbildes hin zu einem impliziten Anspruch an Offenheit und Veränderungsbereitschaft, dem nicht alle Mitarbeitenden gleichermaßen folgen können oder wollen.

5.4 Weitere unternehmerische Praktiken im Kontext von KI-Einführungsprozessen

Die Unternehmen der Befragten implementieren akribische Prozessanalyseverfahren, z. B. „Jobcrafting“, um Skalierungspotenziale festzustellen und die Möglichkeit einer Effizienzsteigerung mittels KI und/oder Automatisierung zu prüfen. KI-Managerin B beschrieb die Notwendigkeit der Entwicklung von Kompetenzen aller Mitarbeitenden, weg von einer rein ausführenden Tätigkeit hin zu einer leitenden Funktion, bei welcher die KI als Assistenz oder Sparringpartner angeleitet werden muss.

In der betrieblichen Auseinandersetzung mit KI entstehen Artefakte, also konkrete, greifbare Ergebnisse organisationaler Lern- und Gestaltungsprozesse: Neben „Bibliotheken“, in denen erfolgreich erprobte Prompts gesammelt, geprüft und hinterlegt werden, wird mit Chatbots, also digitalen Gesprächssystemen, die automatisiert auf Fragen reagieren, experimentiert: Beschrieben wurden ein „HR-Bot“ mit der „Fähigkeit zu Empathie für Fragen der Belegschaft“ (KI-Manager G) oder auch ein selbstgebautes Custom-GPT, also ein eigens eingerichteter Chatbot einer Mitarbeiterin für Fragen der Kolleginnen und Kollegen während der eigenen Elternzeit (KI-Managerin B).

In mehreren Fällen beschrieben die KI-Manager/-innen das KI-Lernen anhand von Reise-Metaphern („Lernreise“, „Lernpfad“) und kollegialen Verantwortungsmodellen („AI Stewardship“). In ihren Darstellungen war es einigen KI-Managerinnen und KI-Managern ein Anliegen, einem antizipierten Überforderungserleben frühzeitig zu begegnen, indem sie Narrative wählten, die ein Sicherheitsgefühl in einem als volatil erlebten Technologieumfeld vermitteln bzw. zum gemeinschaftlichen Entdecken motivieren.

Dies scheint auch vor dem Hintergrund verbreiteter Sorgen von Mitarbeitenden – beispielsweise den Anschluss zu verlieren – bedeutsam. In diesem Zusammenhang wurde auch die Zunahme von digitaler Selbstlernzeit mit YouTube und anderen Mitteln in Eigenverantwortung beschrieben.

6 Fazit

Der Beitrag untersuchte, welche neuen Lernräume und -konstellationen im Rahmen der Befassung mit generativer KI in Organisationen entstehen, welche neuen Rollen- und Aufgabenprofile im Zuge dieser Auseinandersetzung entstehen und inwiefern sich Entwicklungen in Richtung Lernender Organisationen erkennen lassen.

Erkennbar wird, dass die KI-Transformation neue Rollen hervorbringt: KI-Manager/-innen übernehmen zentrale Funktionen der von Senge beschriebenen „New Leaders", indem sie Lernprozesse gestalten und deren Verankerung vorantreiben. Ihre Rolle bleibt dabei jedoch häufig informell und mit unklaren Zuständigkeiten verbunden. Damit realisieren KI-Manager/-innen zentrale Aspekte dieser neuen Führungsrollen und tragen zur Entwicklung in Richtung Lernenden Organisationen bei, ohne diese Transformation allein tragen zu können.

Es zeigt sich zudem, dass die untersuchten Organisationen im Zuge der KI-Transformation eine Vielzahl neuer Lernräume ausprobieren, die von variablen Lernkonstellationen zum Austausch und Experimentieren bis zu formalisierten Lernangeboten reichen. Lerngelegenheiten werden ausgeweitet und experimentelle Lernrituale gefördert. Insbesondere im Hinblick auf die Dimensionen **Kontinuierliches Lernen** und **Lernen im Team** nach Watkins/Marsick (1996) lassen sich deutliche Entwicklungen beobachten. Die befragten Betriebe setzen auf einen Mix an formellen (z. B. Pflichtvideos, Grundlagenseminare) und nicht formellen Lernkonstellationen (z. B. KI-Experimentierräume, „Lunch and Learns" und „AI Builder Sessions"), auf den Einsatz kollegialer Gremien (z. B. „AI Task Force", KI-Arbeitskreis) zur Aushandlung und auf ausgewählte Narrative von Sicherheit und Entdeckertum (z. B. „KI-Lernreise").

Durch die Verstetigung von Lern- und Austauschformaten sowie formalisierte Zugänge zu technischen Lernressourcen werden Lernprozesse zunehmend in organisationale Routinen eingebettet (**Eingebettete Systeme**). Supraorganisationale **Vernetzung** zum Wissensaustausch und Lernen wird angeregt.

Zugleich treten im Hinblick auf die verbleibenden Dimensionen **Experimentieren und Hinterfragen**, **Befähigung** und **Strategische Führung** strukturelle Spannungen und Einschränkungen zutage: Zwar werden vielfältige Räume für das **Experimentieren** mit KI geschaffen, doch bleibt dies häufig auf anwendungsbezogene Erkundung beschränkt. Das systematische **Hinterfragen** grundlegender Annahmen, Machtverhältnisse und möglicher Nebenwirkungen des KI-Einsatzes ist in den Organisationen der Befragten bislang nur wenig ausgeprägt. Diese Begrenzung lässt sich auch vor dem Hintergrund gesellschaftlicher Technologiediskurse verstehen, in denen KI als kaum verhandelbare Zukunftstechnologie gerahmt wird (vgl. Fisher/Severini 2025). Solche Narrative erzeugen einen Handlungsdruck, der Lernen auf Anpassung und Nutzung ausrichtet, während grundlegende Alternativen oder kritische Perspektiven marginalisiert werden.

Auch im Hinblick auf **Befähigung** zeigt sich ein ambivalentes Bild. Mitarbeitende, die sich aktiv auf die KI-Transformation einlassen und deren Lernaktivitäten als anschlussfähig an organisationale Ziele wahrgenommen werden, erfahren Unterstützung und Gestaltungsspielräume. Für Mitarbeitende mit Vorbehalten oder Unsicherheiten gegenüber KI sind

Lernräume weniger eindeutig zugänglich. Marsick und Watkins betonen, dass Lernende Organisationen psychologische Sicherheit als Voraussetzung für Lernen unter Unsicherheit bereitstellen müssen (vgl. Marsick/Watkins 2003, S. 15). Im untersuchten Material wird die Bedeutung von Sicherheit zwar vielfach benannt, konkrete und institutionell abgesicherte Maßnahmen zur systematischen Herstellung dieser Sicherheit bleiben jedoch begrenzt.

Besonders deutlich zeigen sich die Grenzen der organisationalen Entwicklung im Hinblick auf die Dimension **Strategische Führung**. Lernverantwortung wird teilweise an die KI-Manager/-innen delegiert, ohne dass Lernen als organisationale Kernaufgabe eindeutig auf Leitungsebene verankert ist. Damit bleibt unklar, ob die beobachteten Lernpraktiken über den aktuellen Transformationsanlass hinaus Bestand haben oder ob sie primär an die gegenwärtige KI-Dynamik gebunden sind. Wie die Geschäftsführung den Hype um KI deutet und welche Rückschlüsse sie für betriebliches Lernen zieht, könnte Anlass zu einer weiteren Befragung ebendieser Gruppe sein.

Die Befragung hat gezeigt, dass die aktuelle Phase der KI-Transformation in den untersuchten Organisationen von Exploration gekennzeichnet ist. Ob sich die gegenwärtigen Lernimpulse verstetigen oder in stärker verwertungsorientierte Routinen überführt werden, bleibt offen und hängt wesentlich davon ab, ob Lernen auch jenseits unmittelbarer Nutzenerwartungen strategisch geschützt wird. Die langfristige Wirksamkeit der beobachteten Lernkonstellationen sollte Gegenstand weiterer Untersuchungen sein. Ebenso ist der Frage der Motivation (z. B. intrinsische Neugier, Karrierechancen, Sicherheit/Ängste) zum arbeitsintegrierten Lernen zu generativer KI nachzugehen und zu untersuchen, wie diese nach Rolle und Qualifikation variiert.

Literatur

Alonazi, Wadi: Building learning organizational culture during COVID-19 outbreak: a national study. In: BMC health services research 21 (2021) 1, S. 422

Assinger, Philipp: Lernräume in der Erwachsenenbildung. Aktuelle Literatur und wissenschaftliche Rezeption. In: Magazin **erwachsenenbildung.at** (2019), S. 35–36

BMAS/BMBF – Bundesministerium für Arbeit und Soziales; Bundesministerium für Bildung und Forschung (Hrsg.): Nationale Weiterbildungsstrategie. Fortführung und Weiterentwicklung – Gemeinsam für ein Jahrzehnt der Weiterbildung – Aufbruch in die Weiterbildungsrepublik. Berlin 2022. URL: **https://www.bmas.de/SharedDocs/Downloads/DE/Aus-Weiterbildung/nws-fortfuehrung-und-weiterentwicklung.pdf** (Stand: 07.01.2026)

Bryman, Alan: Social Research Methods. 4. Aufl. Oxford 2012

Chughtai, Muhammad; Syed, Fauzia; Naseer, Saima; Chinchilla, Nuria: Role of adaptive leadership in learning organizations to boost organizational innovations with change self-efficacy. In: Current Psychology 43 (2024) 33, S. 27262–27281

Europäische Union (Hrsg.): Verordnung (EU) 2024/1689 des Europäischen Parlaments und des Rates vom 13. Juni 2024 zur Festlegung harmonisierter Vorschriften für künstliche Intelligenz (Gesetz über künstliche Intelligenz). Amtsblatt der Europäischen Union. Brüssel 2024

Fisher, Mark; Severini, John: Making AI Inevitable: Historical Perspective and the Problems of Predicting Long-Term Technological Change. In: Hu, Margaret; McIlwain, Charlton; Hacker, Philipp (Hrsg.): Oxford Intersections: AI in Society. Oxford 2025. DOI: **https://doi.org/10.1093/9780198945215.003.0077**

Gläser, Jochen; Laudel, Grit: Experteninterviews und Qualitative Inhaltsanalyse. Als Instrumente rekonstruierender Untersuchungen. 4. Aufl. Wiesbaden 2010

Khandabattu, Haritha: Latest Hype Cycle for Artificial Intelligence Goes Beyond GenAI. 2025. URL: **https://www.gartner.com/en/articles/hype-cycle-for-artificial-intelligence** (Stand: 07.01.2026)

Kraus, Katrin: Orte des Lernens als temporäre Konstellationen. Ein Beitrag zur Diskussion des Lernortkonzepts. In: Bernhard, Christian; Kraus, Katrin; Schreiber-Barsch, Silke; Stang, Richard (Hrsg.): Erwachsenenbildung und Raum. Theoretische Perspektiven – professionelles Handeln – Rahmungen des Lernens. Bielefeld 2015, S. 41–54

Kraus, Katrin; Stang, Richard; Schreiber-Barsch, Silke; Bernhard, Christian: Erwachsenenbildung und Raum. Eine Einleitung. In: Bernhard, Christian; Kraus, Katrin; Schreiber-Barsch, Silke; Stang, Richard (Hrsg.): Erwachsenenbildung und Raum. Theoretische Perspektiven – professionelles Handeln – Rahmungen des Lernens. Bielefeld 2015, S. 11–25

Linkedin (Hrsg.): Work change report: AI is coming to work. 2025. URL: **https://economicgraph.linkedin.com/research/work-change-report** (Stand: 12.06.2026)

Marsick, Victoria; Watkins, Karen: Demonstrating the value of an organization's learning culture. the dimensions of the learning organization questionnaire. In: Advances in developing human resources 5 (2003) 2, S. 132–151

Milanez, Anna: The impact of AI on the workplace: Evidence from OECD case studies of AI implementation. OECD Social, Employment and Migration Working Papers 289. 2023

Niebert, Kai; Gropengiesser, Harald: Leitfadengestützte Interviews. In: Krüger, Dirk; Schecker, Horst; Parchmann, Ilka (Hrsg.): Methoden in der naturwissenschaftsdidaktischen Forschung. Berlin 2013, S. 121–132

OECD – Organisation für wirtschaftliche Zusammenarbeit und Entwicklung (Hrsg.): Continuing Education and Training in Germany. Getting Skills Right. Paris 2021

Senge, Peter: The leader's new work: Building learning organizations. In: Sloan Management Review 32 (1990) 1, S. 7–23

Watkins, Karen; Marsick, Victoria: In action: Creating the learning organization. Alexandria 1996

Die Autorinnen

Amelie Piepenbring, M.Sc.
Forschungsinstitut Betriebliche Bildung (f-bb) gGmbH
amelie.piepenbring@f-bb.de
https://orcid.org/0009-0003-7825-9063

Als wissenschaftliche Mitarbeiterin und Beraterin am Zukunftszentrum Berlin forscht Amelie Piepenbring zu innovativen Formen der betrieblichen Bildung, insbesondere zur Entwicklung digitaler und transformationaler Kompetenzen sowie zur menschenzentrierten Gestaltung und Implementierung digitaler Technologien in Arbeits- und Lernprozessen.

Francesca Hermani, M.A.
Forschungsinstitut Betriebliche Bildung (f-bb) gGmbH
francesca.hermani@f-bb.de
https://orcid.org/0009-0000-3052-9384

Francesca Hermani ist wissenschaftliche Mitarbeiterin und Beraterin am Zukunftszentrum Berlin mit Schwerpunkten in der kollaborativen KI-Einführung, zu nachhaltigen Lernstrukturen zu KI und Öffentlichkeitsarbeit.

Marc Beutner, Jan-Phillip Lüttke

Generative Künstliche Intelligenz in der beruflichen Bildung: Nutzung, Chancen und Grenzen aus der Sicht von Lehrenden und Studierenden

1 Einleitung und Forschungsfragen

Generative Künstliche Intelligenz (KI) gilt als eine Schlüsseltechnologie, die Wirtschaft, Gesellschaft und Bildung tiefgreifend verändert (vgl. Pinkwart/Beudt 2020, S. 1). Damit steht die berufliche Bildung vor der Herausforderung, sich mit den Potenzialen und Grenzen dieser Technologie auseinanderzusetzen. In diesem Kontext nimmt generative KI eine doppelte Rolle ein: Sie ist sowohl Gegenstand von Bildung, da entsprechende Kompetenzen vermittelt werden sollen, als auch Werkzeug für Lern- und Lehrprozesse, mithilfe dessen Unterricht individualisiert, unterstützt und potenziell effizienter gestaltet werden kann (vgl. Happ u. a. 2024, S. 8). Empirische Studien zeigen eine grundsätzliche Aufgeschlossenheit von Lehrkräften gegenüber KI-basierten Anwendungen (vgl. Böhme/Mesenhöller 2024, S. 81–101), verweisen jedoch zugleich auf eine bislang fehlende systematische didaktische Integration sowie auf Unsicherheiten im pädagogischen Umgang mit generativer KI in der beruflichen Bildung (vgl. Egloffstein/Kögler/Ifenthaler 2024). Internationale Befunde deuten zwar auf erhebliche Lernpotenziale hin (vgl. Kestin u. a. 2025), machen jedoch ebenso deutlich, dass die Wirksamkeit generativer KI stark von der Art der Nutzung, der didaktischen Einbettung sowie den Kompetenzen der Nutzenden abhängt (vgl. Manakina/Muldner 2025, S. 272–276; Makransky u. a. 2025, S. 1ff.).

Vor diesem Hintergrund verfolgt der vorliegende Beitrag das Ziel, den Umgang mit generativer KI in der beruflichen Bildung aus der Perspektive zweier zentraler Akteursgruppen zu untersuchen. Im Zentrum stehen folgende Forschungsfragen:

- Wie nutzen Berufsschullehrende und Studierende der beruflichen Fachrichtungen (angehende Berufsschullehrende) generative KI?
- Welche Chancen und Risiken nehmen sie wahr?
- Welche Kompetenzen erachten sie – aus ihrer jeweiligen Rolle als Lehrende bzw. Lernende – für den reflektierten Einsatz in der beruflichen Bildung als notwendig?

Dabei liegt im Folgenden der Fokus auf dem schulischen Bereich beruflicher Bildung.

2 Theoretischer Hintergrund und Forschungsstand

Um die Hintergründe und den Forschungsstand abzubilden, wird im Folgenden zum einen generative KI als Bildungsinhalt sowie als Lerntechnologie betrachtet und zum anderen wer-

den die Chancen generativer KI für Lehr- und Lernprozesse, die damit einhergehenden Risiken und Grenzen betrachtet. Zudem sind die Bedeutung didaktischer Einbettung und die spezifischen Kompetenzanforderungen sowie theoretisch-metaanalytische Befunde zu generativer KI und ihrer Wirksamkeit aufzuzeigen. Letztendlich ist auch die Anwendung generativer KI im Kontext der beruflichen Bildung zu thematisieren.

2.1 Generative KI als Bildungsinhalt und Lerntechnologie

KI bewirkt als Schlüsseltechnologie tiefgreifende Veränderungen innerhalb von Lern- und Arbeitsprozessen (vgl. Pinkwart/Beudt, 2020, S. 1). Für den Bildungsbereich und insbesondere für die berufliche Bildung ergibt sich daraus eine doppelte Perspektive: KI ist sowohl Gegenstand von Bildung, da entsprechende Kompetenzen für eine digital geprägte Arbeitswelt erforderlich sind, als auch Werkzeug des Lernens, das Lehr- und Lernprozesse unterstützen, strukturieren und individualisieren kann (vgl. Happ u. a. 2024, S. 8). Generative KI unterscheidet sich dabei grundlegend von klassischen digitalen Lerntechnologien. Während frühere Systeme primär auf Automatisierung, Abruf oder regelbasierte Anpassung ausgelegt waren, zeichnen sich generative KI-Systeme durch ihre Fähigkeit aus, neue Inhalte zu erzeugen, dialogisch auf Nutzereingaben zu reagieren und Lernprozesse dynamisch zu begleiten. Dementsprechend lässt sich festhalten, dass sich generative KI von klassischen digitalen Lerntechnologien dadurch unterscheidet, dass sie Lerninhalte nicht lediglich regelbasiert bereitstellt oder adaptiert, sondern diese kontextabhängig, dialogisch und dynamisch neu generiert und damit eine qualitativ neue Form der Personalisierung und Interaktion im Lernprozess ermöglicht (vgl. Holmes/Bialik/Fadel 2019, S. 621ff.). Diese Offenheit und Flexibilität eröffnen neue didaktische Möglichkeiten, gehen jedoch zugleich mit einer erhöhten Komplexität einher, da Lernende und Lehrende stärker als zuvor Verantwortung für Steuerung, Bewertung und Einordnung der generierten Inhalte übernehmen müssen. Gerade in der beruflichen Bildung, die durch Praxisnähe, Kompetenzorientierung (vgl. Euler 2020, S. 205ff.) und heterogene Lernvoraussetzungen gekennzeichnet ist, stellt sich daher die Frage, wie generative KI sinnvoll integriert werden kann. Einerseits können adaptive Erklärungen, simulationsnahe Szenarien oder individualisierte Rückmeldungen Lernprozesse unterstützen. Andererseits besteht die Gefahr, dass generative KI primär als effiziente Lösung zur schnellen Wissensbeschaffung genutzt wird, ohne dass tiefere Lernprozesse angestoßen werden (vgl. Kasneci u. a. 2023, S. 1–9), und dass fehlerhafte Antworten oder Falschaussagen im Sinne von Halluzinationen ausgegeben werden. Diese Spannung bildet einen zentralen Ausgangspunkt für die weitere theoretische Einordnung.

2.2 Chancen generativer KI für Lehr- und Lernprozesse

Internationale empirische Studien weisen auf erhebliche Potenziale generativer KI für Lernprozesse hin. Kestin u. a. (vgl. 2025, S. 1–14) zeigen, dass KI-gestützte Tutorensysteme signifikante Lernzuwächse ermöglichen können und in bestimmten Kontexten sogar wirksamer sind als aktive Lehrmethoden. Diese Befunde werden häufig als Hinweis darauf interpretiert, dass KI-basierte Systeme insbesondere dort Vorteile entfalten, wo sie individualisierte Unterstützung bieten und Lernende in ihrem eigenen Lerntempo begleiten. Ein besonders stark diskutiertes Anwendungsfeld generativer KI ist der Bereich Feedback. KI-Systeme sind in der

Lage, schnelle, konsistente und skalierbare Rückmeldungen zu geben, was insbesondere in Lernsettings mit großen Gruppen als entlastend für Lehrkräfte wahrgenommen wird (vgl. Jansen u. a., 2024b, S. 1–11; Awidi 2024, S. 1–17). Solche Rückmeldungen können Lernenden helfen, Fehler frühzeitig zu erkennen und Lernprozesse kontinuierlich zu steuern. Gleichzeitig zeigen Studien, dass Lernende Feedback von Expertinnen bzw. Experten weiterhin als qualitativ hochwertiger einschätzen als KI-generiertes Feedback. Dennoch wird die Verfügbarkeit und Skalierbarkeit KI-gestützter Rückmeldesysteme positiv bewertet (vgl. Jansen u. a., 2024a, S. 80ff.). Diese Befunde deuten darauf hin, dass generative KI insbesondere dann lernförderlich eingesetzt werden kann, wenn sie komplementär zu menschlicher Unterstützung und nicht als Ersatz professioneller Rückmeldung verstanden wird.

2.3 Risiken und Grenzen

Neben den Potenzialen werden zunehmend auch Risiken diskutiert. Bauer u. a. (vgl. 2025, S. 1–20) zeigen, dass adaptives KI-Feedback nicht zwangsläufig zu Leistungssteigerungen führt und mit motivationsmindernden Effekten einhergehen kann. Bastani u. a. (vgl. 2025, S. 11–13) beschreiben einen Krückeneffekt (indem nach Lösungen gefragt wird und diese kopiert werden), wonach eine übermäßige Abhängigkeit von KI langfristig negative Effekte auf Lernleistungen haben kann. Ähnliche Effekte berichten Stadler/Bannert/Sailer (vgl. 2024, S. 1–7), die zeigen, dass ChatGPT zwar die kognitive Belastung reduziert, zugleich jedoch die Tiefe wissenschaftlicher Argumentation beeinträchtigen kann. Auch Niloy u. a. (vgl. 2023, S. 919ff.) fanden negative Effekte auf kreative Schreibleistungen, wenn generative KI ohne didaktische Struktur eingesetzt wurde. Für die berufliche Bildung werden zudem ein diffuses KI-Verständnis sowie eine geringe curriculare Verankerung konstatiert (vgl. Egloffstein/Kögler/Ifenthaler 2024, S. 98ff.). Diese Befunde verdeutlichen, dass ein erfolgreicher Einsatz generativer KI weniger von der Technologie selbst als vielmehr von den Kompetenzen der Lehrenden und Lernenden sowie von der didaktischen Einbettung abhängt (vgl. Makransky u. a. 2025, S. 1–35). Zudem ist auf die ethischen Aspekte der Nutzung generativer KI zu verweisen (vgl. Ifenthaler 2023, S. 71–82). Bei einem reinen KI-Feedback sind insofern ethische Bedenken auszumachen, als in einem solchen Fall keine relativierende Einordnung oder Prüfung der Rückmeldung erfolgt.

2.4 Bedeutung didaktischer Einbettung und Kompetenzanforderungen

Über alle Studien hinweg zeigt sich ein konsistentes Muster: Die Wirksamkeit generativer KI hängt weniger von der Technologie selbst als von ihrer didaktischen Einbettung ab. Erfolgreiche Ansätze zeichnen sich durch theoriegeleitete Promptgestaltung, die Förderung generativer Lernaktivitäten sowie gezieltes Scaffolding aus (vgl. Makransky u. a. 2025, S. 5ff.; Manakina/Muldner 2025, S. 272–276; Yan u. a. 2025, S. 1ff.). Scaffolding (englisch für „Gerüst“) ist dabei im Sinne einer generellen bzw. allgemeinen Unterstützung von Lernenden zu verstehen, damit diese Aufgaben zu lösen vermögen, die sie aktuell noch nicht selbstständig bewältigen können (vgl. Kniffka 2019, S. 1). Aus Promptgestaltung, gezieltem Scaffolding sowie der Förderung generativer Lernaktivitäten ergeben sich klare Kompetenzanforderungen für Lehrende und Lernende. Lehrkräfte benötigen nicht nur technisches Wissen, sondern vor allem die Fähigkeit, generative KI didaktisch sinnvoll einzubetten, Lernpro-

zesse zu strukturieren und Risiken zu antizipieren. Lernende wiederum müssen in die Lage versetzt werden, KI-Ergebnisse kritisch zu prüfen, eigene Denkprozesse aufrechtzuerhalten und die KI als Werkzeug und nicht als Ersatz zu nutzen (vgl. KMK 2024, S. 1–11; Universität Bielefeld 2025, S. 5).[1] Eine didaktische Einbettung beschreibt, wie KI sinnvoll in den Unterricht oder Lernprozess integriert wird, sodass sie das Lernen unterstützt, anstatt es zu ersetzen oder zu überfrachten. Es geht darum, warum, wann und wie KI-Tools eingesetzt werden. Hierbei spielen ein zielgerichteter Einsatz und eine Integration in den Lernkontext eine Rolle, sodass der KI-Einsatz zu den vorherigen Lernschritten passen und er die Lernenden auf spätere Anwendungen vorbereiten sollte. Zudem ist der methodischen Einbindung Rechnung zu tragen, wie etwa der Auswahl der Arbeitsform, sprich dem individuellen Lernen mit KI, der Nutzung in Gruppenarbeiten oder einer lehrkraftgesteuerten Nutzung von generativer KI. Insbesondere der Reflexion und der Eingliederung von Phasen kritischen Denkens ist Bedeutung beizumessen, da Lernende nicht nur generative KI nutzen, sondern auch deren Ergebnisse kritisch hinterfragen können sollen (vgl. Elstad 2024, S. 1–23).

2.5 Metaanalytische Befunde zu generativer KI: Wirksamkeit, Moderatoren und Grenzen

Aktuelle metaanalytische Studien zur Wirkung generativer KI im Bildungsbereich zeichnen ein differenziertes und teilweise widersprüchliches Bild. Während aggregierte Effektstärken häufig positive Effekte auf Lernleistungen berichten, zeigen detaillierte Analysen eine starke Abhängigkeit der Effekte von kontextuellen und didaktischen Moderatoren. So weisen Zhu/Liu/Zhao (vgl. 2025, S. 16211ff.) in ihrer Metaanalyse zu generativer KI insgesamt einen kleinen bis mittleren positiven Effekt auf Lernoutcomes nach, betonen jedoch erhebliche Unterschiede in Abhängigkeit vom Bildungsniveau, der Interventionsdauer sowie der fachlichen Domäne. Besonders im Bereich der Sekundarbildung zeigen sich häufig schwache oder nicht signifikante Effekte, während stärkere Effekte in der Primar- oder Hochschulbildung auftreten. Ähnliche Befunde berichten Wu und Yu (vgl. 2023, S.10ff.), deren Metaanalyse zu KI-Chatbots zeigt, dass insbesondere kurze Interventionen und Settings der höheren Bildung mit deutlichen Lernzuwächsen verbunden sind, während Effekte in schulischen Kontexten deutlich geringer ausfallen. Eine kritischere Perspektive bieten Laun und Wolff (vgl. 2025, S. 1–11), die nach Korrektur von Publikationsverzerrungen einen erheblich reduzierten Gesamteffekt feststellen. Die Autoren interpretieren die Befundlage als Hinweis auf einen ausgeprägten Novelty-Effekt sowie auf eine starke Kontextabhängigkeit KI-gestützter Lernarrangements. Damit relativieren sie pauschale Wirksamkeitsannahmen und unterstreichen die Bedeutung der didaktischen Einbettung. Grundlegend problematisiert wird die bestehende Evidenzbasis zudem von Bardach u. a. (vgl. 2025, S. 1–12), die auf methodische Schwächen vieler Metaanalysen hinweisen. Kritisiert werden u. a. stark interventionsnahe Outcome-Messungen, fehlende realweltliche Leistungsindikatoren sowie eine unzureichende Berücksichtigung hybrider Mensch-KI-Leistungen. Diese Befunde legen nahe, dass quantitative Wirksamkeitsanalysen allein nur begrenzte Aussagen über den pädagogisch sinnvollen Einsatz generativer KI erlauben.

1 Vgl. auch URL: **https://www.lehre.fau.de/kikompetenzinderdigitalenbildung/** (Stand: 06.07.2026).

2.6 Generative KI im Kontext der beruflichen Bildung

Die Übertragung generativer KI auf den Kontext der beruflichen Bildung erfordert eine differenzierte Betrachtung, da sich dieses Bildungsfeld in mehrfacher Hinsicht von allgemeinbildenden und hochschulischen Settings unterscheidet. Berufliche Bildung ist durch eine enge Verzahnung von Theorie und Praxis, eine starke Kompetenzorientierung (vgl. Nickolaus/Walker 2016, S. 7ff.) sowie durch heterogene Lernvoraussetzungen der Lernenden gekennzeichnet. Lernprozesse zielen weniger auf reines Faktenwissen als auf die Entwicklung beruflicher Handlungskompetenz, die kognitive, soziale und selbstregulative Anteile integriert (vgl. Weinert 2001, S. 46ff.). Vor dem Hintergrund der metaanalytischen Befundlage zu generativer KI gewinnt dieser Kontext besondere Relevanz. Studien zeigen, dass die Wirksamkeit KI-gestützter Lernumgebungen stark von Bildungsniveau, Dauer der Intervention und didaktischer Einbettung abhängt (vgl. Wu/Yu 2023, S. 10ff.; vgl. Zhu/Liu/Zhao 2025, S. 16211ff.). Gerade für schulische und berufsbildende Settings werden häufig geringere oder nicht signifikante Effekte berichtet, was auf eine erhöhte Kontextsensitivität hinweist. Diese Befunde legen nahe, dass generative KI in der beruflichen Bildung weder als universell wirksames Lerninstrument noch als bloßes Effizienzwerkzeug verstanden werden kann. Hinzu kommt, dass Lernende in der beruflichen Bildung häufig über sehr unterschiedliche fachliche Vorkenntnisse, sprachliche Kompetenzen und Lernstrategien verfügen. Metaanalytische Studien zeigen jedoch, dass insbesondere Lernende mit geringer Selbstregulation oder niedriger KI-Kompetenz weniger von generativer KI profitieren und teilweise sogar negative Effekte auftreten können, etwa durch kognitive Entlastung oder Abhängigkeitseffekte (vgl. Laun/Wolff 2025, S. 1–11). Diese Risiken erscheinen im Kontext der beruflichen Bildung besonders bedeutsam, da hier eigenständiges Problemlösen, Urteilsfähigkeit und reflektiertes Handeln zentrale Bildungsziele darstellen. Für Lehrkräfte in der beruflichen Bildung ergeben sich daraus erhöhte Anforderungen an die professionelle Gestaltung des KI-Einsatzes. Anders als in stark standardisierten Lernumgebungen besteht ihre Aufgabe nicht primär in der Auswahl eines geeigneten Tools, sondern in der didaktischen Rahmung, der gezielten Steuerung von Lernaktivitäten sowie in der Vermittlung von Kompetenzen zum reflektierten Umgang mit generativer KI. Metaanalysen zeigen übereinstimmend, dass KI-gestützte Lernarrangements vor allem dann wirksam sind, wenn sie durch Lehrkräfte begleitet, strukturiert und in bestehende Unterrichtsprozesse integriert werden (vgl. Gu/Yan 2025, S. 1460ff.; Scheiter u. a. 2025, S. 3ff.). Zugleich weisen kritische Synthesen darauf hin, dass bisherige Wirksamkeitsstudien häufig interventionsnahe Outcomes erfassen und reale berufliche Handlungssituationen nur unzureichend abbilden (vgl. Bardach u. a. 2025, S. 1–12). Für die berufliche Bildung, deren Ziel die Befähigung zur Bewältigung komplexer beruflicher Anforderungen ist, stellt dies eine zentrale Forschungslücke dar. Subjektive Einschätzungen, Nutzungspraktiken und Deutungen der beteiligten Akteursgruppen gewinnen daher an Bedeutung, um den tatsächlichen Stellenwert generativer KI im beruflichen Lern- und Lehralltag zu verstehen.

Vor diesem Hintergrund setzt die vorliegende Studie an, indem sie die Perspektiven von Lehrkräften der beruflichen Bildung sowie von angehenden Lehrkräften beruflicher Fachrichtungen untersucht. Ziel ist es, zu rekonstruieren, wie generative KI im beruflichen Kontext genutzt wird, welche Chancen und Risiken wahrgenommen werden und welche Kompe-

tenzen aus Sicht der Akteure für einen verantwortungsvollen und lernförderlichen Einsatz erforderlich sind.

3 Methodik

Um die bereits vorgestellten Forschungsfragen zu untersuchen und somit die Nutzung generativer KI durch Berufsschullehrende und angehende Lehrkräfte sowie die wahrgenommenen Chancen und Risiken des Einsatzes und die dabei notwenigen Kompetenzen von Lehrenden und Lernenden zu verfolgen, wurde ein qualitatives methodisches Design gewählt.

Die Datenerhebung erfolgte mithilfe leitfadengestützter Interviews. Dieses Verfahren ermöglicht einerseits eine thematische Vergleichbarkeit der Gespräche und eröffnet anderseits Raum für individuelle Erfahrungen, Beispiele und vertiefende Reflexionen. Zu Beginn der Interviews wurde ein gemeinsames Begriffsverständnis hergestellt. Generative KI wurde definiert als eine Gruppe KI-basierter Systeme, die auf Grundlage von Nutzereingaben, sogenannten Prompts, und mithilfe zuvor trainierter Modelle neue Inhalte erzeugen können, beispielsweise Texte, Bilder, Videos oder Programmcode. Generative KI bezeichnet damit KI-Systeme, die aus eingegebenen Daten eigenständig neue Inhalte erzeugen. Als Beispiele wurden u. a. ChatGPT, Copilot, Gemini und DALL-E genannt.

3.1 Stichprobe und Datenerhebung

Die Datengrundlage bilden 30 leitfadengestützte Interviews mit zwei zentralen Akteursgruppen der beruflichen Bildung: zehn Lehrkräfte an berufsbildenden Schulen sowie 20 Studierende der beruflichen Lehrerbildung, sprich Personen, die aktuell oder zukünftig für berufliche Bildung zuständig sein werden. Die Auswahl dieser beiden Gruppen orientierte sich an den Forschungsfragen, da sowohl berufspraktische Perspektiven aus dem schulischen Lehralltag als auch aktuelle und antizipierte Perspektiven angehender Lehrkräfte auf den Einsatz generativer KI erfasst werden sollten.

Alle befragten Lehrkräfte verfügten über mindestens fünf Jahre Berufserfahrung und waren an berufsbildenden Schulen in unterschiedlichen beruflichen Fachrichtungen tätig. Vertreten waren insbesondere wirtschafts- und verwaltungsbezogene und gewerblich-technische Fachrichtungen. Fachrichtungsspezifische Unterschiede wurden aufgrund der qualitativen Anlage der Studie und der daher begrenzten Fallzahl nicht systematisch verglichen. Die Angabe der Fachrichtungen dient vielmehr der Kontextualisierung der Stichprobe. Im Zentrum der Analyse standen rollenbezogene Perspektiven auf den Einsatz generativer KI im schulischen Bereich beruflicher Bildung.

Die Studierenden befanden sich im Bachelor- oder im Masterstudium des Lehramts an Berufsbildenden Schulen sowie der Wirtschaftswissenschaften mit einer berufsbildenden Ausrichtung auf Tätigkeiten und sind ebenfalls verschiedenen beruflichen Fachrichtungen mit Schwerpunkten in Wirtschaft und Technik zugeordnet. Sie wurden einbezogen, um sowohl aktuelle Nutzungspraktiken im Studium als auch antizipierte Einsatzmöglichkeiten generativer KI in der späteren Lehrtätigkeit zu erfassen. Die Teilnehmenden der Studie zeichnen sich nicht durch ein spezifisches Maß an KI-Affinität oder entsprechende Kenntnisse aus, sondern repräsentieren Personen mit unterschiedlichen Erfahrungsständen im Umgang mit genera-

tiver KI. Die Rekrutierung erfolgte über eine kriterienbasierte Auswahl in Kombination mit einem Schneeballverfahren, um informationsreiche Fälle mit unterschiedlichen Erfahrungen im Umgang mit generativer KI zu gewinnen. Angaben zu Alter und Geschlecht wurden erhoben, jedoch nicht systematisch ausgewertet, da der Fokus der Analyse auf rollenbezogenen Perspektiven lag.

Die Interviews wurden im Zeitraum August 2025 bis Dezember 2025 durchgeführt und fanden je nach Verfügbarkeit der Teilnehmenden in Präsenz oder online (Zoom) statt. Von den 20 Interviews mit Studierenden wurden 13 in Präsenz und sieben online durchgeführt. Bei den zehn Interviews mit Berufsschullehrkräften fanden sechs Gespräche in Präsenz und vier online statt. Insgesamt wurden somit 19 Interviews in Präsenz und elf Interviews online geführt. Alle Gespräche wurden nach schriftlicher Einwilligung audiografisch aufgezeichnet, vollständig transkribiert und dauerten zwischen 25 und 60 Minuten. Die Datenerhebung erfolgte leitfadengestützt mit getrennten Interviewleitfäden für Lehrkräfte und Studierende, die jeweils auf die spezifischen Rollen, Erfahrungshorizonte und Handlungskontexte zugeschnitten waren. Die Interviewleitfäden wurden aus den Forschungsfragen abgeleitet und umfassten drei zentrale Themenbereiche: erstens die Nutzung generativer KI im Kontext von Lehre, Lernen und didaktischer Vorbereitung, zweitens wahrgenommene Chancen, Risiken und Grenzen sowie drittens erforderliche Kompetenzen und Unterstützungsbedarfe. Ergänzend wurden Fragen zur Nutzungshäufigkeit, zur Qualität KI-generierter Inhalte sowie zu institutionellen Rahmenbedingungen aufgenommen, um die jeweiligen Einschätzungen differenzierter einordnen zu können. Zentrale Leitfragen bezogen sich u. a. darauf, wie generative KI bislang eingesetzt wurde, welche Veränderungen in Lern- und Lehrprozessen beobachtet werden, welche Potenziale und Problembereiche mit ihrem Einsatz verbunden sind. Ein weiterer in den Leitfäden enthaltener Themenblock zum Zusammenhang von generativer KI und transversalen Fähigkeiten ist nicht Gegenstand der vorliegenden Auswertung.

3.2 Datenauswertung

Die Auswertung der Interviewdaten erfolgte mittels qualitativer Inhaltsanalyse in Anlehnung an Kuckartz (vgl. 2019, S. 2ff.) bzw. Kuckartz/Rädiker (vgl. 2024) in einem deduktiv-induktiven Vorgehen. Die Analyse wurde mit der Software MAXQDA durchgeführt. Zur Sicherung der analytischen Qualität wurden alle Interviews von zwei unabhängigen Codierenden ausgewertet. Die dabei auftretenden Abweichungen wurden konsensual geklärt. Dieses Vorgehen gewährleistete eine hohe intersubjektive Nachvollziehbarkeit der Analyse. Die Teilnahme an der Studie erfolgte freiwillig auf Basis einer schriftlichen Einwilligungserklärung sowie einer Datenschutzerklärung. Die Daten wurden anonymisiert verarbeitet, sodass Rückschlüsse auf einzelne Personen oder Institutionen ausgeschlossen werden können.

4 Ergebnisse

Das zentrale Ergebnis der Studie ist, dass die verschiedenen Akteursgruppen generative KI auf verschiedene Weisen nutzen. Tabelle 1 veranschaulicht dieses Ergebnis.

Tabelle 1: Unterschiedliche Arten der Nutzung von generativer KI bei verschiedenen Akteursgruppen

Akteursgruppe Berufsschullehrkräfte	Akteursgruppe Studierende
▶ Unterrichtsvorbereitung ▶ Differenzierung ▶ Nachbereitung	▶ Lernhilfe ▶ Textstrukturierung ▶ Effizienzsteigerung ▶ Ideenfindung ▶ Kurzfristige Problemlösung

4.1 Perspektive der Berufsschullehrkräfte auf den Einsatz generativer KI

Die Auswertung der Interviews mit Berufsschullehrkräften ($n = 10$) zeigt, dass generative KI im Kontext der beruflichen Bildung überwiegend als unterstützendes Werkzeug genutzt wird. Alle befragten Personen an Berufskollegs berichten von eigenen Nutzungserfahrungen, wobei sich Unterschiede hinsichtlich der Intensitäten und bezüglich der Einsatzbereiche zeigen. Der Einsatz generativer KI erfolgt vor allem im Rahmen der Unterrichtsvorbereitung und Nachbereitung, etwa zur Strukturierung von Inhalten, zur sprachlichen Überarbeitung von Materialien oder zur Anpassung an unterschiedliche Lernvoraussetzungen. Generative KI wird von den Berufsschullehrkräften nicht als autonom handelndes System verstanden, sondern als Assistenz, deren Ergebnisse fachlich geprüft und didaktisch eingeordnet werden müssen. Die Verantwortung für Inhalte und Lernprozesse verbleibt aus Sicht der Berufsschullehrkräfte eindeutig bei ihnen selbst. Eine Berufsschullehrkraft bringt diese Haltung folgendermaßen zum Ausdruck: „Ich nutze KI als Unterstützung, aber ich verlasse mich nicht darauf. Am Ende muss ich selbst entscheiden, ob das fachlich und didaktisch passt“ (BSLK3). In der Rollenwahrnehmung verorten die Berufsschullehrkräfte generative KI klar als Werkzeug und nicht als Ersatz für pädagogisches Handeln. Pädagogische Kernaufgaben wie Beziehungsarbeit, Lernbegleitung und Leistungsbewertung werden als nicht delegierbar beschrieben. Dies verdeutlicht folgende Aussage: „KI kann mir Arbeit abnehmen, aber sie kann keine Beziehung zu den Schülerinnen und Schülern aufbauen. Das bleibt meine Aufgabe“ (BSLK4). Als zentrale Chancen benennen die Berufsschullehrkräfte die zeitliche Entlastung sowie die erleichterte Differenzierung von Lernmaterialien. Mehrere Berufsschullehrkräfte (BSLK3, BSLK6, BSLK8) berichten zudem von einer reflexiven Wirkung des KI-Einsatzes auf das eigene didaktische Handeln, etwa durch eine bewusstere Auseinandersetzung mit der Struktur und Verständlichkeit von Erklärungen: „Wenn ich mit KI arbeite, merke ich oft erst, wie ich selbst erkläre. Das zwingt mich, meine Inhalte klarer zu strukturieren“ (BSLK6). Gleichzeitig äußern die Berufsschullehrkräfte deutliche Bedenken. Häufig wird die Sorge angesprochen, dass Lernende KI-generierte Inhalte unreflektiert übernehmen könnten (BSLK2, BSLK4, BSLK7, BSLK10). In diesem Zusammenhang wird ein möglicher Rückgang eigenständiger Denkprozesse thematisiert: „Die Antworten sehen oft gut aus, aber man weiß nicht, ob wirklich verstanden wurde. Das ist für mich die größte Gefahr“ (BSLK7). Mehrere Aussagen deuten darauf hin, dass mögliche negative Effekte des KI-Einsatzes nicht unmittelbar sichtbar seien, sondern sich erst langfristig in Lern- und Arbeitsweisen zeigen könnten (BSLK3, BSLK7, BSLK10). Neben lernbezogenen Herausforderungen verweisen die Berufsschullehrkräfte auf institutionelle Hindernisse wie fehlende Leitlinien, rechtliche Unsicherheiten und

begrenzte Fortbildungsangebote. Der Umgang mit generativer KI wird vielfach als individuell organisiert beschrieben, ohne klare institutionelle Rahmung (BSLK1, BSLK3, BSLK6, BSLK9).

Des Weiteren thematisieren mehrere Berufsschullehrkräfte (BSLK3, BSLK6, BSLK10) Unsicherheiten im Umgang mit Leistungsbewertung im Zusammenhang mit der Nutzung generativer KI. Vor allem bei schriftlichen Arbeiten wird die Nachvollziehbarkeit individueller Leistungen als zunehmend schwierig beschrieben. Die Berufsschullehrkräfte verweisen darauf, dass herkömmliche Bewertungsformate an Aussagekraft verlieren könnten, wenn nicht mehr eindeutig erkennbar ist, in welchem Umfang Leistungen eigenständig erbracht wurden: „Bei Hausarbeiten oder schriftlichen Aufgaben weiß man oft nicht mehr, was wirklich von den Lernenden kommt. Das macht eine faire Bewertung schwierig“ (BSLK10). In diesem Zusammenhang äußern die Berufsschullehrkräfte ein verändertes Erleben professioneller Kontrolle. Die Intransparenz KI-gestützter Lernprozesse wird weniger als technisches Problem beschrieben, sondern als Herausforderung für pädagogische Verantwortung und professionelle Handlungssicherheit: „Früher konnte man eher einschätzen, wie jemand arbeitet. Mit KI verschwimmen diese Grenzen, und man verliert ein Stück Kontrolle über den Lernprozess“ (BSLK3). Neben Fragen der Bewertung verweisen einige Berufsschullehrkräfte auch auf normative Unsicherheiten. Diese betreffen weniger formale Regelungen als vielmehr die Frage, welche Formen des KI-Einsatzes pädagogisch angemessen sind. Mehrere Berufsschullehrkräfte berichten, dass sie sich im Spannungsfeld zwischen Ermöglichung, Kontrolle und Fairness bewegen, ohne dabei auf klare Orientierungsmaßstäbe zurückgreifen zu können: „Man fragt sich ständig, wo man die Grenze ziehen soll. Verbieten fühlt sich falsch an, aber alles zuzulassen auch“ (BSLK6).

Hinsichtlich notwendiger Kompetenzen betonen die Berufsschullehrkräfte fachliche Urteilskraft, kritisches Denken sowie didaktische und reflexive Fähigkeiten. Ein verantwortungsvoller Umgang mit generativer KI wird als Bestandteil professionellen Handelns verstanden.

4.2 Perspektive der Studierenden der beruflichen Lehrerbildung auf den Einsatz generativer KI

Die Analyse der Interviews mit Studierenden der beruflichen Lehrerbildung (im Folgenden Studierende; $n = 20$) zeigt, dass generative KI für viele von ihnen ein selbstverständlicher Bestandteil des Studienalltags ist. In diesem Abschnitt stehen ihre Erfahrungen und Deutungen in der Rolle als Lernende im Vordergrund. Alle befragten Studierenden berichten von regelmäßigen Nutzungserfahrungen, wobei Intensität und Nutzungskontexte variieren. Der Einsatz generativer KI ist häufig an Abgabephasen, Prüfungen oder besonders anspruchsvolle Lerninhalte gekoppelt. SBL nutzen generative KI vor allem zur Erklärung fachlicher Inhalte, zur Zusammenfassung umfangreicher Texte sowie zur Strukturierung von Aufgaben und Arbeiten. Viele beschreiben (SBL2, SBL5, SBL11, SBL19), dass KI dann eingesetzt wird, wenn Verständnisschwierigkeiten auftreten oder schnelle Orientierung benötigt wird. Eine Studierende beschreibt dies wie folgt: „Wenn ich etwas nicht verstehe, frage ich zuerst die KI. Das ist einfach schneller, als lange im Skript zu suchen“ (SBL2). Darüber hinaus wird generative KI als Unterstützung in frühen Phasen der Ideenfindung genutzt. Die Möglichkeit, Inhalte mehrfach oder in vereinfachter Form erklärt zu bekommen, wird als entlastend wahrgenom-

men. In der Rollenwahrnehmung beschreiben die Studierenden generative KI überwiegend als Lernhilfe und nicht als Ersatz für Lehrpersonen: „Die KI erklärt mir Dinge, aber sie ist keine Lehrkraft. Am Ende muss ich selbst verstehen, was ich da abgebe“ (SBL8). Als zentrale Chancen benennen die Studierenden insbesondere Zeitersparnis, Effizienzsteigerung und die jederzeitige Verfügbarkeit von Unterstützung. Mehrere Studierende (SBL6, SBL11, SBL15) berichten, dass sich Lernprozesse dadurch flexibler gestalten lassen: „Man kann lernen, wann man will. Wenn ich abends noch eine Frage habe, hilft mir die KI sofort“ (SBL11). Neben diesen Vorteilen äußern die Studierenden auch kritische Einschätzungen. Ein häufig genanntes Risiko ist die Gefahr einer zunehmenden Abhängigkeit von KI-Systemen. Einige Studierenden (SBL10, SBL15, SBL18) beschreiben, dass Lernen ohne KI zunehmend als anstrengender erlebt wird: „Man merkt schon, dass man sich daran gewöhnt. Ohne KI fühlt sich Lernen manchmal viel mühsamer an“ (SBL15). Zudem wird die inhaltliche Zuverlässigkeit KI-generierter Ergebnisse thematisiert, vor allem bei komplexeren Fragestellungen. In diesem Zusammenhang beschreiben die Studierenden ein Spannungsfeld zwischen kognitiver Entlastung und eigenständiger Auseinandersetzung: „Es hilft, schnell eine Antwort zu bekommen, aber man darf sich nicht darauf verlassen, dass alles stimmt“ (SBL19). Als Hindernisse nennen die Studierenden die fehlende institutionelle Orientierung sowie Unsicherheiten hinsichtlich der Legitimität bestimmter Nutzungsformen. Die Verantwortung für einen reflektierten Umgang mit generativer KI wird überwiegend als individuell wahrgenommen.

4.3 Schlussfolgerung Studierender der beruflichen Lehrerbildung in ihrer Perspektive als angehende Berufsschullehrkräfte

Die Interviews zeigen, dass Studierende der beruflichen Lehrerbildung aus ihren bisherigen Erfahrungen mit generativer KI differenzierte Schlussfolgerungen für ihre zukünftige Lehrpraxis ziehen. Im Fokus stehen dabei ihre Überlegungen und Intentionen in der Rolle als angehende Berufsschullehrkräfte. Mehrere Studierende (SBL8, SBL9, SBL13, SBL15) betonen, dass sie generative KI in ihrer späteren Unterrichtspraxis bewusst als didaktisches Mittel einsetzen möchten, jedoch nicht als Ersatz für eigenes pädagogisches Handeln. Die Verantwortung für die Gestaltung von Lernprozessen wird klar bei der Lehrkraft verortet. Eine angehende Berufsschullehrkraft formuliert dies folgendermaßen: „Für meine spätere Unterrichtspraxis nehme ich vor allem mit, dass KI kein Ersatz für Unterricht ist. Sie kann unterstützen, aber die didaktische Entscheidung liegt immer bei mir als Lehrkraft“ (SBL8). Ein wiederkehrendes Motiv (SBL9, SBL11, SBL15, SBL19) in den Aussagen ist der Anspruch, generative KI so einzusetzen, dass eigenständiges Denken der Lernenden gefördert wird. KI wird kritisch gesehen, wenn sie primär zur Abkürzung von Lernprozessen genutzt wird: „Ich möchte KI im Unterricht so einsetzen, dass die Schülerinnen und Schüler trotzdem selbst denken müssen. Wenn KI nur Antworten liefert, bringt das nichts für den Lernprozess“ (SBL9). Darüber hinaus zeigen die Interviews ein ausgeprägtes Bewusstsein für die professionelle Verantwortung von Lehrkräften im Umgang mit generativer KI. Die Studierenden sehen es als ihre Aufgabe an, den Einsatz von KI im Unterricht anzuleiten und transparent zu gestalten: „Mir ist klar geworden, dass es meine Aufgabe sein wird, den Umgang mit KI anzuleiten. Wenn ich das nicht tue, nutzen die Lernenden sie irgendwie, aber nicht unbedingt sinnvoll“ (SBL13). Mehrere Studierende (SBL8, SBL13, SBL15) äußern zudem die Absicht, den Einsatz generativer

KI im Unterricht bewusst zu begrenzen und kontextabhängig zu gestalten. Bei neuen oder anspruchsvollen Lerninhalten wird eine zu frühe Nutzung von KI kritisch betrachtet: „Ich würde KI im Unterricht nicht ständig einsetzen. Bei schwierigen Themen finde ich es wichtig, dass die Lernenden erst selbst sich mit der Materie auseinandersetzen und KI dann unterstützend nutzen“ (SBL15). Ein weiterer Schwerpunkt liegt auf der Förderung reflexiver und metakognitiver Kompetenzen. Die Studierenden betonen, dass ein lernförderlicher Einsatz generativer KI nur dann möglich ist, wenn KI-Ergebnisse kritisch hinterfragt werden: „Ich habe gemerkt, dass KI nur dann hilft, wenn man die Antworten hinterfragt. Das würde ich später auch mit meinen Klassen thematisieren“ (SBL19). Abschließend verorten mehrere Studierende generative KI im Spannungsfeld zwischen kurzfristiger Effizienz und langfristiger Kompetenzentwicklung: „Kurzfristig spart KI Zeit, aber langfristig geht es darum, dass die Lernenden Kompetenzen entwickeln. Darauf würde ich meinen Unterricht ausrichten“ (SBL11).

Tabelle 2: Übersicht zu Chancen und Risiken der Nutzung von KI abgeleitet aus den Interviews mit den Studierenden

Chancen	Risiken
▶ Zeitersparnis	▶ Abhängigkeit von KI
▶ Effizienzsteigerung	▶ Reduziertes eigenständiges Denken
▶ Individuelle Unterstützung	▶ Unsicherheit bei Leistungsbewertung
▶ Reflexion des eigenen Handelns	

5 Diskussion

Die Ergebnisse zeigen, dass generative KI in der aktuellen Praxis von Berufsschullehrkräften und in den professionellen Zukunftsvorstellungen angehender Berufsschullehrkräfte eine relevante Rolle einnimmt. Zentral ist dabei nicht allein die Fragestellung, ob generative KI genutzt wird, sondern wie sie im Verhältnis zu pädagogischer Verantwortung, didaktischer Steuerung und langfristiger Kompetenzentwicklung gedeutet wird. Während Berufsschullehrkräfte generative KI bereits in konkrete schulische Arbeits- und Entscheidungsprozesse integrieren, beziehen sich die Studierenden der beruflichen Lehrerbildung in ihrer Perspektive als angehende Lehrkräfte vor allem auf antizipierte Einsatzformen. Die Diskussion arbeitet daher heraus, welche Gemeinsamkeiten und Unterschiede zwischen aktueller professioneller Nutzung und geplanter zukünftiger Nutzung bestehen.

5.1 Nutzung generativer KI im Spannungsfeld

Ein zentrales Merkmal der Ergebnisse ist die deutliche Differenz zwischen der aktuellen Nutzung generativer KI durch Berufsschullehrkräfte und durch Studierende. Diese Unterschiede lassen sich weniger als Ausdruck grundlegend verschiedener Haltungen gegenüber generativer KI verstehen, sondern vielmehr als Folge der jeweiligen Rollen, Verantwortlichkeiten und institutionellen Einbettungen. Während Berufsschullehrkräfte generative KI im Rahmen ihrer professionellen Praxis einsetzen, beziehen sich die Studierenden vor allem auf

ihre gegenwärtige Rolle als Lernende. Lehrkräfte nutzen generative KI vor allem dort, wo sie Unterstützung bei der Vorbereitung, Strukturierung oder Differenzierung von Unterricht benötigen. Ihr KI-Einsatz ist damit in konkrete schulische Arbeitsroutinen eingebunden und auf die Bewältigung aktueller Anforderungen bezogen. Dabei bleibt die fachliche Kontrolle der Inhalte ebenso zentral wie die pädagogische Verantwortung für Lernprozesse. Demgegenüber nutzen die Studierenden generative KI zur Klärung von Verständnisproblemen, zur Strukturierung komplexer Inhalte oder zur Bewältigung arbeitsintensiver Lernphasen. In dieser Perspektive erscheint generative KI weniger als didaktisches Instrument, sondern vielmehr als jederzeit verfügbare Lernressource oder als eine Art Sparringspartner im Lernprozess. Im Mittelpunkt steht dabei die Fragestellung, wie generative KI das eigene Lernen unterstützen kann, ohne eigenständige Denkprozesse zu ersetzen oder Lernprozesse lediglich zu verkürzen. Die Ergebnisse verdeutlichen, dass generative KI im Bildungskontext keine festgelegte Funktion erfüllt, sondern je nach Rolle unterschiedlich gerahmt wird. Für Berufsschullehrkräfte erscheint sie vor allem als Instrument aktueller professioneller Arbeitsentlastung und Unterrichtsvorbereitung. Für Studierende steht dagegen die Unterstützung eigener Lernprozesse im Vordergrund. Über ihre gegenwärtige Rolle als Lernende hinaus beziehen sich die Studierenden zum Teil auch auf zukünftige Einsatzmöglichkeiten generative KI in ihrer späteren Tätigkeit als Berufsschullehrkräfte. Diese Aussagen sind weniger durch etablierte Unterrichtsroutinen geprägt als durch normative und didaktische Vorstellungen darüber, wie KI später lernförderlich eingesetzt werden soll. Die eigenen Nutzungserfahrungen der Studierenden als Lernende bilden dabei einen wichtigen Erfahrungshintergrund, aus dem sie Schlussfolgerungen für eine spätere pädagogische Steuerung der KI-Nutzung ableiten. Damit verbindet sich in ihrer Perspektive die individuelle Erfahrung mit generativer KI als Lernhilfe mit dem Anspruch, deren Einsatz im Unterricht nicht unreguliert zu lassen, sondern didaktisch zu rahmen.

5.2 Effizienz, Entlastung und veränderte Lernpraktiken

Sowohl Lehrkräfte als auch Studierende beschreiben Effizienzgewinne als einen zentralen Mehrwert generativer KI. Sowohl die Zeitersparnis als auch die flexible Verfügbarkeit und die Möglichkeit, Inhalte schnell und adäquat anpassen zu können oder zu verdichten, werden wiederholt hervorgehoben. Über diese unmittelbaren Vorteile hinaus verweisen die Befunde jedoch auf eine Veränderung von Lernpraktiken, vor allem aufseiten der Studierenden. Als Lernpraktiken verstehen die Autoren hierbei die konkreten Handlungen, Routinen und Strategien, die Lernende im Rahmen ihrer Lernprozesse anwenden, um Wissen, Kompetenzen oder Fähigkeiten zu erwerben, zu vertiefen oder auch anzuwenden. Lernen wird dabei zunehmend unabhängig von festen zeitlichen und räumlichen Strukturen organisiert und somit insgesamt flexibler ausgestaltet. Die Nutzung generativer KI ermöglicht es hierbei, Lernprozesse situativ fortzusetzen und individuell zu steuern, ohne auf formale Unterstützungsangebote, sprich geplante, institutionalisierte Maßnahmen und Strukturen, die die Lernenden gezielt beim Erwerb von Wissen, Kompetenzen oder Fähigkeiten unterstützen, angewiesen zu sein. Diese Entwicklung verweist auf eine stärkere Individualisierung von Lernprozessen (vgl. Wesemann 2014, S. 24ff.; vgl. Beutner/Kremer/Zoyke 2013, S. 143ff.), wirft jedoch zugleich Fragen nach der Tiefe und Nachhaltigkeit des Lernens auf. Die Ergebnisse legen

nahe, dass generative KI vor allem Prozesse unterstützt, die auf Orientierung, Strukturierung und kurzfristige Problemlösung ausgerichtet sind. Gerade hier zeigt sich eine relevante Differenz zwischen aktueller und geplanter Nutzung: Während Berufsschullehrkräfte KI bereits funktional zur Bewältigung konkreter Unterrichtsanforderungen einsetzen, reflektieren die Studierenden aus ihrer antizipierten Rolle als zukünftige Lehrkräfte heraus stärker die Gefahr, dass eine zu frühe oder unreflektierte Nutzung eigenständige Denkprozesse schwächen könnte. Inwieweit die Nutzung generativer KI – vor allem bei einer auf Orientierung, Strukturierung und kurzfristige Problemlösung ausgerichteten Verwendung – zu einem vertieften Verständnis und zu einer langfristigen Kompetenzentwicklung beiträgt, lässt sich auf Grundlage der vorliegenden Befunde nicht abschließend beurteilen.

Tabelle 3: Veränderte Lernpraktiken durch KI-Nutzung abgeleitet aus den Interviews mit Berufsschullehrkräften und Studierenden

Klassische Lernpraktiken, ohne KI	Lernpraktiken mit KI
▶ Feste Strukturen ▶ Standardisierte zeitliche und räumlich Bindung ▶ Einzel- oder Gruppenarbeiten	▶ Flexibel ▶ Individuell ▶ Situatives Fortsetzen ▶ Schnelle Orientierung ▶ Kurzfristige Problemlösung

5.3 Herausforderungen jenseits unmittelbarer Sichtbarkeit

Besonders hervorzuheben ist die Wahrnehmung, dass zentrale Problemlagen des Einsatzes generativer KI nicht unmittelbar erkennbar sind. Diese Problemlage wird von beiden Gruppen geteilt, jedoch unterschiedlich akzentuiert. Die Berufsschullehrkräfte beziehen sie stärker auf gegenwärtige Schwierigkeiten der Diagnose, Bewertung und Einschätzung individueller Leistungen. Die Studierenden als angehende Berufsschullehrkräfte betrachten sie eher als zukünftige didaktische Herausforderung, der durch Anleitung, Transparenz und Reflexion begegnet werden sollte. Sowohl Lehrkräfte als auch Studierende beschreiben mögliche negative Effekte als Entwicklungen, die sich erst mit zeitlichem Abstand zeigen könnten. Dazu zählen eine zunehmende Abhängigkeit von KI-Systemen, eine geringere Bereitschaft zur eigenständigen Auseinandersetzung mit fachlichen Inhalten sowie die Gefahr, formale Qualität mit tatsächlichem Verständnis gleichzusetzen (vgl. Beutner 2025, S. 145ff.).

Diese zeitliche Verzögerung erschwert die pädagogische Einschätzung von Lernprozessen. KI-generierte Ergebnisse können sprachlich und strukturell überzeugend wirken, ohne dass sie auf einer vertieften inhaltlichen Durchdringung beruhen. Für Lehrkräfte wird es dadurch schwieriger, tatsächliche Lernstände zuverlässig zu beurteilen. Diese Herausforderung betrifft Berufsschullehrkräfte bereits in ihrer aktuellen Praxis. Die Studierenden greifen denselben Problembereich auf, formulieren ihn jedoch stärker präventiv und möchten KI später so einsetzen, dass Lernende Ergebnisse nicht nur übernehmen, sondern deren Entstehung, Qualität und Grenzen reflektieren. Damit verschiebt sich die pädagogische Herausforderung von der Bewertung sichtbarer Leistungen hin zur Reflexion weniger unmittelbar greifbarer Lernprozesse. Der Vergleich zeigt, dass diese Verschiebung auf zwei Ebenen relevant wird:

in der aktuellen Berufsschulpraxis als Problem von Diagnose und Bewertung sowie in der beruflichen Lehrerbildung als Aufgabe, angehende Lehrkräfte auf die didaktische Sichtbarmachung von Lernprozessen vorzubereiten.

5.4 Verantwortung zwischen individueller Praxis und institutioneller Rahmung

Die Ergebnisse verweisen zudem auf eine unklare Verteilung von Verantwortung im Umgang mit generativer KI. Im Vergleich zwischen Berufsschullehrkräften und Studierenden als angehende Berufsschullehrkräfte wird deutlich, dass sich die Wahrnehmung von Verantwortung unterschiedlich konkretisiert. Berufsschullehrkräfte müssen bereits jetzt unter unsicheren und differierenden institutionellen Bedingungen Entscheidungen über zulässige Nutzung, Bewertung und pädagogische Steuerung treffen. Verantwortung erscheint hier als unmittelbare Anforderung der aktuellen Berufspraxis. Die Studierenden formulieren Verantwortung dagegen stärker als zukünftigen professionellen Anspruch, Lernende angemessen im Umgang mit KI anzuleiten, Nutzungsformen transparent zu machen und Reflexionsprozesse zu fördern. Die eigenen Nutzungserfahrungen der Studierenden als Lernende bilden hierfür einen wichtigen Hintergrund: Da sie KI im Studium überwiegend als individuelle Lernstrategie erfahren, übertragen sie die Frage nach verantwortlicher Nutzung auf ihre zukünftige Rolle als berufsbildende Lehrkräfte. Gleichzeitig verweisen beide Gruppen auf institutionelle Orientierung. Klare Leitlinien, curriculare Vorgaben oder systematisch angelegte Fortbildungsangebote werden nur selten benannt. Diese Konstellation führt dazu, dass generative KI zwar breit genutzt wird, jedoch überwiegend informell und ohne verbindliche didaktische Rahmung. Pädagogische Steuerung erfolgt damit vor allem auf individueller Ebene: Bei den Berufsschullehrkräften zeigt sich die Individualisierung in situativen Einzelentscheidungen der schulischen Praxis, bei den Studierenden in der Entwicklung persönlicher Orientierungen für eine spätere Berufspraxis. Die Ergebnisse legen nahe, dass diese institutionelle Zurückhaltung das Risiko ungleicher Nutzungskompetenzen verstärkt und reflektierte Lernprozesse erschwert. Ein nachhaltiger Umgang mit generativer KI erfordert daher nicht nur individuelle Reflexion, sondern auch organisationale und curriculare Entscheidungen.

5.5 Kompetenzanforderungen jenseits technischer Fertigkeiten

In Bezug auf die notwendigen Kompetenzen zeigt sich ein weitgehender Konsens zwischen Lehrkräften und Studierenden. Ein reflektierter Umgang mit generativer KI wird nicht primär als technische Herausforderung verstanden. Stattdessen rücken fachliche Urteilskraft, kritisches Denken, Reflexionsfähigkeit und Selbstregulation in den Vordergrund. Dabei unterscheiden sich jedoch die Funktionsbezüge dieser Kompetenzen. Bei Berufsschullehrkräften beziehen sie sich vor allem auf die Prüfung, Anpassung und Begrenzung von KI-Ergebnissen in realen Unterrichtskontexten. Bei Studierenden als angehende Berufsschullehrkräfte treten dieselben Kompetenzen stärker als zukünftige Vermittlungsaufgabe hervor: Sie wollen Lernende dazu befähigen, KI-generierte Ergebnisse kritisch zu prüfen, eigene Denkprozesse sichtbar zu machen und den Einsatz von KI selbstreguliert zu gestalten. Diese Befunde verdeutlichen, dass generative KI grundlegende bildungsbezogene Anforderungen nicht ersetzt, sondern vielmehr verschärft. Der Einsatz generativer KI verstärkt bestehende Spannungen zwischen Effizienzorientierung und nachhaltiger Kompetenzentwicklung. Während KI kurz-

fristig entlasten und Lernprozesse beschleunigen kann, hängt ihr pädagogischer Mehrwert entscheidend davon ab, ob sie in Lernarrangements eingebettet wird und die kognitive Aktivierung und metakognitive Auseinandersetzung fördert. Lernen entsteht somit nicht durch den Einsatz der Technologie selbst, sondern durch die didaktische Gestaltung ihres Einsatzes. Der Vergleich beider Gruppen verdeutlicht somit, dass KI-bezogene Kompetenz in der beruflichen Bildung doppelt zu verstehen ist: zum einen als Teil professioneller Handlungskompetenz der Lehrkraft, zum anderen als Kompetenz, die bei Lernenden systematisch angebahnt und gefördert werden muss.

5.6 Bedeutung für die berufliche Bildung und die Lehrerbildung

Für die berufliche Bildung und die Lehrerbildung zeigen die Ergebnisse, dass generative KI bereits fester Bestandteil schulischer und studienbezogener Praktiken ist, unabhängig davon, ob ihr Einsatz institutionell explizit thematisiert oder systematisch begleitet wird. Dies könnte auch für die betrieblichen Bereiche beruflicher Bildung gelten, die in dieser Studie jedoch nicht im Fokus der Betrachtung standen, sodass hier entsprechende Aussagen nicht getroffen werden können. Dabei betrifft KI in der aktuellen schulischen Berufsschulpraxis vor allem Fragen der Unterrichtsgestaltung, Bewertung und Handlungssicherheit, während in der Lehrerbildung die Vorbereitung angehender Lehrkräfte auf eine reflektierte, didaktisch begründete und lernförderliche KI-Nutzung im Mittelpunkt steht. Ein bewusster Verzicht auf ihre Thematisierung würde daher bedeuten, zentrale Veränderungen von Lern- und Arbeitsprozessen unbeachtet zu lassen. Gleichzeitig machen die Befunde deutlich, dass der pädagogische Ertrag generativer KI nicht aus ihrer bloßen Verfügbarkeit oder Nutzung entsteht. Entscheidend ist vielmehr, inwieweit Lehrkräfte in der Lage sind, generative KI didaktisch zu rahmen, fachlich einzuordnen und lernprozessorientiert einzusetzen. Ohne eine solche Rahmung bleibt der Einsatz generativer KI häufig auf individuelle Praktiken beschränkt und folgt vornehmlich Effizienz- und Entlastungslogiken, während Fragen nachhaltiger Kompetenzentwicklung und professioneller Verantwortung in den Hintergrund treten. Für die Lehrerbildung im Bereich der beruflichen Bildung ergibt sich daraus die Notwendigkeit, generative KI systematisch in Professionalisierungsprozesse einzubeziehen. Dies betrifft nicht nur den Erwerb technischer Fertigkeiten, sondern vor allem die Entwicklung didaktischer, reflexiver und metakognitiver Kompetenzen, die es angehenden und praktizierenden Lehrkräften ermöglichen, KI als Lernanlass zu gestalten und nicht als Ersatz für fachliches Denken. Generative KI wird damit zu einem Prüfstein professionellen Handelns, an dem sich zeigt, wie Lehrkräfte Lernprozesse strukturieren, kognitive Aktivierung fördern und Verantwortung für nachhaltiges Lernen übernehmen. Der Vergleich zwischen Berufsschullehrkräften und Studierenden als angehende Berufsschullehrkräfte zeigt somit, dass Professionalisierung auf beiden Ebenen ansetzen muss: zum einen an den bereits sichtbaren Herausforderungen schulischer Praxis, zum anderen an den zukünftigen Kompetenzanforderungen angehender Lehrkräfte. Insgesamt legen die Ergebnisse nahe, dass generative KI für die berufliche Bildung nicht als isolierte Innovation zu verstehen ist, sondern als Impuls, bestehende Konzepte von Unterricht, Lernen und Professionalisierung weiterzuentwickeln. Für die Berufsbildung und die Lehrerbildung bedeutet dies, Rahmenbedingungen zu schaffen, die einen reflektierten,

didaktisch fundierten und bildungsorientierten Umgang mit generativer KI unterstützen und zugleich die professionelle Handlungssicherheit von Lehrkräften stärken.

6 Limitationen

Die Ergebnisse dieser Studie sind vor dem Hintergrund ihres qualitativen Forschungsdesigns zu interpretieren. Die Untersuchung basiert auf einer begrenzten Anzahl leitfadengestützter Interviews mit Berufsschullehrkräften und Studierenden in der beruflichen Lehrerbildung und zielt auf eine vertiefte Analyse subjektiver Wahrnehmungen und Nutzungspraxen, nicht auf statistische Generalisierbarkeit. Die Befunde sind daher nicht ohne Weiteres auf alle Lernenden der beruflichen Bildung oder auf Berufsschüler/-innen im Allgemeinen übertragbar. Vielmehr beziehen sie sich auf die untersuchten Akteursgruppen und deren spezifische Erfahrungs- und Deutungshorizonte im Kontext beruflicher Lehrerbildung und berufsschulischer Praxis. Zudem beruhen die Befunde auf Selbstauskünften der Befragten, sodass Abweichungen zwischen berichteten und tatsächlichen Praktiken nicht ausgeschlossen werden können. Da es sich bei generativer KI um ein dynamisches und sich rasch entwickelndes Feld handelt, sind die Ergebnisse als zeitlich gebundene Momentaufnahme zu verstehen. Institutionelle Entscheidungsprozesse und organisationale Steuerungsmechanismen wurden nicht direkt untersucht, sondern ausschließlich aus der Perspektive der beteiligten Akteure rekonstruiert. Eine weitere Limitation besteht darin, dass die Studie vor allem den schulischen bzw. lehrkräftebezogenen Bereich beruflicher Bildung adressiert. Die betriebliche Seite der Berufsbildung, die im dualen System eine zentrale Rolle einnimmt, wurde in dieser Studie empirisch nicht einbezogen. Damit bleiben Fragen nach dem Einsatz generativer KI in betrieblichen Ausbildungsprozessen, nach veränderten Arbeitsabläufen sowie nach neuen Kompetenzanforderungen in Unternehmen weitgehend offen. Zukünftige Forschung sollte daher stärker untersuchen, wie generative KI in der betrieblichen Berufsausbildung genutzt wird und welche Auswirkungen technologische Entwicklungen wie KI-Agenten auf Lernprozesse, Prozessstrukturen, Rollenanforderungen und berufliche Handlungskompetenz haben.

7 Schlussfolgerung

Die vorliegende Studie hatte das Ziel, den Umgang mit generativer KI in der beruflichen Bildung aus der Perspektive zweiter zentraler Akteursgruppen zu untersuchen: Berufsschullehrkräfte einerseits und Studierende der beruflichen Fachrichtungen bzw. angehende Lehrkräfte der beruflichen Bildung andererseits. Im Anschluss an die leitenden Forschungsfragen wurde analysiert, wie diese Gruppen generative KI nutzen, welche Chancen und Risiken sie wahrnehmen und welche Kompetenzen sie für einen reflektierten Einsatz als notwendig erachten. Entsprechend der Anlage des Beitrags liegt der Fokus auf dem schulischen und lehrkräftebezogenen Bereich beruflicher Bildung. Auf Grundlage qualitativer Interviews konnten unterschiedliche Nutzungspraxen, Deutungen und Erwartungen rekonstruiert werden, die einen differenzierten Einblick in den gegenwärtigen Umgang mit generativer KI in diesem spezifischen Teilbereich beruflicher Bildung ermöglichen.

Die Ergebnisse machen deutlich, dass sich der Einsatz generativer KI stark an den jeweiligen Rollen, Verantwortlichkeiten und institutionellen Einbettungen der Befragten orientiert. Berufsschullehrkräfte nutzen generative KI vor allem als unterstützendes Instrument im Rahmen der Unterrichtsvorbereitung, zur Strukturierung von Inhalten und zur Differenzierung von Lernmaterialien. Dabei steht für sie die fachliche Kontrolle ebenso im Vordergrund wie die pädagogische Verantwortung für Lernprozesse. Studierende der beruflichen Fachrichtungen bzw. angehende Lehrkräfte der beruflichen Bildung nehmen generative KI aus einer doppelten Perspektive wahr: Einerseits nutzen sie KI als Lernende zur Erklärung, Zusammenfassung und Strukturierung von Inhalten sowie zur Entlastung in arbeitsintensiven Studienphasen. Anderseits beziehen sie diese Erfahrungen auf ihre zukünftige Rolle als Lehrkräfte und entwickeln daraus Vorstellungen darüber, wie KI in ihrem zukünftigen Arbeitsalltag didaktisch gerahmt, begrenzt und lernförderlich eingesetzt werden kann. Diese unterschiedlichen Nutzungsweisen zeigen, dass generative KI im Bildungskontext keine einheitliche Funktion erfüllt, sondern je nach Akteursperspektive unterschiedlich gerahmt wird: als Instrument aktueller professioneller Arbeitsentlastung, als individuelle Lernressource und als Gegenstand zukünftiger didaktischer Gestaltung. Über beide Gruppen hinweg werden Effizienzgewinne, flexible Zugänglichkeit und individualisierte Unterstützung als zentrale Potenziale generativer KI beschrieben. Gleichzeitig verweisen die Ergebnisse auf eine Reihe von Herausforderungen, die mit dem Einsatz dieser Technologie verbunden sind. Dazu zählen insbesondere die Gefahr einer zunehmenden Abhängigkeit von KI-Systemen, eine mögliche Reduktion eigenständiger kognitiver Auseinandersetzung sowie die Entstehung eines Kompetenzgefühls, das nicht zwangsläufig mit einem vertieften Verständnis einhergeht. Auffällig ist, dass diese Risiken von den Befragten häufig nicht als unmittelbar sichtbar beschrieben werden, sondern vielmehr als Entwicklungen, die sich erst mit zeitlichem Abstand in Lern- und Arbeitsweisen bemerkbar machen könnten. Damit verschiebt sich die pädagogische Herausforderung von der vorrangigen Bewertung sichtbarer Handlungsprodukte, sprich Unterrichts- bzw. Lernergebnisse, hin zur Diagnose und Sichtbarmachung weniger unmittelbar greifbarer Lernprozesse. Die mögliche Gefahr besteht darin, dass KI-generierte Ergebnisse sprachlich, formal und strukturell überzeugend erscheinen können, ohne dass ihnen eine eigenständige fachliche Durchdringung zugrunde liegt.

Diese Befunde lassen sich in Beziehung zu Forschung zu transversalen Kompetenzen setzen, in der ebenfalls Diskrepanzen zwischen pädagogischer Intention und tatsächlicher Anwendung durch Lernende beschrieben werden. Insbesondere weniger sichtbare, intrapersonale Kompetenzen und die ihnen zugrunde liegenden selbstregulativen und metakognitiven Prozesse. Darüber hinaus verweisen die qualitativen Befunde auf weitere Bedingungen, welche die Aktivierung transversaler Kompetenzen erschweren können. Dazu zählen reproduktionsorientierte Prüfungsformate, die eigenständiges und kreatives Denken begrenzen, sowie die unkritische Übernahme KI-generierter Inhalte, durch die eine eigenständige Prüfung von Informationen ausbleibt (vgl. Beutner/Lüttke 2025, S. 69ff.). Ein weiterer zentraler Befund betrifft die institutionelle bzw. organisatorische Ebene. Die Interviews deuten auf eine unklare Verantwortungsverteilung im Umgang mit generativer KI hin. Während Studierende den Einsatz weitgehend als individuelle Entscheidung erleben und Lehrkräfte sich zwar verantwortlich fühlen, zugleich aber auf fehlende strukturelle und organisatorische Orientie-

rung verweisen, bleibt eine gesamte systematische institutionelle Rahmung der Einsätze von KI häufig aus. Der Umgang mit generativer KI erfolgt damit vielfach informell und implizit sowie unabgestimmt, was die pädagogische Steuerung erschwert und Unterschiede in Nutzungskompetenzen und Einsatzfeldern potenziell verstärkt. Die Ergebnisse legen nahe, dass ein reflektierter Einsatz generativer KI nicht allein auf individueller Ebene verortet werden sollte, sondern institutionelle Rahmenbedingungen und curriculare Entscheidungen erfordert. Hinsichtlich der notwendigen Kompetenzen zeigt die Studie, dass ein verantwortungsvoller Umgang mit generativer KI deutlich über technische Fertigkeiten hinausgeht. Sowohl Berufsschullehrkräfte als auch Studierende betonen die Bedeutung von fachlicher Urteilskraft, kritischem Denken, Reflexionsfähigkeit und Selbstregulation. Dieses Ergebnis lässt sich auch in den Deutungen der Fachliteratur entsprechend nachzeichnen (vgl. Abdallah 2024, S. 1ff.; Tian/Zhang 2025, S. 1–9). Generative KI tritt damit nicht nur als technologische Innovation in Erscheinung, sondern auch als ein Faktor, der grundlegende bildungsbezogene Anforderungen sichtbar macht und zuspitzt, insbesondere im Spannungsfeld zwischen Effizienzorientierung und nachhaltiger Kompetenzentwicklung.

Es lässt sich festhalten, dass der Einsatz generativer KI-Tools nicht per se zu einer Verbesserung von Lernprozessen führt. Ihr pädagogisches Potenzial entfaltet sich vielmehr dann, wenn ihre Nutzung eigenständiges Denken, die Verknüpfung von Zusammenhängen und die Überprüfung des eigenen Verständnisses unterstützt. Entscheidend ist nicht die Technologie selbst, sondern die didaktische Gestaltung ihres Einsatzes. Die aktive Verarbeitung und eigenständige Weiterentwicklung von Lerninhalten, die kognitive Aktivierung und metakognitive Reflexion erweisen sich dabei als zentrale Bedingungen für einen lernförderlichen Umgang mit generativer KI. Wird KI hingegen primär zur Vereinfachung oder Beschleunigung von Lernprozessen genutzt, besteht die Gefahr, dass kurzfristige Effizienzgewinne zulasten nachhaltiger Kompetenzentwicklung gehen. Generative KI sollte daher nicht als Ersatz für Denken verstanden werden, sondern als didaktisches Mittel, das Denken anstößt, strukturiert und zur Reflexion herausfordert.

Abschließend ergibt sich aus den Befunden weiterer Forschungsbedarf hinsichtlich der tatsächlich vollzogenen Nutzung generativer KI und ihrer Bedeutung für Lern- und Arbeitsprozesse. Zukünftige Studien sollten Selbstauskünfte daher mit Prozess- und Produktdaten verbinden. Dabei könnten die Analyse von Prompts, KI-generierten Ausgaben, Überarbeitungsschritten und die daraus hervorgehenden Lernprodukte oder Unterrichtsmaterialien Aufschluss darüber geben, inwieweit die generative KI eigenständige Denk-, Prüf- und Reflexionsprozesse unterstützt oder ersetzt. Beispielsweise ließe sich in Verbindung mit Interviews, Beobachtungen oder Think-Aloud-Verfahren differenzierter untersuchen, unter welchen Bedingungen Effizienzgewinne mit vertieftem Verständnis und einer nachhaltigen Kompetenzentwicklung einhergehen. Darüber hinaus sollten zukünftige Studien auch die betriebliche Seite beruflicher Bildung sowie die institutionellen und curricularen Rahmenbedingungen des Einsatzes von KI stärker berücksichtigen.

Literatur

Abdallah, Mahmoud M. S.: Using selfregulated learning supported by artificial intelligence (AI) chatbots to develop EFL student teachers' selfexpression and reflective writing skills. In: Academic Journal of Faculty of Education, Assiut University 40 (2024) 9, S. 1–50

Awidi, Isaiah T.: Comparing expert tutor evaluation of reflective essays with marking by generative artificial intelligence (AI) tool. In: Computers And Education: Artificial Intelligence 6 (2024), 100226, S. 1–17. DOI: **https://doi.org/10.1016/j.caeai.2024.100226**

Bardach, Lisa; Emslander, Valentin; Kasneci, Enkelejda; Eitel, Alexander; Lindner, Marlit A.; Bailey, Drew H.: Research syntheses on AI in education offer limited educational insights. Preprint. 2025, S. 1–12. URL: **https://osf.io/dx6kt** (Stand: 16.06.2026)

Bastani, Hamsa; Bastani, Osbert; Sungu, Alp; Ge, Haosen; Kabakci, Özge; Mariman, Rei: Generative AI Without Guardrails Can Harm Learning: Evidence from High School Mathematics. The Wharton School Research Paper. SSRN. Proceedings of the National Academy of Sciences 122 (2025) 26, S. 1–68. DOI: **https://doi.org/10.2139/ssrn.4895486**

Bauer, Elisabeth; Sailer, Michael; Niklas, Frank; Greiff, Samuel; Sarbu-Rothsching, Sven; Zottmann, Jan M.; Kiesewetter, Jan; Stadler, Matthias; Fischer, Martin R.; Seidel, Tina; Urhahne, Detlef; Sailer, Maximilian; Fischer, Frank: Adaptive feedback from artificial intelligence in teacher education. An experimental replication in the field. In: Journal of Computer-Assisted Learning 41 (2025), S. 1–20. DOI: **https://doi.org/10.1111/jcal.13123**

Beutner, Marc: The use of generative AI in German School Education. In: Bastiaens, Theo (Hrsg.): Proceedings of EdMedia + Innovate Learning. Barcelona 2025, S. 135–143. URL: **https://www.learntechlib.org/primary/p/226138/** (Stand: 16.06.2026)

Beutner, Marc; Kremer, H.-Hugo; Zoyke, Andrea: Exploring Personalized Learning in the Context of the Transition System. In: Seifried, Jürgen; Wuttke, Eveline (Hrsg.): Transitions in Vocational Education. Research in vocational education 2. Opladen, Berlin, Toronto 2013, S. 143–162

Beutner, Marc; Lüttke, Jan-Phillip: Transversal skills in pedagogical settings: Empirical insights from quantitative and qualitative research. In: IADIS International Journal on WWW/Internet 23 (2025) 1, S. 69–85. URL: **https://iadisportal.org/ijwi/papers/2025230105.pdf** (Stand: 13.01.2026)

Böhme, Katrin; Mesenhöller, Janne: Meine Kollegin, die KI – Wie die Nutzung von Künstlicher Intelligenz das schulische Lehren und Lernen verändert. In: Schork, Sabrina (Hrsg.): Vertrauen in Künstliche Intelligenz. Wiesbaden 2024, S. 81–101. DOI: **https://doi.org/10.1007/978-3-658-43816-6_5**

Egloffstein, Marc; Kögler, Kristina; Ifenthaler, Dirk: Evidenzgestützte Entwicklung von onlinebasierten Lernangeboten zu Künstlicher Intelligenz in der beruflichen Bildung: Stakeholder-Perspektiven und Implementierung. In: Empirische Pädagogik 38 (2024) 1, S. 98–117. DOI: **https://doi.org/10.62350/RZIP6202**

Elstad, Eyvind: AI in Education: Rationale, principles, and instructional implications. arXiv. 2024, S. 1–23. URL: **https://arxiv.org/abs/2412.12116** (Stand: 16.06.2026)

Euler, Dieter: Kompetenzorientierung in der beruflichen Bildung. In: Arnold, Rolf; Lipsmeier, Antonius; Rohs, Matthias (Hrsg.): Handbuch Berufsbildung. Wiesbaden 2020, S. 205–217. DOI: **https://doi.org/10.1007/978-3-658-19312-6_18**

Gu, Jiahe; Yan, Zi: Effects of GenAI Interventions on Student Academic Performance: A Meta-Analysis. In: Journal Of Educational Computing Research 63 (2025) 6, S. 1460–1492. DOI: **https://doi.org/10.1177/07356331251349620**

Happ, Roland; Kögler, Kristina; Schmidt, Jacqueline; Egloffstein, Marc: Editorial: Lehren und Lernen mit und über Künstliche Intelligenz in der Aus- und Weiterbildung. In: Empirische Pädagogik 38 (2024) 1, S. 6–8. DOI: **https://doi.org/10.62350/RZIP6202**

Holmes, Wayne; Bialik, Maya; Fadel, Charles: Artificial Intelligence in Education: Promises and Implications for Teaching and Learning. In: Center for Curriculum Redesign (Hrsg.): Data ethics : building trust : how digital technologies can serve humanity. Boston 2019, S. 621–653. DOI: **https://doi.org/10.58863/20.500.12424/4276068**

Ifenthaler, Dirk: Ethische Perspektiven auf Künstliche Intelligenz im Kontext der Hochschule. In: Schmohl, Tobias; Watanabe, Alice; Schelling, Kathrin (Hrsg.): Künstliche Intelligenz in der Hochschulbildung. Chancen und Grenzen des KI-gestützten Lernens und Lehrens. Hochschulbildung: Lehre und Forschung 4. Bielefeld 2023, S. 71–86. DOI: **https://doi.org/10.1515/9783839457696-004**

Jansen, Thorben; Höft, Lars; Bahr, Luca; Fleckenstein, Johanna; Möller, Jens; Köller, Olaf; Meyer, Jennifer: Comparing Generative AI and Expert Feedback to Students' Writing: Insights from Student Teachers. In: Psychologie in Erziehung und Unterricht 71 (2024a) 2, S. 80–92. DOI: **https://doi.org/10.2378/peu2024.art08d**

Jansen, Thorben; Meyer, Jennifer; Fleckenstein, Johanna; Horbach, Andrea; Keller, Stefan; Möller, Jens: Individualizing goal-setting interventions using automated writing evaluation to support secondary school students' text revisions. In: Learning And Instruction 89 (2024b), Art. 101847, S. 1–11. DOI: **https://doi.org/10.1016/j.learninstruc.2023.101847**

Kasneci, Enkelejda; Sessler, Kathrin; Küchemann, Stefan; Bannert, Maria; Dementieva, Daryna; Fischer, Frank; Gasser, Urs; Groh, Georg; Günnemann, Stephan; Hüllermeier, Eyke; Krusche, Stephan; Kutyniok, Gitta; Michaeli, Tilmann; Nerdel, Claudia; Pfeffer, Jürgen; Poquet, Oleksandra; Sailer, Michael; Schmidt, Albrecht; Seidel, Tina; Stadler, Matthias; Weller, Jochen; Kuhn, Jochen; Kasneci, Gjergji: ChatGPT for good? On opportunities and challenges of large language models for education, In: Learning and Individual Differences 103 (2023), Art. 102274, S. 1–9. DOI: **https://doi.org/10.1016/j.lindif.2023.102274**

Kestin, Gregory; Miller, Kelly; Klales, Anna; Milbourne, Timothy; Ponti, Gregorio: AI tutoring outperforms in-class active learning: an RCT introducing a novel research-based design in an authentic educational setting. In: Scientific Reports 15 (2025) 1, Art. 17458, S. 1–14. DOI: **https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-4243877/v1**

KMK – Kultusministerkonferenz (Hrsg.): Handlungsempfehlungen für die Bildungsverwaltung zum Umgang mit Künstlicher Intelligenz in schulischen Bildungsprozessen. Berlin 2024. URL: **https://www.kmk.org/fileadmin/veroeffentlichungen_beschluesse/2024/2024_10_10-Handlungsempfehlung-KI.pdf** (Stand: 16.06.2026)

Kniffka, Gabriele: Scaffolding. München 2019. URL: **https://epub.ub.uni-muenchen.de/61965/1/Kniffka_Scaffolding.pdf** (Stand: 16.06.2026)

Kuckartz, Udo: Qualitative content analysis: From Kracauer's beginnings to today's challenges. In: Forum Qualitative Sozialforschung / Forum: Qualitative Social Research 20 (2019) 3, S. 2–20. DOI: **https://doi.org/10.17169/fqs-20.3.3370**

Kuckartz, Udo; Rädiker, Stefan: Qualitative Inhaltsanalyse. Methoden, Praxis, Umsetzung mit Software und künstlicher Intelligenz. 6. Aufl. Weinheim, Basel 2024

Laun, Martin; Wolff, Fabian: Chatbots in education: Hype or help? A metaanalysis. In: Learning and Individual Differences 119 (2025), Art. 102646, S. 1–11. DOI: **https://doi.org/10.1016/j.lindif.2025.102646**

Makransky, Guido; Shiwalia, Ban M.; Herlau, Tue; Blurton, Steven: Beyond the "Wow" Factor: Using Generative AI for Increasing Generative Sense-Making. In: Educational Psychology Review 37 (2025) 3, S. 1–35. DOI: **https://doi.org/10.1007/s10648-025-10039-x**

Manakina, Olga; Muldner, Kasia: Prompts Eliciting Active and Constructive Engagement Improve Learning Across ChatGPT and Traditional Resource Contexts. In: Cristea, Alexandra I.; Walker, Erin; Lu, Yu; Santos, Olga C.; Isotani, Seiji (Hrsg.): Artificial Intelligence in Education. AIED 2025. Lecture Notes in Computer Science, Vol. 15877. Cham 2025, S. 267–280. DOI: **https://doi.org/10.1007/978-3-031-98414-3_19**

Nickolaus, Reinhold; Walker, Felix: Kompetenzorientierung in der beruflichen Bildung. In: Dietzen, Agnes; Nickolaus, Reinhold; Rammstedt, Beatrice; Weiss, Reinhold (Hrsg.): Kompetenzorientierung: Berufliche Kompetenzen entwickeln, messen und anerkennen. Bielefeld 2016, S. 7–28. URL: **https://www.bibb.de/dienst/publikationen/de/8096** (Stand: 16.06.2026)

Niloy, Ahnaf C.; Akter, Salma; Sultana, Nayeema; Sultana, Jakia; Rahman, Sayed Imran Ur: Is Chatgpt a menace for creative writing ability? An experiment. In: Journal of Computer Assisted Learning 40 (2023) 2, S. 919–930. DOI: **https://doi.org/10.1111/jcal.12929**

Pinkwart, Niels; Beudt, Susan: Künstliche Intelligenz als unterstützende Lerntechnologie. Stuttgart 2020. URL: **http://publica.fraunhofer.de/dokumente/N-624584.html** (Stand: 16.06.2026)

Scheiter, Katharina; Bauer, Elisabeth; Omarchevska, Yoana; Schumacher, Clara; Sailer, Michael: Künstliche Intelligenz in der Schule: Eine Handreichung zum Stand in Wissenschaft und Praxis. Bonn 2025. URL: **https://www.empirische-bildungsforschung-bmbfsfj.de/img/KI_Review_20250318_Veroeffentlichung.pdf** (Stand: 16.06.2026)

Stadler, Matthias; Bannert, Maria; Sailer, Michael: Cognitive ease at a cost: LLMs reduce mental effort but compromise depth in student scientific inquiry. In: Computers in Human Behavior 160 (2024), Art. 108386, S. 1–7. DOI: **https://doi.org/10.1016/j.chb.2024.108386**

Tian, Jinrui; Zhang, Ronghua: Learners' AI dependence and critical thinking: The psychological mechanism of fatigue and the social buffering role of AI literacy. In: Acta Psychologica 234 (2025), Art. 105725, S. 1–9. DOI: **https://doi.org/10.1016/j.actpsy.2025.105725**

Universität Bielefeld (Hrsg.): Didaktische Handreichung zur Nutzung generativer KI in Studium und Lehre. Version 1.0. Bielefeld 2025. URL: **https://www.uni-bielefeld.de/lehre/digitale-lehre/ki-tools/2025-09-Didaktische-Handreichung-genKI.pdf** (Stand: 13.01.2026)

Weinert, Franz E.: Concept of competence: A conceptual clarification. In: Rychen, Dominique S.; Salganik, Laura H. (Hrsg.): Defining and selecting key competencies. Seattle 2001, S. 45–65

Wesemann, Boris: Individualisiertes Lernen in der beruflichen Bildung: Eine Analyse der Effektivität und Effizienz von individualisierten LernLehrArrangements als Strategie im Umgang mit heterogenen Klassenstrukturen an berufsbildenden Schulen. Hamburg 2014

Wu, Rong; Yu, Zhonggen: Do AI chatbots improve students learning outcomes? Evidence from a meta-analysis. In: British Journal of Educational Technology 55 (2023) 1, S. 10–33. DOI: **https://doi.org/10.1111/bjet.13334**

Yan, Lixiang; Martinez-Maldonado, Roberto; Jin, Yueqiao; Echeverria, Vanessa; Milesi, Mikaela; Fan, Jie; Zhao, Linxuan; Alfredo, Riordan; Li, Xinyu; Gašević, Dragan: The effects of generative AI agents and scaffolding on enhancing students' comprehension of visual learning analytics. In: Computers & Education 234 (2025), Art. 105322, S. 1–24. DOI: **https://doi.org/10.1016/j.compedu.2025.105322** (Stand: 16.06.2026)

Zhu, Yinkun; Liu, Qiwen; Zhao, Li: Exploring the impact of generative artificial intelligence on students' learning outcomes: A metaanalysis. In: Education and Information Technologies 30 (2025), S. 16211–16239. DOI: **https://doi.org/10.1007/s10639-025-13420-z**

Die Autoren

Prof. Dr. Marc Beutner
Universität Paderborn
marc.beutner@uni-paderborn.de
https://orcid.org/0000-0002-3600-8560

Prof. Dr. Marc Beutner ist Inhaber des Lehrstuhls Wirtschaftspädagogik II an der Universität Paderborn. Seine Forschungsschwerpunkte im Bereich der Berufsbildung sind Digitalisierung, E-Learning und Nutzung von KI in Bildungskontexten, Open Educational Resources, Didaktik und Curriculumentwicklung sowie europäische und internationale Berufsbildung.

Jan-Phillip Lüttke
Universität Paderborn
luettke@mail.uni-paderborn.de
https://orcid.org/0009-0006-1048-7061

Jan-Phillip Lüttke ist wissenschaftlicher Mitarbeiter am Lehrstuhl Wirtschaftspädagogik II der Universität Paderborn. Er studierte Wirtschaftswissenschaften, Psychologie und Wirtschaftspädagogik und forscht u. a. zur Nutzung von KI in Bildungskontexten, zu Metakognition sowie zu transversalen Fähigkeiten.

Sabrina Schneider Covachã, Heidi Kuckeland

Effizienzstreben versus Qualitätsanspruch: Abwägungsprozesse von Gesundheitslehrenden bei der Nutzung generativer KI zur Unterrichtsvorbereitung

1 Einleitung

Künstliche Intelligenz (KI) gilt als Technologie mit erheblichem Transformationspotenzial für die berufliche Bildung (vgl. Gerholz 2024, S. 31). Insbesondere die generative KI eröffnet Lehrenden neue Chancen für die Unterrichtsgestaltung, verbunden mit dem großen Vorteil, dass bei vielen dieser KI-Systeme eine authentische Kommunikation zwischen Mensch und Technologie in natürlicher Sprache möglich ist (vgl. Witt 2024, S. 9). Generative KI (engl. generative Artificial Intelligence, genAI) bezeichnet KI-Systeme, die durch den Einsatz generativer Modelle in der Lage sind, Texte, Bilder oder andere mediale Inhalte zu erzeugen, die den Mustern und Strukturen ihrer Trainingsdaten ähneln (vgl. Sengar u. a. 2025, S. 23663). Hierzu zählen z. B. textproduktive Systeme wie ChatGPT oder auch Text-zu-Bild-Generatoren wie Stable Diffusion (vgl. Neumann/Kuhn/Drachsler 2024, S. 229).

Dass Lehrende in Deutschland genAI für ihre berufliche Tätigkeit nutzen, ist bereits empirisch belegt (vgl. Robert Bosch Stiftung 2025, S. 33f.). In welcher Weise sie dies tun, welche Chancen und Herausforderungen sie dabei wahrnehmen und wie sich etablierte Formen professionellen Handelns dadurch wandeln,[1] bleibt jedoch zu klären. Zur Rekonstruktion solcher Veränderungen muss der Fokus daher insbesondere auf die Bereiche gelegt werden, in denen sich Logiken professioneller Entscheidungen verschieben. Eine Kernhandlung der Lehrendentätigkeit, die durch eine Vielzahl pädagogischer und didaktischer Entscheidungen geprägt ist, stellt die Unterrichtsvorbereitung dar (vgl. König/Rothland 2022, S. 775). Im Rahmen der Unterrichtsvorbereitung entscheiden Lehrende über Inhalte und zu fördernde Kompetenzen, planen und gestalten geeignete Lernaktivitäten und -aufgaben unter Berücksichtigung individueller Lernbedürfnisse, erstellen einen realistischen Zeitplan, legen Bewertungsverfahren fest und evaluieren die Wirksamkeit des Unterrichts (vgl. Berg/Plessis 2023, S. 4). Institutionelle Vorgaben, sich rasch verändernde Rahmenbedingungen durch neue berufliche Entwicklungen sowie das Lernfeldkonzept als besondere Merkmale des berufsbildenden Unterrichts können die Komplexität dieser Entscheidungsprozesse zusätzlich erhöhen.

Bisherige Forschung zur Unterrichtsvorbereitung mit genAI konzentriert sich vorwiegend auf den allgemeinbildenden Bereich und nimmt speziell Lehramtsstudierende in den Blick:

1 Für diese Formulierung wurde zur stilistischen Unterstützung KI genutzt (ChatGPT, OpenAI, Version GPT-5.1, 28.01.2026).

Diese nutzen genAI für die Entwicklung von (Lern-)Aufgaben und Unterrichtsmaterialien, zur Informationsbeschaffung und Themenauswahl, als Inspirationsquelle sowie zur Konsultation und Validation in Bezug auf eigene Ideen, zur Binnendifferenzierung, für sprachliche Korrekturen, zur Strukturierung des Unterrichts sowie zur Simulation möglicher Antworten Lernender (vgl. Broutin 2024, S. 170–173; Gabriel 2025, S. 25f.; Kerr/Kim 2025, S. 104). Zwar spiegeln sich diese Nutzungsbereiche auch bei Studierenden der Berufspädagogik wider (vgl. Cechovsky/Malli-Voglhuber 2025, S. 154), doch sind genuin auf die berufliche Bildung und auf Lehrkräfte im Schuldienst bezogene empirische Untersuchungen zur Unterrichtsvorbereitung mit genAI bislang noch unterrepräsentiert. Ebenso fehlen Befunde zu fachspezifischen Anwendungsszenarien innerhalb der Berufsbildung. Das Fach Gesundheit bietet dafür einen besonders spannenden Rahmen, da in der Unterrichtsvorbereitung hochkomplexe und häufig ethisch sensible Handlungssituationen aus der Praxis aufgegriffen werden, in denen zudem fachliche Fehler ein potenzielles Sicherheitsrisiko für die Beteiligten darstellen können.

Gegenstand der hier vorgestellten Studie ist zu untersuchen, in welcher Weise Lehrende im Fach Gesundheit in den verschiedenen Bildungsgängen an Berufskollegs genAI bei der Unterrichtsvorbereitung nutzen und wie sie dazu konkret vorgehen.

2 Einsatz von genAI zur Unterrichtsvorbereitung im Spannungsfeld von Effizienz und Qualität

Unterrichtsvorbereitung und -planung nimmt im Durchschnitt ca. ein Drittel der gesamten Arbeitszeit von Lehrkräften ein (vgl. Hardwig/Mussmann 2018, S. 83). Im Jahresverlauf kommt es jedoch zu starken Schwankungen des Arbeitsvolumens, dessen Belastungsspitzen, z. B. in Prüfungsphasen (vgl. Hüttner 2022, S. 94), den Faktor Effizienz in den Vordergrund rücken lassen. Effizienz bezeichnet als Bestandteil professionellen Lehrkräftehandelns den „zweckdienlich[en] und ökonomisch[en]“ Einsatz von „Arbeitszeit und Arbeitsmittel[n]“ (Ordnung des Vorbereitungsdienstes und der Staatsprüfung Nordrhein-Westfalen, Anlage 1). Eine effiziente Unterrichtsvorbereitung hält somit – bei gleichbleibend hoher Lernwirksamkeit – den Einsatz zeitlicher, materieller sowie psychosozialer Ressourcen möglichst gering (vgl. Nolle 2025, S. 43).

Erste empirische Befunde weisen darauf hin, dass der Einsatz von genAI bei der Unterrichtsvorbereitung für Lehrende eine substanzielle Zeitersparnis und Entlastung darstellen kann (vgl. Keppler/Sinchaisri/Snyder 2024, S. 24; Poet/Aston 2025, S. 11). Lehrende aus der Berufsbildung erachten dabei die Möglichkeit, Lehr-Lern-Materialien mithilfe von genAI schnell aktualisieren und an neue Standards anpassen zu können, als besonders gewinnbringend (vgl. Proeger/Alhusen/Meub 2024, S. 6).

Die Grenzen für den Einsatz von genAI im Bildungsbereich hängen maßgeblich von den Daten ab, mit denen das zugrunde liegende Sprachmodell trainiert wurde (vgl. Berg/Plessis 2023, S. 3). Generierte Inhalte können daher Fehler, Ungenauigkeiten sowie stereotype Verzerrungen enthalten (vgl. Ogbaga 2024, S. 27). Problematisch ist auch das sogenannte „Halluzinieren“ von genAI, d. h. die Generierung von scheinbar plausiblen, aber falschen In-

formationen (vgl. Kaplan-Rakowski u. a. 2023, S. 317). Hinzu kommen rechtliche Risiken, wenn genAI Textstellen aus ihren Trainingsdaten wiedergibt, ohne diese als Zitationen kenntlich zu machen (vgl. Berg/Plessis 2023, S. 3).

Diese beispielhaft aufgeführten Limitationen werfen die Frage auf, welche Aufgaben der Unterrichtsvorbereitung Lehrende in welchem Maße an genAI delegieren können, um ihrem professionellen Qualitätsanspruch gerecht zu werden. Mit dem Begriff „Qualitätsanspruch" ist in diesem Kontext die Anforderung gemeint, Unterrichtsinhalte fachlich korrekt, didaktisch angemessen, adressatengerecht und niveaudifferenziert sowie curricular anschlussfähig zu gestalten. Molenaar (2022, S. 633) betont hierzu, dass sich der Einsatz von KI in bildungsbezogenen Kontexten von anderen Anwendungsszenarien insofern unterscheidet, als es hier nicht um eine vollständige Automatisierung von Prozessen, sondern vielmehr um eine unterstützende und erweiternde Funktion (Augmentation Perspective) im Sinne einer hybriden Intelligenz geht. Durch die Komplexität der Eingaben (Prompts) sowie die Notwendigkeit einer intensiven Kontrolle von In- und Output nehmen Lehrende den Einsatz von genAI zur Unterrichtsvorbereitung als herausfordernd wahr (vgl. Hein u. a. 2024, S. 461). Die Fähigkeit der Lehrenden, präzise prompten und den generierten Output an die jeweiligen Lerngruppen anpassen zu können, bildet dabei eine wesentliche Voraussetzung für die effektive Nutzung von genAI (vgl. ElSayary/Kuhail/Hojeij 2025, S. 10). Entscheidend für die Einlösung des Qualitätsanspruchs sind jedoch das kritische Denken der Lehrenden (vgl. Ogbaga 2024, S. 27) sowie ihr fachdidaktisches und pädagogisches Urteilsvermögen (vgl. Jeon/Lee 2023, S. 15885). Dies gilt speziell für die berufliche Bildung, in der die fachliche Richtigkeit aus Sicherheitsgründen besonders sorgfältig kontrolliert, Inhalt und didaktisch-methodischer Zugang mit Ausbildungsordnungen und Prüfungsvorgaben abgeglichen und veraltetes Wissen identifiziert und an neue berufliche Standards angepasst werden muss.

3 Methodisches Vorgehen

Vor dem Hintergrund einer bislang unzureichenden Befundlage zur Nutzung von genAI für die Vorbereitung berufsbildenden (vgl. Dier 2025, S. 82; Neumann u. a. 2024, S. 229) – und im Besonderen gesundheitsbezogenen – Unterrichts basiert die vorliegende Studie auf einem qualitativen Design mit dem Ziel, ein Modell zur Nutzung von genAI durch Gesundheitslehrende bei der Unterrichtsvorbereitung zu entwickeln.

3.1 Forschungsinteresse und Forschungsfragen

Die Studie untersucht, in welcher Weise Gesundheitslehrende genAI bei der Unterrichtsvorbereitung tatsächlich einsetzen. Es werden sowohl die Anwendungsbereiche als auch die konkreten Vorgehensweisen unter besonderer Berücksichtigung von Potenzialen und Herausforderungen für den Einsatz von genAI aus Sicht der Lehrenden eruiert. Der Fokus liegt dabei auf der Unterrichtsvorbereitung und lässt den Einsatz von genAI im Unterricht unberücksichtigt. Folgende Forschungsfragen liegen der Studie zugrunde:

- In welcher Weise nutzen Gesundheitslehrende an Berufskollegs genAI bei der Unterrichtsvorbereitung?

- Welche Potenziale und Herausforderungen nehmen Gesundheitslehrende beim Einsatz von genAI in der Unterrichtsvorbereitung wahr?
- Welche Abwägungsprozesse liegen dem Einsatz von genAI bei der Unterrichtsvorbereitung aus Sicht der Gesundheitslehrenden zugrunde?

3.2 Problemzentriertes Interview

Um die Nutzung von genAI in der Unterrichtsvorbereitung und deren Bewertung aus der Perspektive von Gesundheitslehrenden zu erfassen, wurden in dieser Studie problemzentrierte Interviews nach Witzel (1985) und Witzel/Reiter (2022) geführt. Das Ziel ist, in einem diskursiv-dialogischen Interviewverfahren die Perspektive der interviewten Personen (hier: der Gesundheitslehrenden) auf gesellschaftlich und individuell relevante Probleme (hier: der Nutzung von genAI im Kontext der Unterrichtsvorbereitung) zu rekonstruieren (vgl. Witzel/Reiter 2022, S. 64). Es werden Kommunikationsstrategien wie aktives Zuhören, allgemeine Sondierungen (wie Detailfragen und Fragen nach konkreten Erfahrungsbeispielen) und spezifische Sondierungen (wie Zurückspiegelung, Verständnisfragen und Konfrontation) sowie ein generell erzählgenerierendes Verfahren (vgl. Witzel 1985, S. 245–247; Witzel/Reiter 2022, S. 92–94) eingesetzt, die „so auf das gesellschaftliche Problem und die Explikationsmöglichkeiten der Interviewten zentriert [sind], dass es gelingt, die originäre Problemsicht von Interviewten sowie implizite Widersprüche zu entdecken und aufzuklären“ (Witzel/Reiter 2022, S. 65). Für die Durchführung der leitfadengestützten Interviews waren zu Beginn vor allem drei Fragenkomplexe handlungsleitend: 1. Fragen zur Nutzung von genAI und damit einhergehende Veränderungen in der Unterrichtsvorbereitung, 2. Fragen zu Potenzialen und Grenzen von genAI und 3. Fragen zur professionellen Verantwortung der Lehrenden im Umgang mit genAI. Im Verlauf des iterativ-zyklischen Forschungsprozesses und der sukzessiven Phänomen- und Modellentwicklung wurden die Interviews um den Fragenkomplex zu Entscheidungsprozessen bei der Nutzung von genAI ergänzt.

3.3 Fallauswahl

Da die Studie auf die Nutzung von genAI bei der Vorbereitung von Gesundheitsunterricht ausgerichtet ist, galten als Einschlusskriterien für die Teilnahme am Interview die Voraussetzungen, dass die Interviewpartner/-innen Gesundheitslehrende sind und genAI für die Unterrichtsvorbereitung im Fach Gesundheit anwenden. Zu Beginn wurde kein systematisches Auswahlverfahren durchgeführt, sondern die Interviewpartner/-innen wurden im Sinne eines kontrastierenden Verfahrens (vgl. Glaser/Strauss 2005, S. 56, 62) ausgewählt. Hierzu wurden gezielt Lehrende kontaktiert, Anfragen an unterschiedliche Berufskollegs in Nordrhein-Westfalen mit dem Schwerpunkt Gesundheit gestellt und weitere Interviewpartner/-innen über das Schneeballverfahren (vgl. Schreier/Weydmann 2025, S. 51–55) gewonnen. Insgesamt wurden zwischen Februar und Dezember 2025 zehn Interviews bis zur empirischen Sättigung (vgl. Strübing u. a. 2018, S. 88) mit sieben weiblichen und drei männlichen Lehrenden geführt, die das Fach Gesundheit an einem Berufskolleg in Nordrhein-Westfalen unterrichten. Die Altersspanne der Lehrenden lag zwischen 25 und 42 Jahren, und die berufliche Erfahrung als Gesundheitslehrende variierte zwischen eineinhalb und 15 Jahren nach Abschluss des Vorbereitungsdienstes. Sieben von zehn Lehrenden hatten vor dem Lehramtsstudium eine beruf-

liche Ausbildung absolviert. Die Interviews dauerten zwischen 30 und 90 Minuten, wobei die meisten etwa eine Stunde umfassten.

3.4 Datenauswertung

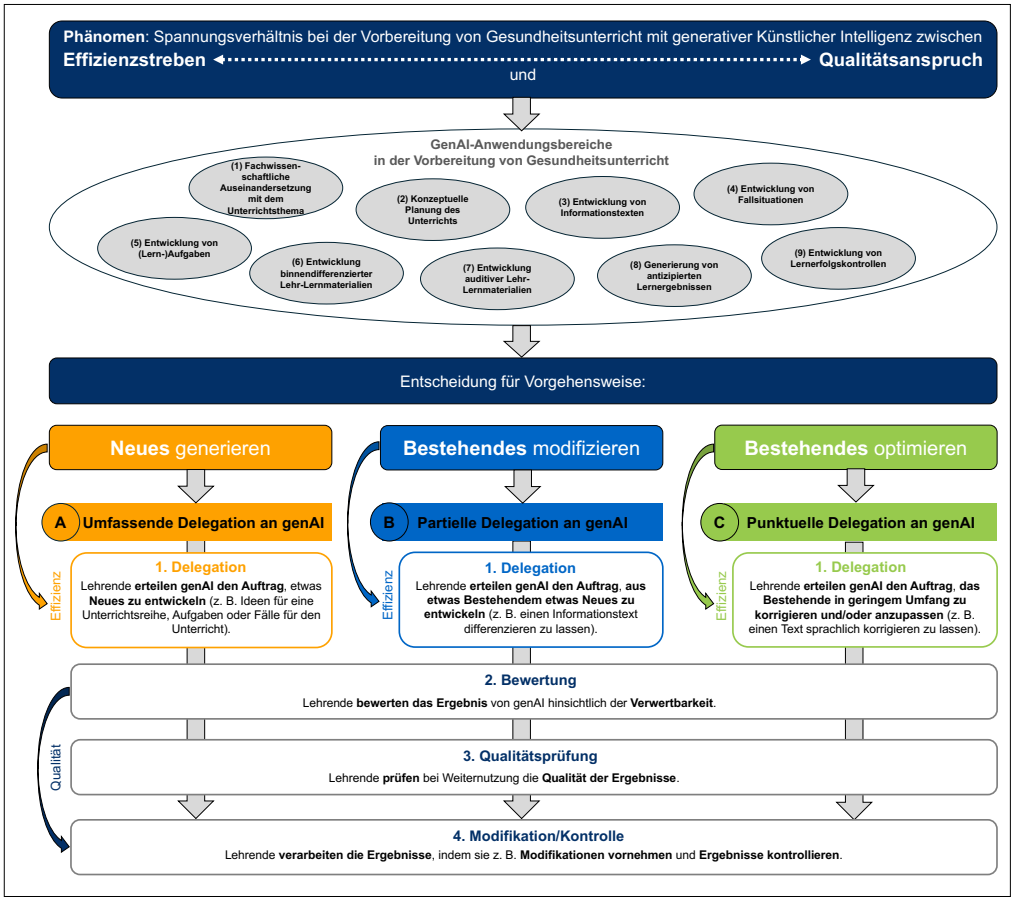
Witzel/Reiter (2022, S. 188) schließen generell an das theoriegenerierende Verfahren der Grounded Theory Methodology nach Strauss/Corbin (1996) an und betonen, dass problemzentrierte Forschung „programmatisch daran orientiert [ist], Interpretationen […] grundsätzlich empirisch begründet vorzunehmen und konsequent am Material zu orientieren" (Witzel/Reiter 2022, S. 194). Das vollständig transkribierte Datenmaterial wurde mit dem Kodierverfahren der Grounded Theory Methodology nach Strauss/Corbin (1996) sowie Breuer/Muckel/Dieris (2019) ausgewertet. Hierzu wurden die Daten zuerst offen, dann axial und zuletzt selektiv kodiert, um in einem zirkulären Prozess die Inhalte zu analysieren, zu vergleichen und zu synthetisieren (vgl. Breuer/Muckel/Dieris 2019, S. 257; Strauss/Corbin 1996, S. 95f.). Im Verlauf des iterativ-zyklischen Forschungsprozesses konnten zuerst genAI-Anwendungsbereiche sowie unterschiedliche Vorgehensweisen beim Einsatz von genAI von Gesundheitslehrenden identifiziert werden. Aus den Daten verdichtete sich das zentrale Phänomen, welches Abwägungsprozesse von Lehrenden bei der Nutzung von genAI sichtbar macht. Daran anschließend wurde datenbasiert ein Modell extrahiert, das die Abwägungsprozesse in einem Spannungsgefüge und die konkreten Strategien bei der Nutzung von genAI durch die Lehrenden bei der Unterrichtsvorbereitung abbildet.

4 Ergebnisse: GenAI-Delegationsmodell zur Unterrichtsvorbereitung zwischen Effizienzstreben und Qualitätsanspruch

Die Daten zeigen, dass die befragten Gesundheitslehrenden genAI vielfach für die Unterrichtsvorbereitung anwenden, dies jedoch in variierenden Ausprägungen und mit unterschiedlichen Zielen. Als zentrale Ergebnisse konnten aus den Daten induktiv sowohl ein Phänomen als auch ein Modell eruiert werden. Das **zentrale Phänomen** ist das Spannungsverhältnis auf einem Kontinuum mit den dadurch entstehenden Abwägungsprozessen der Lehrenden **zwischen dem Streben nach Effizienz** bei gleichzeitig hohem **Anspruch an die Qualität der Ergebnisse**:

> „Ne, also wir haben einen großen Schatz mit dieser KI, die wirklich viel an Informationen hat und vorhält, und gleichzeitig auch eben ein Instrument an die Hand bekommen, was immer sehr gründlich geprüft werden muss und wo man immer auch schauen muss: Wo ist jetzt das Ende der Fahnenstange für den Moment erreicht? Und wie kann ich damit umgehen?" (Leh_02, Z. 343–347)

Abbildung 1: GenAI-Delegationsmodell zur Unterrichtsvorbereitung zwischen Effizienzstreben und Qualitätsanspruch



Quelle: eigene Darstellung

Von dem Phänomen ausgehend zeigt sich, dass die Lehrenden genAI in neun übergeordneten didaktischen Anwendungsbereichen nutzen (vgl. Abbildung 1). Diese Anwendungsbereiche stellen in dem aus den Daten abgeleiteten genAI-Delegationsmodell den Ausgangspunkt der Überlegungen der Lehrenden zur Nutzung von genAI bei der Unterrichtsvorbereitung dar. Aus den Daten konnten drei Vorgehensweisen eruiert werden, die Lehrende verfolgen, je nachdem, ob in den jeweiligen Anwendungsbereichen

- etwas **Neues generiert (A)**,
- etwas **Bestehendes modifiziert (B)** oder
- etwas **Bestehendes optimiert (C)** werden soll.

Diese Vorgehensweisen bestimmen dann den Umfang der Delegation an genAI. Die **Variante A** beinhaltet eine **umfassende Delegation an genAI**. Hierbei wird von den Gesundheits-

lehrenden durch spezifische Prompts der Auftrag an genAI erteilt, etwas Neues zu entwickeln, z. B. Ideen für Unterrichtsreihen, Aufgaben oder Fallsituationen. In **Variante B** findet eine **partielle Delegation an genAI** statt. Die Lehrenden beauftragen genAI, aus etwas Bestehendem etwas Neues zu entwickeln und somit eine zielführende Modifikation vorzunehmen, beispielsweise die Entwicklung binnendifferenzierter Lehr-Lern-Materialien. **Variante C** umfasst eine **punktuelle Delegation an genAI**, die darauf zielt, etwas Bestehendes in geringerem Umfang zu korrigieren und/oder anzupassen.[2] Hier wird genAI zur sprachlichen Verbesserung oder Korrektur von Texten eingesetzt. Die drei Vorgehensweisen stehen für die Einlösung von Effizienz, denn nicht alle genAI-Anwendungsbereiche eignen sich für jede Variante. So konnte ein spezifisches genAI-Delegationsverhalten der Lehrenden aus den Daten rekonstruiert werden (vgl. Abbildung 2). Unabhängig von der jeweils gewählten Variante schließen sich bei allen drei Vorgehensweisen drei weitere Handlungsschritte der Lehrenden an (vgl. Abbildung 1). Nach der Delegation an genAI findet eine **Bewertung der Ergebnisse hinsichtlich der Verwertbarkeit** statt. Die Lehrenden prüfen, ob das, was genAI generiert, modifiziert oder optimiert hat, weitergenutzt werden kann, ob weiterführende Prompts eingegeben oder ob die Ergebnisse verworfen werden müssen:

> „Also, ich weiß ja dann, was ich auch irgendwie haben möchte, und suche mir dann halt die Assistenz, das auszuführen von ChatGPT, und sage dann ja auch eindeutig: ‚Nee, das stimmt jetzt so nicht.' Also ich entscheide ja dann quasi auch, ob es stimmt oder nicht oder ob es mir gefällt oder nicht." (Leh_09, Z. 498–502)

Lehrenden ist in diesem Kontext bewusst, dass die Ergebnisse maßgeblich von der Qualität der Prompts abhängen. In einem weiteren Schritt, der sich unmittelbar anschließt bzw. parallel dazu läuft, erfolgt die **Qualitätsprüfung der Ergebnisse**. Diesen Prozess erachten die Lehrenden als zentral, um den Qualitätsanspruch einzulösen. Nur durch die kritische Reflexion der Ergebnisse und die Prüfung der Qualität kann das generierte Material genutzt und weiterverarbeitet werden:

> „Ja, ich bin schon häufig an Grenzen gestoßen, was so die Inhalte angeht. Also man MUSS da wirklich drüberlesen. Man kann nicht einfach sagen: ‚Ja, das nehme ich jetzt, kopiere ich und füge ich ein und fertig.' Sondern man muss immer drüberlesen, aus fachlicher Sicht, aus didaktischer Sicht […]. Ja, also man muss da immer diese Kontrollinstanz noch sein." (Leh_08, Z. 116–119; 127–128)

Als letzter Schritt schließt sich die **Modifikation und Kontrolle der Ergebnisse** an. Die Lehrenden sind sich ihrer hohen Verantwortung bewusst und wollen ihrem Qualitätsanspruch trotz Effizienzstreben gerecht werden:

> „Ja, also man kann das halt definitiv nicht eins zu eins so verwenden, ohne dass man dann nochmal kritisch drüber geschaut hat. Also man kann es ergänzend benutzen, aber es hat ei-

2 Die Bezeichnung der Stufen der Delegation wurde mithilfe von KI im Hinblick auf Stimmigkeit geprüft (ChatGPT, OpenAI, Version GPT-5.1, 21.01.2026).

> gentlich an allen Ecken und Enden [...] dann doch immer wieder Schwachstellen, finde ich." (Leh_09, Z. 155–158)

Die Gesundheitslehrenden wägen dahingehend ab, inwieweit die Delegation an genAI tatsächlich effizient ist, wenn im Nachgang umfassende Korrekturen vorgenommen oder Inhalte gänzlich verworfen werden müssen. Demzufolge lassen sich Zuordnungen aus den Daten ableiten, bei welchen genAI-Anwendungsbereichen welche Vorgehensweisen aus Sicht der Lehrenden am geeignetsten sind (vgl. Abbildung 2). Nachfolgend werden exemplarisch Ergebnisse dargestellt, die auf die Besonderheiten der Varianten entlang der genAI-Anwendungsbereiche fokussieren.

Abbildung 2: GenAI-Nutzungsverhalten von Gesundheitslehrenden in Bezug auf unterschiedliche genAI-Anwendungsbereiche bei der Unterrichtsvorbereitung

Varianten des genAI-Nutzungsverhaltens GenAI-Anwendungsbereiche	**Neues** generieren Umfassende Delegation an genAI	**Bestehendes** modifizieren Partielle Delegation an genAI	**Bestehendes** optimieren Punktuelle Delegation an genAI
(1) Fachwissenschaftliche Auseinandersetzung mit dem Unterrichtsthema (Leh_01, Leh_02, Leh_03, Leh_08)	✓	✓	✗
(2) Konzeptuelle Planung des Unterrichts (Leh_02, Leh_03, Leh_05, Leh_06, Leh_07, Leh_08, Leh_09)	✓	✓	✗
(3) Entwicklung von Informationstexten (Leh_03, Leh_04, Leh_05, Leh_06, Leh_08, Leh_09)	✗	✓	✓
(4) Entwicklung von Fallsituationen (Leh_01, Leh_02, Leh_03, Leh_04, Leh_05, Leh_06, Leh_07, Leh_08, Leh_09, Leh_10)	✓	✓	✓
(5) Entwicklung von (Lern-) Aufgaben (Leh_02, Leh_03, Leh_05, Leh_06, Leh_08, Leh_09)	✓	✓	✓
(6) Entwicklung binnendifferenzierter Lehr-Lernmaterialien (Leh_01, Leh_02, Leh_03, Leh_04, Leh_05, Leh_09, Leh_10)	✗	✓	✓
(7) Entwicklung auditiver Lehr-Lernmaterialien (Leh_03, Leh_05, Leh_08)	✗	✓	✗
(8) Generierung von antizipierten Lernergebnissen (Leh_03, Leh_04, Leh_05, Leh_06, Leh_07)	✓	✗	✗
(9) Entwicklung von Lernerfolgskontrollen (Leh_02, Leh_03, Leh_05, Leh_06, Leh_07, Leh_08, Leh_09, Leh_10)	✓	✓	✓

Quelle: eigene Darstellung

Im Kontext der **fachwissenschaftlichen Auseinandersetzung mit dem Unterrichtsthema (1)** und der **konzeptuellen Planung des Unterrichts (2)** nutzen die Lehrenden vorrangig die umfassende (A) und die partielle (B) Delegation und bewerten letztere als besonders effizient. Es werden Aufträge an genAI delegiert, relevante Quellen zum Thema zu identifizieren, einen Überblick über das Thema abzubilden, das Thema zu strukturieren, Fachtexte zusammenzufassen oder Inhalte didaktisch zu reduzieren. Trotz der Zeitersparnis äußern Lehrende in diesem Kontext die Befürchtung, dass schwerwiegende Folgeprobleme entstehen

könnten, wenn die tiefergehende Quellenauswertung durch die Lehrenden selbst nicht mehr stattfindet. Bei der konzeptuellen Planung des Unterrichts (2) wird genAI zur Generierung von Vorschlägen für die Gestaltung einer Unterrichtsreihe/-stunde, zur Strukturierung und Reihung der Inhalte und zur Innovation der didaktischen Gestaltung genutzt. Hierbei liegt der Effizienzgewinn darin, dass genAI für die Lehrenden schnell eine konzeptuelle Grundlage zur Verfügung stellt, durch die kreative Prozesse in Gang gesetzt werden. Es wird jedoch auch sichtbar, dass mithilfe von genAI ein Effizienzgewinn bei der Unterrichtsplanung erzielt werden, aber gleichzeitig auch ein Verlust an didaktischer Kohärenz und Tiefe entstehen kann:

> „Ich habe das Gefühl, die geht auf jeden Fall schneller, die ist super effizient, aber die wird nicht komplett durchdacht. […] Das ist wie so ein Kochrezept, was man bekommt. Aber ich finde, wenn man das Rezept selber durchdenkt, ist da mehr Herz drin und es funktioniert ein My besser, würde ich sagen." (Leh_06, Z. 216–217; 221–223)

In Bezug auf die Entwicklung konkreter Lehr-Lern-Materialien zeigt sich ein differenziertes Bild. Bei der **Entwicklung von Informationstexten (3)** und der **Entwicklung von binnendifferenzierten Lehr-Lern-Materialien (6)** finden nur die Varianten B und C Anwendung. Die Lehrenden nutzen genAI zur Erstellung binnendifferenzierter Lehr-Lern-Materialien in verschiedenen Niveaustufen, zur Synthese eines Informationstextes aus mehreren Quellen oder zur (sprachlichen) Feinrevision selbstverfasster Texte. Vorzugsweise schreiben sie die Informationstexte selbst oder geben zumindest die Quellengrundlage direkt vor, anstatt sich durch genAI entsprechende Texte generieren zu lassen, da der Output eine hohe Anzahl fachlicher Fehler aufweist und/oder sich aus zum Teil unwissenschaftlichen Literaturquellen speist:

> „Da bin ich schon sehr kritisch und, wie gesagt, halt, wenn ich Infotexte schreiben lasse mit der KI, sind die halt häufig auch fachlich falsch. Und da denke ich mir: ‚Gut, dann, ich muss es eh alles 30-mal kontrollieren, dann kann ich es auch DIREKT gleich machen, neu machen.'" (Leh_05, Z. 701–704)

Eine breit differenzierte Delegation lässt sich aus den Daten bei der **Entwicklung von Fallsituationen (4)**, bei der **Entwicklung von (Lern-)Aufgaben (5)** und bei der **Entwicklung von Lernerfolgskontrollen (9)** (hier: Klausuren) eruieren. Die Lehrenden nutzen hierbei alle drei Varianten der Delegation (vgl. Abbildung 2). Bei der Entwicklung von Fallsituationen (4) delegieren Lehrende die Generierung größerer Fallsituationen, die sie für eine gesamte Unterrichtsreihe einsetzen, sowie kleinerer Fallbeispiele für einzelne Unterrichte. Die Delegation umfasst sowohl die Neukonzeption von Fällen als auch die Modifikation sowie die sprachliche Feinrevision selbsterstellter Fälle. Insgesamt bewerten die Lehrenden die Nutzung von genAI zur Entwicklung bzw. Bearbeitung von Fallsituationen überwiegend als effizient. Als besonders problematisch erachten sie, dass genAI bei der Fallgenerierung stereotype Verzerrungen produziert, die die gesellschaftliche Heterogenität der Realität nicht abbilden. Gleichzeitig führen die stereotypen Darstellungen zur Sensibilisierung der Lehrenden:

> „Also ganz krass ist auch: KI benutzt ja immer nur typisch deutsche Namen. Da muss man ganz gezielt drauf aufpassen. […] Ich glaube, es ist auch eine gewisse Chance für Diversität, weil mir zumindest die KI bewusst macht, dass dann immer typisch deutsche Namen da stehen. Das könnte aber ebenfalls auch eine Grenze sein, weil sie halt eben gezielt darauf angesprochen werden muss […]. Oder auch, dass das Paar mal homosexuell sein könnte oder so. Das macht es komplett gar nicht von alleine." (Leh_03, Z. 65–69; 193–198)

5 Diskussion und Fazit

Die Ergebnisse dieser Studie zeigen, dass Gesundheitslehrende an Berufskollegs genAI bei der Unterrichtsvorbereitung als didaktisches Arbeitsmittel nutzen, dessen Einsatz wiederkehrende Abwägungsprozesse auf einem Kontinuum zwischen Effizienzstreben und Qualitätsanspruch erfordert. Um den Effizienzgewinn zu maximieren, entscheiden sich die Lehrenden entweder dafür, mithilfe von genAI Bestehendes zu optimieren, es zu modifizieren oder Neues zu generieren und delegieren dementsprechend Aufgaben punktuell, partiell oder umfassend an genAI. Somit liegt der Mehrwert von genAI für Lehrende, wie von Molenaar (2022, S. 633) angemerkt, nicht in einer vollständigen Automatisierung von Unterrichtsvorbereitung als vielmehr in ihrer flexiblen, situationsabhängigen Integration[3] in bestehende professionelle Routinen. Dieses Ergebnis steht in Einklang mit den Befunden von Hein u. a. (2024), die zeigen, dass Lehrende die Unterrichtsvorbereitung mit genAI zwar als zeitökonomisch, zugleich jedoch als komplex in Bezug auf das Prompting bewerten. Effizientes Handeln im Kontext der Unterrichtsvorbereitung hängt somit sowohl von den Prompting-Skills der Lehrenden (vgl. ElSayary/Kuhail/Hojeij 2025; Hein u. a. 2024, S. 463) als auch von der vorgelagerten Abwägung über den Delegationsgrad an genAI ab.

Das aus den Interviewdaten abgeleitete genAI-Delegationsmodell verdeutlicht, dass Lehrende ihren Qualitätsanspruch durch eine Bewertung, Qualitätsprüfung und Modifikation bzw. Kontrolle des genAI-Outputs absichern. So können einerseits Fehler, Ungenauigkeiten, stereotype Verzerrungen und andere unerwünschte Inhalte identifiziert und korrigiert werden sowie andererseits Anpassungen an Bildungsgang, Lerngruppe und Lernbedarfe vorgenommen werden. In dieser differenzierten Ausgestaltung bildet das genAI-Delegationsmodell ab, was Hein u. a. als „kontrollierende[n][…] Blick" (2024, S. 461) im Kontext des Einsatzes von genAI bei der Unterrichtsvorbereitung beschreiben.

Aus den Befunden dieser Studie geht hervor, dass der Einsatz von genAI der Unterrichtsvorbereitung eine weitere Entscheidungsdimension hinzugefügt hat. Haben Lehrkräfte vor der öffentlichen Verfügbarkeit leistungsstarker generativer KI bereits eine Vielzahl an didaktischen und pädagogischen Entscheidungen getroffen (vgl. König/Rothland 2022, S. 775), kommen nun weitere Abwägungsprozesse zum Umfang der Delegation an genAI hinzu. Damit stellt sich die Frage, inwiefern das hier aufgedeckte Phänomen als Spannungsverhältnis zwischen Effizienzstreben und Qualitätsanspruch bei der Unterrichtsvorbereitung mit genAI auch auf Lehrende anderer Bildungskontexte übertragen werden kann. Da Unterrichtsvorbereitung in den verschiedenen Schulformen viele strukturelle Ge-

3 Für diese Formulierung wurde zur stilistischen Unterstützung KI genutzt (ChatGPT, OpenAI, Version GPT-5.1, 29.01.2026).

meinsamkeiten und demzufolge ähnliche Entscheidungslogiken aufweist (vgl. König/Rothland 2022, S. 775; Berg/Plessis 2023, S. 4), kann davon ausgegangen werden, dass dieses Konfliktfeld auch bei Lehrenden in anderen Bereichen in vergleichbarer Form vorzufinden ist. Die Intensität dieses Spannungsverhältnisses kann jedoch variieren. Belastungen im Lehrberuf sind in allen Schulformen erhöht (vgl. Wesselborg/Bauknecht 2023), sodass der Wunsch nach Effizienz bei Lehrenden wahrscheinlich ein kollektives Anliegen ist. Der Qualitätsanspruch hingegen ist speziell in der beruflichen Bildung aufgrund beruflicher Standards und der potenziell gravierenden Konsequenzen fachlicher Fehler besonders hoch. Dies legt nahe, dass sich das Spannungsverhältnis bei der Vorbereitung berufsbildenden Unterrichts vermutlich intensiver darstellt als im Kontext des allgemeinbildenden Unterrichts.

Zudem lässt sich diskutieren, inwiefern das aus Interviewdaten von Gesundheitslehrenden entwickelte genAI-Delegationsmodell auch auf andere berufliche Fachrichtungen angewendet werden kann. Für den Einsatz von genAI bei der Unterrichtsvorbereitung im Fach Gesundheit konnten neun didaktische Anwendungsbereiche abgeleitet werden. Diese Forschungsergebnisse decken sich mit bereits vorliegenden Befunden aus dem allgemeinbildenden (vgl. Broutin 2024, S. 170–173; Gabriel 2025, S. 25f.; Kerr/Kim 2025, S. 104) sowie dem berufsbildenden (vgl. Cechovsky/Malli-Voglhuber 2025, S. 154) Bereich. Hervorzuheben ist jedoch, dass die Arbeit mit komplexen Fallsituationen einen zentralen Bestandteil im Fach Gesundheit bildet und daher als Spezifikum des Faches in der Modelldarstellung einen höheren Stellenwert einnimmt als in anderen Fächern. Eine erste Systematisierung der genAI-Anwendungsbereiche in der beruflichen Bildung wurde bereits in einem Modell von Gerholz (2024, S. 32) vorgeschlagen. Die Darstellung unterscheidet sich jedoch in ihrer Ausrichtung: Während Gerholz (2024, S. 32) genAI und ihre Funktion für Lehrende und Lernende in den Mittelpunkt stellt, richtet das genAI-Delegationsmodell den Fokus auf die Nutzungsstrategien der Lehrenden.

Hinsichtlich der drei abgeleiteten Vorgehensweisen zur Delegation von Aufgaben an genAI und deren Verhältnis zu den neun didaktischen Anwendungsbereichen ist das hier präsentierte genAI-Delegationsmodell anschlussfähig an eine explorative Studie von Broutin (2024), die Anwendungsmuster bei der Nutzung von genAI zur Vorbereitung von Mathematikunterricht eruiert und in Form einer Typologie darstellt (vgl. S. 170–173). Das genAI-Delegationsmodell bietet darüberhinausgehend eine analytische Präzisierung, indem es nach Umfang der Automatisierung durch genAI differenziert und Nutzungsstrategien der Lehrenden entscheidungslogisch strukturiert. Es ist davon auszugehen, dass diese Vorgehensweisen auch bei Lehrenden anderer Fächer in ähnlicher Form beobachtbar sind, jedoch fehlen hierzu bislang entsprechende Befunde. Ein weiteres Forschungsdesiderat ergibt sich aus der Frage, wie sich das Verhältnis zwischen didaktischen Anwendungsbereichen und dem Umfang der Delegation in anderen Fächern gestaltet.

Literatur

Berg, Geesje van den; Plessis, Elize du: ChatGPT and generative AI: Possibilities for its contribution to lesson planning, critical thinking and openness in teacher education. In: Education Sciences 13 (2023) 998, S. 1–12. DOI: **https://doi.org/10.3390/educsci13100998**

Breuer, Franz; Muckel, Petra; Dieris, Barbara: Reflexive Grounded Theory: Eine Einführung für die Forschungspraxis. 4. Aufl. Wiesbaden 2019. DOI: **https://doi.org/10.1007/978-3-658-22219-2**

Broutin, Menekse Seden Tapan: Exploring mathematics teacher candidates' instrumentation process of generative artificial intelligence for developing lesson plans. In: Yükseköğretim Dergisi 14 (2024) 1, S. 165–176. DOI: **https://doi.org/10.53478/yuksekogretim.1347061**

Cechovsky, Nora; Malli-Voglhuber, Claudia: Von der Hochschule ins Klassenzimmer: Die Rolle der KI in der Lehrer:innenbildung. In: ZFHS 20 (2025) 2, S. 142–164. DOI: **https://doi.org/10.21240/zfhe/SH-KI-2/08**

Dier, Moritz: KI-Kompetenzprofile von Lehrkräften an beruflichen Schulen: Vom Wissen zum didaktischen Handeln. In: Journal of Technical Education 13 (2025) 2, S. 66–85

ElSayary, Areej; Kuhail, Mohammad Amin; Hojeij, Zeina: Examining the Role of Prompt Engineering in Utilizing Generative AI Tools for Lesson Planning: Insights from Teachers' Experiences and Perceptions. In: Human Behavior and Emerging Technologies (2025) 1, S. 1–21. DOI: **https://doi.org/10.1155/hbe2/9986139**

Gabriel, Sonja: „ChatGPT kennt halt die Schüler: innen nicht": Einstellungen von angehenden Primarstufenlehrer: innen zur Nutzung von generativer KI für die Unterrichtsvorbereitung. In: Medienimpulse 63 (2025) 1, S. 1–39

Gerholz, Karl-Heinz: Künstliche Intelligenz – Didaktische Funktionen und Einsatzszenarien im Kontext der beruflichen Bildung. In: berufsbildung 203 (2024) 3, S. 31–35

Glaser, Barney Galland; Strauss, Anselm Leonard: Grounded Theory. Strategien qualitativer Forschung. 2. Aufl. Bern 2005

Hardwig, Thomas; Mussmann, Frank: Zeiterfassungsstudien zur Arbeitszeit von Lehrkräften in Deutschland. Konzepte, Methoden und Ergebnisse von Studien zu Arbeitszeiten und Arbeitsverteilung im historischen Vergleich. Göttingen 2018

Hein, Laura; Högemann, Malte; Illgen, Katharina-Maria; Stattkus, Daniel; Kochon, Enrico; Reibold, Maja-Gwendoline; Eckle, Jannick; Seiwert, Lena; Beinke, Jan Heinrich; Knopf, Julia; Thomas, Oliver: ChatGPT als Unterstützung von Lehrkräften – Einordnung, Analyse und Anwendungsbeispiele. In: HMD Praxis der Wirtschaftsinformatik 61 (2024) 2, S. 449–470. DOI: **https://doi.org/10.1365/s40702-024-01052-9**

Hüttner, Aneli: Belastung, Arbeitszeit und Stressempfinden von Lehrer*innen. Berlin 2022

Jeon, Jaeho; Lee, Seongyong: Large language models in education: A focus on the complementary relationship between human teachers and ChatGPT. In: Education and Information Technologies 28 (2023), S. 15873–15892. DOI: **https://doi.org/10.1007/s10639-023-11834-1**

Kaplan-Rakowski, Regina; Groteworld, Kimberly; Hartwick, Peggy; Papin, Kevin: Generative AI and Teachers' Perspectives on Its Implementation in Education. In: Journal of Interactive Learning Research 34 (2023) 2, S. 313–338

Keppler, Samantha; Sinchaisri, Wichinpong Park; Snyder, Clare: The Teacher's Knapsack: Generative AI and Teacher Productivity. In: SSRN 4924786 (2024), S. 1–41. DOI: **http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.4924786** (Stand: 04.08.2026)

Kerr, Robert C.; Kim, Hyekyeng: From Prompts to Plans: A Case Study of Pre-Service EFL Teachers' Use of Generative AI for Lesson Planning. In: English Teaching 80 (2025) 1, S. 95–118. DOI: **https://doi.org/10.15858/engtea.80.1.202503.95**

König, Johannes; Rothland, Martin: Stichwort. Unterrichtsplanungskompetenz. Empirische Zugänge und Befunde. In: Zeitschrift für Erziehungswissenschaft 25 (2022), S. 771–813. DOI: **https://doi.org/10.1007/s11618-022-01107-x**

Molenaar, Inge: Towards hybrid human-AI learning technologies. In: European Journal of Education (2022) 57, S. 632–645. DOI: **https://doi.org/10.1111/ejed.12527**

Neumann, Knut; Kuhn, Jochen; Drachsler, Hendrik: Generative Künstliche Intelligenz in Unterricht und Unterrichtsforschung – Chancen und Herausforderungen. In: Unterrichtswissenschaft 52 (2024), S. 227–237. DOI: **https://doi.org/10.1007/s42010-024-00212-6**

Nolle, Timo: Welche Rolle spielt Effizienz in der Lehrkräftebildung – und was hat das mit „Bildung für nachhaltige Entwicklung" zu tun? In: Seminar 31 (2025) 1, S. 37–48. DOI: **https://doi.org/10.3278/SEM2501W004**

Ogbaga, Nwoyibe Ignatius: Deploying AI Technology for Effective Teaching and Learning: The Need to Always Verify Information Gathered from Generative AI Tools. In: Caliphate Journal of Science & Technology (2024) 1, S. 22–29. DOI: **https://dx.doi.org/10.4314/cajost.v7i1.3**

Poet, Helen; Aston, Katherine: Teachers' use of ChatGPT in lesson preparation can save time. In: Impact (2025), S. 10–12

Proeger, Till; Alhusen, Harm; Meub, Lukas: ChatGPT in der beruflichen Bildung des Handwerks. Göttingen 2024

Robert Bosch Stiftung (Hrsg.): Deutsches Schulbarometer: Befragung Lehrkräfte. Ergebnisse zur aktuellen Lage an allgemein- und berufsbildenden Schulen. Stuttgart 2025

Schreier, Margrit; Weydmann, Nicole: Fallauswahl in der qualitativen Forschung. Opladen 2025

Sengar, Sandeep Singh; Hasan, Affan Bin; Kumar, Sanjay; Carroll, Fiona: Generative artificial intelligence: a systematic review and applications. In: Multimedia Tools and Applications (2025) 84, S. 23661–23700. DOI: **https://doi.org/10.1007/s11042-024-20016-1**

Strauss, Anselm Leonard; Corbin, Juliet M.: Grounded Theory: Grundlagen qualitativer Sozialforschung. Weinheim 1996

Strübing, Jörg; Hirschauer, Stefan; Ayass, Ruth; Krähnke, Uwe; Scheffer, Thomas: Gütekriterien qualitativer Sozialforschung. Ein Diskussionsanstoß. In: Zeitschrift für Soziologie 47 (2018) 2, S. 83–100

Wesselborg, Bärbel; Bauknecht, Jürgen: Belastungs- und Resilienzfaktoren vor dem Hintergrund von psychischer Erschöpfung und Ansätzen der Gesundheitsförderung im Lehrerberuf. In: Prävention und Gesundheitsförderung 18 (2023), S. 282–289. DOI: **https://doi.org/10.1007/s11618-022-01107-x**

Witt, Claudia de: Künstliche Intelligenz in der Berufsbildung. Technologische Entwicklungen, didaktische Potenziale und notwendige ethische Standards. In: Berufsbildung in Wissenschaft und Praxis (2024) 1, S. 8–12. URL: **https://doi.org/10.1007/s11553-022-00955-z** (Stand: 11.06.2026)

Witzel, Andreas: Das problemzentrierte Interview. In: Jüttemann, Gerd (Hrsg.): Qualitative Forschung in der Psychologie: Grundfragen, Verfahrensweisen, Anwendungsfelder. Weinheim 1985, S. 227–255. URL: **https://nbn-resolving.org/urn:nbn:de:0168-ssoar-5630** (Stand: 30.01.2026)

Witzel, Andreas; Reiter, Herwig: Das problemzentrierte Interview – eine praxisorientierte Einführung. Weinheim 2022

Die Autorinnen

Sabrina Schneider Covachã, M. Sc., M. Ed.
FH Münster, Fachbereich Gesundheit
sabrina.covacha@fh-muenster.de
https://orcid.org/0009-0001-8928-7110

Sabrina Schneider Covachã hat ihren Forschungsschwerpunkt von der Benthosökologie in die Gesundheitsdidaktik verlagert. Nach einem Master of Science in Biological Oceanography (GEOMAR und CAU Kiel) ist sie seit 2026 Master of Education für das Lehramt an Berufskollegs mit den Fächern Gesundheitswissenschaft/Pflege und Biologie (Uni und FH Münster).

Prof. Dr. phil. Heidi Kuckeland
FH Münster, Institut für Berufliche Lehrer*innenbildung
heidi.kuckeland@fh-muenster.de

Prof. Dr. Heidi Kuckeland ist Professorin für Fachdidaktik der beruflichen Fachrichtung Gesundheitswissenschaft/Pflege am Institut für Berufliche Lehrer*innenbildung der FH Münster. Ihre Lehr- und Forschungsschwerpunkte umfassen u. a. pflege- und gesundheitsdidaktische Professionalität von Lehrenden sowie empirische Gesundheits- und Pflegebildungsforschung.

Abstract

Welche aktuellen Entwicklungen, Anwendungsszenarien und Herausforderungen prägen den Einsatz von künstlicher Intelligenz (KI) in der beruflichen Bildung? Welche Potenziale eröffnet insbesondere generative KI für Lehr- und Lernprozesse? Wie verändern sich Rollen, Aufgaben und Kompetenzen von Lehrenden und Lernenden? Welche neuen didaktischen Konzepte, betrieblichen Einsatzszenarien und Lernsettings entstehen und wo liegen ethische, rechtliche oder pädagogische Grenzen des Einsatzes von KI?

Der referierte Sammelband geht diesen und weiteren Fragen nach und trägt damit dem tiefgreifenden Wandel Rechnung, den die berufliche Bildung durch den Einsatz von KI erfährt.

Welche aktuellen Entwicklungen, Anwendungsszenarien und Herausforderungen prägen den Einsatz von künstlicher Intelligenz (KI) in der beruflichen Bildung? Welche Potenziale eröffnet insbesondere generative KI für Lehr- und Lernprozesse? Wie verändern sich Rollen, Aufgaben und Kompetenzen von Lehrenden und Lernenden? Welche neuen didaktischen Konzepte, betrieblichen Einsatzszenarien und Lernsettings entstehen und wo liegen ethische, rechtliche oder pädagogische Grenzen des Einsatzes von KI?

Der referierte Sammelband geht diesen und weiteren Fragen nach und trägt damit dem tiefgreifenden Wandel Rechnung, den die berufliche Bildung durch den Einsatz von KI erfährt.

Bundesinstitut für Berufsbildung
Friedrich-Ebert-Allee 114 – 116
53113 Bonn

Telefon +49 228 107-0

Internet: www.bibb.de
E-Mail: zentrale@bibb.de

SBN 978-3-8474-2797-1

bibb Bundesinstitut für Berufsbildung