



2.2.443 - Veränderung von Qualifikationsanforderungen durch den Einsatz von KI im beruflichen Kontext - QualiKi

Entwicklungsprojekt: Abschlussbericht

Dr. Stephanie Conein
Thomas Blum

Laufzeit: I/2025 – IV/2025
Bonn, 22.01.2026

Bundesinstitut für Berufsbildung
Friedrich-Ebert-Allee 114 - 116
53113 Bonn
Telefon: 0228 107-1142
E-Mail: conein@bibb.de

Mehr Informationen unter:
www.bibb.de/

Zitiervorschlag

Conein, Dr. Stephanie; Blum, Thomas: 2.2.443 - Veränderung von Qualifikationsanforderungen durch den Einsatz von KI im beruflichen Kontext - QualiKi. Bonn, 2026.

© Bundesinstitut für Berufsbildung, 2026

Dieses Dokument gehört zu der VET Repository-Sammlung „BIBB Projektberichte“.

Version 1.0
Januar 2026

Herausgeber

Bundesinstitut für Berufsbildung
Friedrich-Ebert-Allee 114-116
53113 Bonn
Internet: www.vet-repository.info
E-Mail: repository@bibb.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.

**CC Lizenz**

Der Inhalt dieses Werkes steht unter Creative-Commons-Lizenz (Lizentyp: Namensnennung - Weitergabe unter gleichen Bedingungen 4.0 International).

Weitere Informationen finden sie im Internet auf unserer Creative-Commons-Infoseite

<https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0>.

Bibliografische Information der Deutschen Nationalbibliothek

Diese Netzpublikation wurde bei der Deutschen Nationalbibliothek angemeldet und archiviert.

Inhaltsverzeichnis

Das Wichtigste in Kürze	3
1 Einleitung: Ausgangslage und Projektziele	3
2 Methodische Vorgehensweise	6
2.1 Einführung in die Methode des Scoping Reviews	6
2.2 Ein- und Ausschlusskriterien der Studienauswahl	8
2.3 Suchstrategie: Suchschema und Datenbankauswahl	9
2.4 Identifikation relevanter Texte: der Screening-Prozess	13
2.5 Datenextraktion	15
3 Ergebnisse	17
3.1 Strukturelle Merkmale der eingeschlossenen Texte	17
3.2 Thematische Synthese der Ergebnisse	18
4. Zusammenfassung: Zielerreichung und Ausblick	26
Veröffentlichungen	28
Vorträge	28
Literaturverzeichnis	29
Anhang	32

Das Wichtigste in Kürze

Künstliche Intelligenz (KI) hat in unterschiedlichsten Anwendungen die Arbeitsplätze erreicht. Damit verbunden stellt sich auch immer häufiger die Frage nach einer Veränderung der Qualifikationsanforderungen. Zahlreiche Stimmen weisen darauf hin, dass nur mit ausreichend geschulten Fachkräften möglich ist, das volle Potenzial von KI auszuschöpfen. Um Fachkräfte adäquat zu schulen, müssen jedoch zunächst die Kompetenzen identifiziert werden, die relevant für eine effektive Nutzung von KI sind. Da dies in der Regel arbeitsplatzspezifisch geschehen muss und daher sehr aufwendig ist, sollte mittels einer vorgeschalteten systematischen Literaturanalyse, eines Scoping Reviews, zunächst ein Überblick über das bisherige Forschungsfeld zum Thema KI und Veränderung der beruflichen Qualifikationsanforderungen im Bereich der gewerblich-technischen Berufe geschaffen werden, um die sich anschließenden empirischen Erhebungen an den Arbeitsplätzen möglichst thematisch zielgerichtet durchzuführen.

Trotz einer ursprünglich hohen Trefferzahl konnten nach dem Screenen der Abstracts nur wenige Studien identifiziert werden, die sich mit dem Thema der Veränderungen von Kompetenzanforderungen durch KI beschäftigten. Diese machten jedoch deutlich, dass es nicht nur um die Frage des Up- oder Reskillings geht, sondern dass die Wirkung der neuen Technologie auf die Kompetenzanforderungen umfassend betrachtet werden müssen und es zudem entscheidend ist, wie KI eingesetzt wird.

Wichtig ist in jedem Fall, KI-spezifische Kompetenzen, wie sie oft im Zusammenhang von AI-Literacy-Modellen aufgeführt werden, gemeinsam mit fachlichen Kompetenzen zu betrachten, denn erst in dem Zusammenspiel mit diesen entfalten die neuen KI-spezifischen Kompetenzen ihre Wirkung.

Aus diesen ersten Ergebnissen lassen sich Folgerungen für die geplanten weiteren empirischen Studien zum Thema „Veränderungen von Kompetenzanforderungen durch KI“ ziehen. So sollten Studien ihren Blick nicht nur auf neue Kompetenzen richten, sondern müssen auch das bisherige oder vormals für eine Arbeitsaufgabe relevante Kompetenzspektrum im Blick behalten und dabei einen Fokus auf die Frage legen, welche durch den KI-Einsatz bedrohte oder vermeintlich redundant gewordene Kompetenzen erhalten werden sollten und wie. Die Studien müssten arbeitsplatznah sein, um damit die unterschiedliche Weise des Einsatzes der Querschnittstechnologie KI mitberücksichtigen zu können. Angesichts der sehr schnellen Entwicklungen in diesem Technologiebereich wäre zudem zu überlegen, ob sich eine Erhebung als Längsschnittstudie realisieren lässt.

1 Einleitung: Ausgangslage und Projektziele

Künstliche Intelligenz (KI) wird in diversen Anwendungen an immer mehr Arbeitsplätzen eingesetzt. Wie schon im Zuge von Industrie 4.0 wird KI dadurch zunehmend zentrales Thema der Debatte um Veränderung von Arbeit (GIERING 2022). Dabei wird (ebenfalls analog zur Diskussion um Industrie 4.0)

zum einen die Frage nach Substitutionspotentialen durch KI gestellt (AGRAWAL/GANS/GOLDFARB 2019; ZARIFHONARVAR 2024); zum anderen aber auch die Frage nach einer Veränderung von Tätigkeiten und damit verbundenen möglichen Änderungen der Qualifikationsanforderungen (KÖTTER/PEISSNER/ZAISER 2019). Zahlreiche Stimmen weisen darauf hin, dass es einen Bedarf gebe, Fachkräfte in den relevanten Kompetenzen zur Bedienung einer KI zu schulen (MORANDINI u. a. 2023; BOBITAN u. a. 2024), da ansonsten der Mangel an qualifizierten Fachkräften die Betriebe daran hindern wird, das volle Potenzial von KI auszuschöpfen. Gefordert wird dabei sowohl ein „Upskilling“ vorzunehmen, also bestehende Fähigkeiten der Fachkräfte zu verbessern, als auch ein „Reskilling“ zu realisieren, welches das Erlernen völlig neuer Fähigkeiten außerhalb des eigenen aktuellen Fachgebiets beinhaltet (MORANDINI u. a. 2023, S. 53; HOSSEINI/SEILANI 2025).

Seit dem 1. August 2024 ist zudem der EU AI Act in Kraft getreten. Dieser ist das erste umfassende Gesetz weltweit, das die Entwicklung, den Einsatz und die Vermarktung von Künstlicher Intelligenz rechtlich regelt. Er wurde mit dem Ziel geschaffen, Innovation zu fördern, aber gleichzeitig Sicherheit, Transparenz und Grundrechte zu schützen. In Artikel 4 des Gesetzes wird festgeschrieben, dass Anbieter und Betreiber von KI-Systemen Maßnahmen ergreifen müssen, um sicherzustellen, dass ihre Mitarbeitenden und alle anderen Personen, die mit dem Betrieb oder der Nutzung von KI-Systemen befasst sind, ein ausreichendes Maß an KI-Kompetenz besitzen. KI-Kompetenz wird dabei unter den Begriffsbestimmungen in Artikel 3 Absatz 56 definiert als „die Fähigkeiten, die Kenntnisse und das Verständnis, die es Anbietern, Betreibern und Betroffenen unter Berücksichtigung ihrer jeweiligen Rechte und Pflichten im Rahmen dieser Verordnung ermöglichen, KI-Systeme sachkundig einzusetzen sowie sich der Chancen und Risiken von KI und möglicher Schäden, die sie verursachen kann, bewusst zu werden“.

Sowohl aus den Forderungen des EU AI Act als auch denen der Experten und Expertinnen aus der Wissenschaft lassen sich jedoch keine konkreten Kompetenzen ableiten, die im Rahmen der (Neu-)Strukturierung einer Aus- oder Fortbildung oder der Schaffung von kleineren Bildungseinheiten wie beispielsweise Zusatzqualifikationen eine Rolle spielen könnten, weil in der Regel der notwendige Berufs- und Arbeitsplatzbezug fehlt.

Um diesen herzustellen, ist es notwendig, Untersuchungen an den entsprechenden Arbeitsplätzen der Berufe vorzunehmen, was nicht zuletzt in anderen Forschungsprojekten zur Digitalisierung wie beispielsweise dem BIBB-Projekt „Berufsbildung 4.0“ deutlich wurde. Dort hatte man nach dem Ende des Projektes konstatieren müssen, dass generelle Aussagen zu Änderungen von Qualifikationsanforderungen schwer zu treffen sind, da die Veränderungen in hohem Maße vom jeweiligen Arbeitsplatz oder auch vom Betrieb abhängen, in dem der Arbeitsplatz angesiedelt ist (ZINKE 2019).

Da sich Untersuchungen an Arbeitsplätzen jedoch sehr aufwendig gestalten, wurde als erster Schritt beschlossen, zunächst ein Scoping Review zu erstellen, mit dem ein zeitnahe Überblick über das bisherige Forschungsfeld zum Thema KI und Veränderung der beruflichen Qualifikationsanforderungen im Bereich der gewerblich-technischen Berufe¹ (als die von dem das Projekt durchführenden Arbeitsbereich betreuten Berufen) geschaffen werden sollte. Mittels dieser systematischen Literaturliteraturanalyse sollte erhoben werden, welche empirischen Erkenntnisse zu den Veränderungen der Qualifikationsanforderungen durch den Einsatz von künstlicher Intelligenz an den Arbeitsplätzen bereits vorliegen, um, auf diesen Erkenntnissen aufbauend, gezielt weitere Forschungsvorhaben zu initiieren oder sogar schon erste Schlüsse für das Themenfeld der beruflichen Aus- und Fortbildungsordnungen ziehen zu können.

Exkurs: AI-Literacy

Bei der Frage, welche Kompetenzen Fachkräfte für die Arbeit mit KI benötigen, fällt häufig der Begriff der AI-Literacy. Sowohl im Vorfeld der eigentlichen Untersuchung als auch später bei unserer systematischen Literatursuche stießen wir auch immer wieder auf Publikationen, welche sich mit diesem Konzept beschäftigen, und standen vor der Entscheidung, ob diese einen Beitrag zur angestrebten Übersicht über den aktuellen Forschungsstand leisten könnten. AI-Literacy schließt an andere Literacy-Konzepte wie Data Literacy oder Digital-Literacy an, bei denen es stets darum geht, dass Nutzer einer speziellen technologischen Domäne ganzheitliche Kompetenzen zur Nutzung entwickeln sollen, die über das bloße Ansammeln von Wissen oder Fähigkeiten hinauszugehen (vgl. PINSKI/BENLIAN 2024). Obwohl sich einzelne Konzepte von AI-Literacy in ihren Details unterscheiden, können häufig die Bestandteile (definiert als Kompetenzdimensionen, vgl. ebd.) „Wissen über die Technologie“ sowie „Fähigkeiten zur Nutzung, „Beurteilung der Ergebnisse“ und „ethisch korrekten Nutzung“ der Technologie identifiziert werden. Die Literacy-Konzepte werden für verschiedene Zielgruppen konstruiert, die man grob in berufliche Experten/Expertinnen und Nicht-Experten/-expertinnen (darunter häufig Schüler/-innen und Studierende) unterteilen kann. Neben den Bestandteilen von AI-Literacy werden in den Konzeptionierungen auch Fachgebiete benannt, auf die die benannten Kompetenzdimensionen angewendet werden. Dadurch erfahren die sehr abstrakten Konzepte eine gewisse Konkretisierung. Trotzdem bleiben die Konzepte bezüglich konkreter Kompetenzen immer noch sehr abstrakt. Dies und die Tatsache, dass das in der vorliegenden Literaturliteraturanalyse fokussierte Berufsfeld der gewerblich-technischen Berufe bei den ermittelten AI-Literacy-Konzepten keine Rolle spielt, führt dazu, dass Artikel, die sich mit einem Konzept zur AI-Literacy beschäftigen, keinen Beitrag zur Beantwortung unserer Forschungsfrage leisten

¹ Im vorliegenden Scoping Review wurden Publikationen ausgeklammert, die sich explizit nur auf Kompetenzen von IT-Fachkräften beziehen, die mit der Programmierung von KI betraut sind, weil im Fokus des Interesses Kompetenzen stehen, die für die Anwendung von KI benötigt werden.

konnten. Auch dieser bereits in der Vorphase der Projektdurchführung gemachte Befund motivierte uns zur Durchführung einer Scoping Review, um die Recherche zu vertiefen.

Die mit dem Scoping-Review verbundene Forschungsfragen lauteten:

- Welche Erkenntnisse lassen sich aus den soweit vorhandenen empirischen Untersuchungen zur Änderung von Qualifikationsanforderung von Fachkräften im gewerblich-technischen Bereich durch die berufliche Nutzung künstlicher Intelligenz ableiten?
- Lassen sich Berufsfelder identifizieren, in denen besonders viele empirischen Erkenntnisse existieren?
- Sind diese Veränderungen der Qualifikationsanforderungen in ihrer Qualität und Quantität berufsspezifisch, oder lassen sich auch Berufe übergreifend ähnliche Veränderungen beobachten?

2 Methodische Vorgehensweise

2.1 Einführung in die Methode des Scoping Reviews

Wenngleich die Durchführung eines Scoping Reviews im Kontext arbeits- oder berufsbildungswissenschaftlicher Forschung kein Novum darstellt (z. B. bedienen sich MÜLLER/FRENZ/NITSCH 2023 der Methode), ist seine Verwendung primär in der Medizin und verwandten Disziplinen verortet. Vor diesem Hintergrund soll die Methode zunächst kurz vorgestellt werden. Dieses einführende Kapitel dient auch dazu, die folgenden Unterkapitel bezüglich der konkreten Durchführung der Review im Projekt sowie deren Bericht in der vorliegenden Arbeit zu kontextualisieren.

Als spezifischer Typ einer systematischen Literaturrecherche/-analyse zeichnet sich auch das Scoping Review durch einen stark schematisierten Aufbau und Ablauf, einem hohen Grad der Strukturiertheit der Suche sowie eine Regelgeleitetheit bei der Sichtung von Literatur aus. ARKSEY/O'MALLEY (2005), die ein originäres Grundgerüst für die Durchführung eines Scoping Reviews vorlegten, unterscheiden bezüglich des Ablaufs eines Scoping Reviews fünf obligatorische Abschnitte:

- (1) Identifikation der Forschungsfrage („identifying the research question“)
- (2) Identifikation relevanter Studien („identifying relevant studies“)
- (3) Studienauswahl („study selection“)
- (4) Darstellung der Daten („charting the data“)

- (5) Zusammenstellung, Zusammenfassung und Berichterstattung der Ergebnisse („collating, summarizing and reporting the results“)²

Hierzu einige wichtige Anmerkungen: Abschnitt 2, die Identifikation relevanter Studien, stellt vor allem auf die Festlegung einer Suchstrategie für die primär datenbankbasierte Literatursuche ab. Abschnitt 3, die Studienausswahl, bezieht sich auf die Überprüfung und Selektion von Texten (Screening) anhand von Einschluss- und Ausschlusskriterien. Bei Abschnitt 4, im Original „charting the data“, geht es noch nicht um die Darstellung von Daten in Form von Abbildungen, sondern um die Extraktion und Sammlung relevanter Daten aus den eingeschlossenen Texten in dazu konzipierten Formularen oder Tabellen. Trotz der ausgeprägten Schematisierung der Durchführung eines Scoping Reviews handelt es nicht um eine zwingend lineare Methode, in der jede a priori getroffene Entscheidung über ein Vorgehen unveränderlich fortgesetzt werden muss. So charakterisieren ARKSEY/O'MALLEY (2005, S. 22) die Durchführung des Scoping Reviews: „The process is not linear but iterative, requiring researchers to engage with each stage in a reflexive way“. Auch sind Ressourcen, insbesondere zeitliche, bei der Planung und Durchführung zu berücksichtigen (vgl. ebd. oder ELM/SCHREIBER/HAUPT 2019).

Dieses von den beiden Autorinnen vorgeschlagene Grundgerüst wurde in der Folgezeit weiter ausgearbeitet und standardisiert. Vom gegenwärtigen „State of the Art“ dieses Standardisierungsprozesses ausgehend sind hier die PRISMA-Erweiterung für Scoping Reviews (PRISMA-ScR = Preferred Reporting Items for Systematic reviews and Meta-Analyses extension for Scoping Reviews) eines Autorenkollektivs (TRICCO u. a. 2018), das auf Basis einer Delphi-Studie 27 Items für den Bericht eines Scoping Reviews identifizierte, sowie das JBI-Handbuch zur Erstellung eines Scoping Reviews des Joanna Briggs Instituts (PETERS u. a. 2024) zu nennen. Beide Arbeiten sind miteinander harmonisiert und stehen nach wie vor mit dem ursprünglichen Ansatz von Arksey und O'Malley in Einklang, sodass dieser noch als aktuell gelten kann. Dieser originäre Ansatz stellt für das vorliegende Projekt den wichtigsten methodologischen Bezugspunkt dar, wenngleich die neueren Formalisierungen der Methode bei der Klärung von Fragen oder zur Absicherung unseres Vorgehens berücksichtigt wurden.

Ein abgrenzendes Merkmal des Scoping Reviews innerhalb der Gruppe systematischer Literaturrecherche/-analysen besteht in der spezifischen Leistungsfähigkeit der Methode. Im Unterschied zur Referenzmethode des Systematic Reviews ist das Scoping Review explorativer angelegt; die ihm zugrundeliegende Fragestellung ist weiter gefasst und jede Form von Evidenz kann grundsätzlich für die

² Die Übersetzungen der originären Bezeichnungen von Arksey und O'Malley sind an die Übersetzungen von ELM/SCHREIBER/HAUPT (2019) angeglichen. Das Schema besitzt darüber hinaus eine sechste optionalen Phase, und zwar die der Beratung („consultation exercise“). Diese ist nicht als eigenständiger Abschnitt am Ende der Durchführung konzipiert, sondern umfasst Beratungsleistungen durch Praxisexperten/-innen im Rahmen der Durchführung zu jedem Zeitpunkt (vgl. ARKSEY/O'MALLEY 2005, S. 28 f.). Für die vorliegende Arbeit hat dieses Element keine Rolle gespielt.

Beantwortung der Forschungsfrage berücksichtigt werden. Dementsprechend wird bei der Durchführung der Methode in der Regel darauf verzichtet, die Qualität der in die Review eingeschlossenen Texte anhand evidenzbezogener Kriterien zu beurteilen. Scoping Reviews leisten grundsätzlich nur eine deskriptive Synthese der gefundenen Evidenz, die sich auf eine Zusammenfassung und Zusammenstellung beschränkt (POLLOCK u. a. 2023).

Die methodologische Rigorosität von Scoping Reviews zeigt sich – und hier sind keine Unterschiede zwischen Systematic und Scoping Review zu konstatieren – am deutlichsten in den Anforderungen, die sie an die Dokumentation des Reviews stellen. Rezipienten systematischer Literaturreviews müssen stets die Möglichkeit haben, die Durchführung des Reviews nachvollziehen zu können (vgl. TRICCO u. a. 2018). Die im Folgenden dargelegte Beschreibung des Vorgehens im Rahmen von QualiKI geht jedoch über die Formalisierung eines Scoping-Review-Berichts (vgl. z. B. ELM/SCHREIBER/HAUPT 2019) insofern hinaus, als sie den Fokus der Beschreibung erweitert. Das vorliegende Projekt war in zweifacher Hinsicht explorativ angelegt. Primär entsprechend der Methodenwahl im Hinblick auf die Adressierung der Forschungsfrage(n), sekundär indes auch in Bezug auf die Methode selbst, ihre Durchführbarkeit und ihren Nutzen im Kontext von Berufsbildungsforschung am Bundesinstitut für Berufsbildung. So liegt ein Schwerpunkt der Beschreibung darauf, die im Rahmen der Durchführung der Review getroffenen Entscheidungen als Trade-Off-Entscheidungen problemorientiert zu kontextualisieren und dabei Herausforderungen oder Hürden transparent zu machen.

2.2 Ein- und Ausschlusskriterien der Studienauswahl

Um den Fokus der Forschungsfrage und die Relevanz von Artikeln im Hinblick auf das Screening festzuhalten und teilweise näher zu spezifizieren, verständigten wir uns auf folgende Ein- und Ausschlusskriterien (EK/AK; s. Tabelle 1)

Tabelle 1: Ein- und Ausschlusskriterien

einschließen	ausschließen
empirische Studie	keine empirische Studie
betrifft Arbeitsplätze der dualen gewerblich-technischen Ausbildung	betrifft nicht die Arbeitsplätze der dualen gewerblich-technischen Ausbildung (z. B. Studien aus dem schulischen oder akademischen Bereich)
die Ergebnisse tragen dazu bei, die Frage nach der Änderung von Qualifikationsanforderungen durch den Einsatz von künstlicher Intelligenz zu beantworten	betrifft nicht die Änderung von Qualifikationsanforderungen durch den Einsatz von künstlicher Intelligenz (z.B. Studien zur Veränderung von Arbeitsabläufen durch KI)

ist wissenschaftlich

ist nicht wissenschaftlich (z. B. nicht formal)

In das Review sollten nur wissenschaftliche Titel aufgenommen werden, die ihre Ergebnisse auf Basis empirischer Untersuchungen gewonnen hatten. Dabei wurde kein Unterschied zwischen „grauer“ und solcher Literatur gemacht, die – idealtypisch – unter Nutzung unabhängiger Peer-Review-Verfahren kontrolliert im Verlagswesen veröffentlicht wurden. Um dem Kriterium der Wissenschaftlichkeit zu genügen, mussten Texte jedoch formale wissenschaftliche Standards einhalten (z. B. Aussagen mit Quellenangaben belegen), um z. B. journalistische Artikel von dem Review auszuschließen zu können. Darüber hinaus sollten nur Texte in das Review aufgenommen werden, die Rückschlüsse auf gegebenenfalls veränderte Qualifikationsanforderungen an Fachkräfte infolge des Einsatzes von KI-Anwendungen an Arbeitsplätzen der dualen gewerblich-technischen Berufsausbildung zulassen. Qualifikationsanforderungen sind im Kontext der vorliegenden Arbeit als synonym zu Kompetenzanforderungen zu verstehen. Unter dem Kompetenzbegriff subsumieren wir eine Trias aus Wissen, Fertigkeiten (verstanden als Fähigkeit, Wissen in der Praxis anzuwenden) sowie Einstellungen/Haltungen (vgl. CONEIN/FELKL/BLUM 2025). Als Hinweis sei noch angefügt, dass bei der Festlegung der Einschlusskriterien und ihrer Operationalisierung im späteren Screening auf eine Definition von „Künstlicher Intelligenz“ verzichtet wurde. Dies war zum einen dem fehlenden Konsens über die Definition von KI geschuldet (vgl. SEUFERT/GUGGEMOS/IFENTHALER 2011, S. 11), zum anderen methodisch motiviert. Grundsätzlich behandelten wir das als KI, was innerhalb der Texte als KI begriffen wurde, und beschränkten uns auf Plausibilitätseinschätzungen anhand gängiger Anwendungsfelder oder technologischer Grundlagen (zum Beispiel: Wie plausibel ist es, dass in den diskutierten Technologien maschinell lernende Algorithmen o. ä. eingesetzt werden?). Für die Relevanz dieses Vorgehens sowie Beschreibung weiterer Strategien bezüglich der Operationalisierung der EK/AK im Screening vergleiche Kapitel 2.4. Die KI-Definitionen der jeweiligen Texte und die dort diskutierten Anwendungsfällen wurden darüber hinaus im Rahmen der Verdattung der einschussfähigen Texte gesammelt (s. Kapitel 2.5 bzw. Anhang 1).

2.3 Suchstrategie: Suchschema und Datenbankauswahl

Das Schema der Suchwörter lässt sich in drei semantische Felder unterteilen, die sich in Anlehnung an das PICO-Schema mit „Population“, „Intervention“ und „Outcome“ überschreiben lassen (s. Tabelle 2).³ Innerhalb dieser Felder waren die Suchwörter mit dem Operator „Oder“ verknüpft, zwischen den Feldern dagegen mit dem Operator „Und“.

³ Das Akronym „PICO“ steht für Population, Intervention, Comparison und Outcome und dient in der evidenzbasierten Medizin primär der Strukturierung von Forschungsfragen. Es wird jedoch auch zur Strukturierung von Suchschemata bei systematischen Literaturreviews verwendet (vgl. SCHARDT u. a. 2007).

Tabelle 2: Aufbau des finalen Suchschemas

Semantisches Feld „Intervention“	und semantisches Feld „Outcome“	und semantisches Feld „Population“
„Artificial Intelligence“ oder AI	Attitude* oder Competenc* oder Literacy oder oder Qualification* oder Skill*	Employee* oder Occupation* oder Profession* oder Worker* oder Workforce
oder „Künstliche Intelligenz“ oder KI	oder Kompetenz* oder Qualifikation* oder Fertigkeit* oder Haltung* oder Einstellung*	oder Arbeitskr* oder Arbeitnehme* oder Beschäftigt* oder Fachkr* oder Praxis

Die Beschränkung auf ein im methodologischen Kontext vergleichsweise schmales Suchschema hinsichtlich der Anzahl der Suchwörter hatte einen sowohl technischen als auch ressourcen-pragmatischen Hintergrund. Das ursprüngliche Suchschema wurde zu einem Zeitpunkt eruiert, an dem noch nicht absehbar war, welche und wie viele Datenbanken die Suche umfassen würde. Um eine größere Passung zu Datenbanken mit Zeichenbeschränkungen in der dazugehörigen Suchmaske zu haben (das ist z. B. bei JSTOR der Fall), sollte das Suchschema tendenziell nicht übermäßig viele Wörter beinhalten und sich ggfs. in eine Suche mit jeweils deutschen und englischen Suchwörtern aufteilen lassen.

Entscheidender waren indes die Erfahrungen, die wir bei der Erprobung des Suchschemas in Web of Science gemacht haben. Bei Web of Science handelt es sich um eine Rechercheplattform, die aufgrund ihres umfassend dokumentierten Funktionsumfangs in Bezug auf die Übersetzung eines Suchschemas in eine Suchsyntax unter Nutzung von Parenthesen, Trunkierungen, boolescher Operatoren usw. für die Durchführung systematischer Literaturrecherchen sehr gut geeignet ist und als Standardplattform gelten kann (vgl. WETTERICH/PLÄNITZ 2021). Im Rahmen der Umsetzung wurde schließlich deutlich, dass das Suchschema eine zu große Trefferanzahl erzeugte, sodass wir es iterativ veränderten, um annäherungsweise diejenigen Suchwörter zu identifizieren, die einerseits relevant für die Findung forschungsfragenrelevanter Literatur sind, aber andererseits möglichst wenige zusätzliche Treffer ohne Relevanz für die Forschungsfrage zur Konsequenz haben. Die Festlegung der jeweiligen Suchwörter war somit auch eine Abwägung zwischen zwei konfligierenden Zielen, die (möglichst vollständige) Findung relevanter Literatur sowie die nötig gewordene Reduktion der Treffermenge auf eine Anzahl, die beherrschbar ist. Im Projekt verständigten wir uns zunächst darauf, dass eine bei etwa 500–600 Treffern liegende Menge (pro Index bzw. Fachdatenbank) als beherrschbar gelten soll, wobei sich die Grenze im Verlauf des Projekts auf Basis von Erfahrungseffekten auf die Geschwindigkeit des Screenings auf etwa 800 Treffer nach oben verschob. Um eine weitere Trefferreduktion zu erzielen, wurden darüber hinaus

datenbankspezifisch bestimmte Suchwörter (z.B. „health“ oder „medical“) per „Nicht“-Operator in das Suchschema aufgenommen. Der Ausschluss verlagerte sich hier von der Ebene des Screenings gemäß den EK/AK auf die Ebene des Suchschemas (s. Anhang 3).

Neben der Bestimmung der Suchwörter und ihrer Verknüpfung in einer Syntax waren noch weitere Parameter der Suche festzulegen. Aufgrund der Tatsache, dass ab 2020 ein erkennbarer Anstieg an Veröffentlichungen zum Thema KI festzustellen ist, entschieden wir uns dafür, nur Texte ab diesem Jahr einzubeziehen. Darüber hinaus sollten nur deutsch- oder englischsprachige Texte in das weitere Screening aufgenommen werden. Des Weiteren bieten die für die Durchführung systematischer Literaturreviews geeigneten Datenbanken die Nutzung sogenannter „Field Tags“ an, mit denen sich im Suchstring das *Wo* der Suche innerhalb der textbezogenen (Meta-)Daten näher spezifizieren lässt. In Bezug auf Web of Science fiel die Wahl auf die Feldmarkierung „TS“ (Topic), die mit der die Anweisung verbunden ist, die Suchwörter in Titel, Abstract und Keywords zu suchen.⁴ Dieses Vorgehen wurde in der Formulierung der Suchstrings für die anderen Datenbanken – von einer Ausnahme abgesehen (vgl. S. 12) – gespiegelt. Zu beachten ist, dass sich Datenbanken hinsichtlich der Art und des Umfangs von Metadaten und deren gezielten Durchsuchbarkeit unterscheiden. Wo keine identische Suche in Relation zur Web-of-Science-Suche möglich war, wurde versucht, eine so weit wie möglich äquivalente Suche umzusetzen (s. Anhang 3).

Alles in Allem lässt sich der Algorithmus des datenbankübergreifenden Suchstrings so beschreiben, dass eine beliebige Kombination jeweils eines Suchworts aus den drei Gruppen (s. Tabelle 1) zum Einschluss in die Trefferliste führte. Dabei war unerheblich, ob sich die jeweiligen Suchwörter im Titel, Abstract oder in den Schlagwörtern/Keywords eines Titels befanden oder es sich um ein deutsch- oder englischsprachiges Suchwort handelt.

Neben der Identifikation eines geeigneten Suchschemas gehört zur Festlegung einer Suchstrategie die Auswahl für die Adressierung der Forschungsfrage geeigneter (Fach-)Datenbanken. Neben den bereits diskutierten methodologischen Anforderungen in bibliothekarischer und technischer Hinsicht, insbesondere die gezielte Steuerbarkeit und algorithmische Kontrolle der Suche nach transparenten Regeln in umfassend gepflegten bibliografischen Datensätzen, sind bei der Auswahl von Rechercheplattformen bzw. Datenbanken noch andere Faktoren zu berücksichtigen, die deren Verfügbarkeit und disziplinären Zuschnitt betreffen. Die im vorliegenden Forschungsprojekt zu bearbeitende Fragestellung ist potentiell Gegenstand mehrerer Disziplinen: u. a. Arbeitswissenschaft und Berufspädagogik, Betriebswirtschafts-

⁴ Die Kategorie „Keywords“ umfasst in Web of Science grundsätzlich zwei verschiedene Typen von Metadaten: zum einen diejenigen Wörter, die Autorinnen/Autoren bei der Einreichung von Texten als Keywords angeben, zum anderen die sogenannten „Keywords Plus“. Dabei handelt es sich um Wörter, die in den referenzierten Literaturangaben eines Textes besonders häufig vorkommen (vgl. CLARIVATE 2025).

lehre oder Informatik mit Schwerpunkt auf Human-Computer-Interaction. Die Menge der betroffenen Disziplinen sollte sich tendenziell in der Auswahl und Anzahl der untersuchten Datenbanken widerspiegeln, wengleich der Schwerpunkt auf den bildungs-/erziehungswissenschaftlichen Fachdatenbanken lag. Dabei hat auch die bessere Verfügbarkeit dieser Datenbanken eine Rolle gespielt.

Das Kriterium Verfügbarkeit gründet darauf, dass Datenbanken nicht immer frei zugänglich sind, sondern ihr Zugriff an Lizenzen gebunden ist, so auch zum Beispiel bei Web of Science. Web of Science stellt eine kommerzielle Rechercheplattform dar, die mehrere bibliographische Sammlungen beinhaltet, darunter die eigene „Web of Science Core Collection“. Diese stellt – wie ihr Name bereits sagt – selbst eine Sammlung verschiedener bibliographischer Indizes dar. Zum Zeitpunkt der Durchführung der Suche besaßen wir einzig Zugriff auf den SCIE („Social Citation Index Expanded“) der Web of Science Core Collection, die als sozialwissenschaftlich orientierte und disziplinär vielseitige Datenbank indes der für uns passende Index war.⁵ Insgesamt wurden folgende Datenbanken bzw. Rechercheplattformen für das Scoping Review verwendet (s. Tabelle 3).

Tabelle 3: Durchgeführte Literatursuchen

(Such-)Plattform	bibliographische Indizes/Fachdatenbanken	Datum des Trefferexports
Web of Science	SCIE (aus der Web of Science Core Collection)	20.11.2024
Fachportal Pädagogik	FIS Bildung, ERIC, EBSCO eBooks, Library of Congress (= alle Datenbanken mit Treffern)	20.01.2025
Literatursuche im Bundesinstitut für Berufsbildung (BIBB)	VET Repository	04.04.2025
ebSCOHOST	Education Research Complete	27.05.2025

Die auf Seite 11 erwähnte Ausnahme bezüglich des Suchschemas stellte die Suche im VET Repository dar, dem „Fachrepositorium für Literatur zu allen Aspekten der Berufsbildung und Berufsbildungsforschung“ des Bundesinstituts für Berufsbildung (BUNDESINSTITUT FÜR BERUFSBILDUNG). Das VET Repository

⁵ Kurz vor Fertigstellung dieses Abschlussberichts hat das BIBB die gesamte Web-of-Science-Core-Collection im Umfang von zehn Archivjahren lizenziert (Stand Januar 2026). Der Zugriff auf den EBSCO-Index „Education Research Complete“ lief dagegen inmitten der Projektlaufzeit vor dem Hintergrund einer Kündigung aufgrund gestiegener Lizenzkosten und rückläufiger Nutzungszahlen ab. Großer Dank an dieser Stelle gebührt einer Kollegin aus dem Team „Bibliothek und Dokumentation“, die einen Kontakt zu einer Institution vermittelte, die uns freundlicherweise mit einem neuen Export aushelfen konnte, nachdem sich herausstellte, dass unser Export, den wir vor Ablauf des angekündigten Lizensierungsendes noch anfertigten, auf einem fehlerhaften Suchstring basierte.

zeichnet sich dadurch aus, dass die dort aufgenommene Literatur (u. a.) mittels eines auf die Berufsbildung bezogenen Thesaurus inhaltlich erschlossen wird. Da eine äquivalente Umsetzung unseres Suchschemas in der zugehörigen Suchmaske nicht möglich war und wir auf das VET Repository als dedizierte Fachdatenbank der Berufsbildung und Berufsbildungsforschung nicht verzichten wollten, baten wir einen für das VET Repository mitverantwortlichen Kollegen und Experten des Thesaurus ein eigenes Schema einer thesaurusbasierten Schlagwortsuche zu erstellen, das sich an unserem Suchschema nurmehr orientieren sollte. Dieses Vorgehen war auch mit der Zielsetzung verbunden, hierdurch gegebenenfalls blinde Flecke unseres Suchschemas ausgleichend zu adressieren. Alle verwendeten Suchstrings der vier Plattformsuchen sind in Anhang 3 aufgeführt.

2.4 Identifikation relevanter Texte: der Screening-Prozess

Die Trefferlisten der Plattformsuchen wurden von beiden Projektteammitgliedern in einem zweistufigen Prozess unabhängig voneinander auf ihre Aufnahmeeignung gemäß der Einschluss- und Ausschlusskriterien hin überprüft. Die Durchführung des Screenings erfolgte in der „Systematic Review Management Software“ Rayyan unter Nutzung der Verblindungsoption der Software, um eine gegenseitige Beeinflussung bei der Beurteilung der Titel zu verhindern. Auf der ersten Prozessstufe wurden die Titel anhand ihrer Abstracts oder anderer Kurzzusammenfassungen beurteilt. Nach Abschluss des Screenings erfolgte ein Abgleich der Beurteilungen. Titel, die von beiden Mitgliedern als die Einschlusskriterien erfüllend bewertet wurden, wurden in die nächste Phase aufgenommen. Treffer, die jeweils nur von einem Reviewer/einer Reviewerin inkludiert wurden, wurden ob ihrer Aufnahme ohne Einigungszwang diskutiert. In den seltenen Fällen, in denen auch nach Diskussion noch konfligierende Einschätzungen vorlagen, wurden die betreffenden Titel stets ins Volltextscreening mitaufgenommen. Während des (Abstract-)Screenings erfolgte ein Abgleich der Bewertungen nach Screening der ersten 100 Treffer, um zu prüfen, ob ein intersubjektiv geteiltes Verständnis der EK/AK mitsamt ihrer Auslegung zwischen beiden Projektmitgliedern vorliegt. In Bezug auf die Beurteilung der insgesamt 480 Treffer des Web-of-Science-Datensatzes berechneten wir darüber hinaus mittels Cohens Kappa die sogenannte Interrater-Reliabilität. Wenngleich es hierbei um keinen standardisierten Bestandteil der Methode handelt und ihre Berechnung im Zusammenhang mit einer auf Austausch und Abstimmung basierenden Methode unserer Einschätzung nach auch nur begrenzt sinnvoll und aussagekräftig ist, wird sie im Rahmen der Durchführung systematischer Literaturreviews als Gütekriterium der Objektivität manchmal berechnet. Die Interrater-Reliabilität fungierte für uns vor allem als internes „Controlling-Instrument“, um das Niveau der Einigkeit der Bewertung zusätzlich zu quantifizieren. Der erreichte Wert von 0,69 kann als gut bezeichnet werden (vgl. WIRTZ/KUTSCHMANN 2007).

Da die Suche nicht nur reine Zeitschriftenartikeldatenbanken umfasste, sondern auch Datenbanken, in denen auch andere Publikationsformen/-typen indexiert sind, nahmen wir auch Sammelbände auf

Basis einer Orientierung an Titel, Inhaltsverzeichnis, Zusammenfassungen oder Klappentexte auf. In diesen Fällen wurden die Bücher beschafft und die jeweiligen Beiträge, die in diesen enthalten waren, anhand ihrer Abstracts (sofern vorhanden) beurteilt. Waren keine Abstracts vorhanden, wurden die Artikel anhand einer kursorischen Durchsicht auf ihre Eignung hin überprüft.

Darüber hinaus wurden alle Literaturverzeichnisse der Texte des Volltextscreenings – neben den Hinweisen aus ihrer Lektüre – nach weiteren potentiell in Frage kommenden Texten durchsucht. Im Anschluss wurde das Vorgehen einer zweistufigen Sichtung, zunächst auf Abstract- und dann auf Volltextebene, bei diesen Titeln wiederholt. Um die Reichweite der Suche zu erhöhen, wurden dabei auch Titel berücksichtigt, die vor 2020 erschienen. Anhang 2 beinhaltet eine Liste aller ins Volltextscreening aufgenommenen Texte.

Alle eingeschlossenen Texte wurden auf der zweiten Prozessstufe mindestens so weit durchgearbeitet, bis die Inklusionsfähigkeit eines Textes eindeutig ausgeschlossen werden konnte. Aus Zeitgründen und aufgrund des Umstands, dass sich auch längere Monographien im Datensatz der zu lesenden Volltexte befanden, wurde die Lektüre eines Titels vereinzelt in dem Moment abgebrochen, als klar wurde, dass er eines der Einschlusskriterien definitiv nicht erfüllen würde. Da es zusätzlich durchaus die Regel war, dass Texte mehr als nur ein EK nicht erfüllten, verzichteten wir auf die vollständige Sammlung aller zutreffender Exklusionsgründe und damit auch auf ihre methodologisch eigentlich vorgesehene Angabe im Flow-Chart des Scoping Reviews (s. Abbildung 1). Dies hätte zu Verzerrungen geführt, da sich bestimmte EK leichter und schneller prüfen lassen als andere und dementsprechend prioritär geprüft wurden. Grundsätzlich lässt sich festhalten, dass die meisten schlussendlich exkludierten Texte EK 2 („betrifft Arbeitsplätze ...“) und/oder EK 3 („trägt dazu bei ...“) nicht erfüllten.

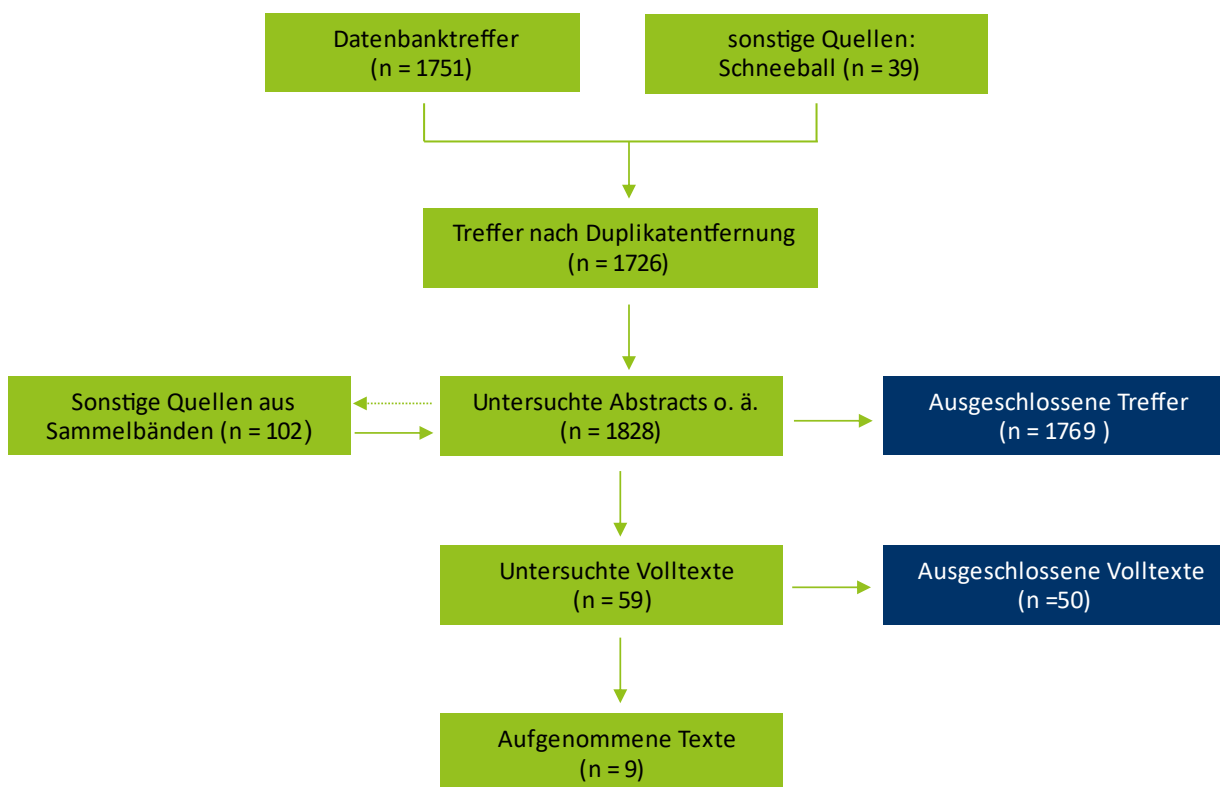
Auch das Volltextscreening erfolgte unabhängig voneinander. Konflikte bzw. Unsicherheiten bezüglich der Aufnahmefähigkeit eines Titels wurden im Rahmen des Ergebnisabgleichs diskutiert. Unsicherheiten traten nach Textlektüre u. a. bei der Frage auf, ob das dritte Einschlusskriterium erfüllt ist. Grundsätzlich wurde die Beurteilung dieses subjektiv-interpretativ formulierten Kriteriums inklusiv ausgelegt. Nur in sehr wenigen Fällen wurden Texte, welche die anderen Einschlusskriterien erfüllen und Veränderungen von Kompetenzanforderungen in irgendeiner Weise thematisierten, exkludiert. Dies war z. B. der Fall, wenn Aufsätze in Abstract oder Einleitung einen Bezug zu künstlicher Intelligenz herstellten, sich im Hauptteil jedoch nur allgemein und undifferenziert auf Digitalisierungsphänomene oder auf ältere Technologien ohne KI und deren Effekte bezogen.⁶ Auch die Frage danach, ob die Ergebnisse eines Textes Arbeitsplätze der dualen gewerblich-technischen Berufsausbildung betreffen, war nicht in jedem Fall eindeutig zu beantworten. Waren im Text Bezüge zu relevanten Branchen im Kontext

⁶ Im Prozess des Screenings wurde deutlich, dass der Bezug auf KI oft auch eine rhetorische Funktion hat, die eigene Untersuchung mit Relevanz aufzuladen.

gewerblich-technischer Berufe zu finden und waren weiterhin nicht nur die Kompetenzen der dort an KI-Anwendungen arbeitenden IT-Spezialisten/-Spezialistinnen Gegenstand der Reflexion, sondern auch abgrenzbar derjenigen Fachkräfte, die operative Tätigkeiten im Bereich der gewerblich-technischen Domänen ausführen, galt das Kriterium als erfüllt. Die Erfahrung im Prozess des Screenings, dass nur wenige Texte die a priori aufgestellten Einschlusskriterien erfüllten (s. Tabelle 1), führte am Ende der Suche indes dazu, dass wir einen Titel aus dem Korpus der per Schneeballverfahren identifizierten Titel (JÖHNK/WEIßERT/WYRTKI 2021) trotz unbestimmten Branchenbezug aufnahmen. Dies lag darin begründet, dass der betreffende Text aufgrund der Nennung konkreter KI-Kompetenzen EK 3 vergleichsweise gut erfüllte und im Hinblick auf EK 2 zumindest eine branchenunspezifisch abstrahierte Perspektive auf die Voraussetzungen der erfolgreichen Implementation von KI in Unternehmen einnahm.

Trotz dieser gerade thematisierten Unsicherheiten konnte jede Entscheidung an dieser Stelle im Reviewprozess konsensual getroffen werden. Insgesamt konnten wir neun Titel in das Scoping Review aufnehmen (s. Abbildung 1).

Abbildung 1: Flow-Chart der Scoping Review



2.5 Datenextraktion

Neben der Verdattung der nach Beendigung des Volltextscreenings eingeschlossenen Treffer beinhaltet ein Scoping Review eine kurze Beschreibung des Vorgehens sowie der gewählten Daten-Items (vgl. TRICCO u. a. 2018). Das tabellarische Formular der Datenerfassung wurde induktiv aus der Lektüre der Texte heraus festgelegt und iterativ angepasst, um die relevantesten Charakteristika und Aussagen aller

eingeschlossenen Texte dokumentieren und abbilden zu können. Die für das Formular gewählten Daten-Items lassen sich in zwei Bereiche aufgliedern: zum einen Items, die das Studiendesign der jeweiligen Untersuchungen näher spezifizieren, und zum anderen Items mit KI-Bezug. Insgesamt wurden folgende Rubriken gewählt:

- *Publikation*: Literaturangabe im Kurzbeleg (vollständiger Beleg im Literaturverzeichnis),
- *Originalforschungsfrage(n)*: die Forschungsfragen der in die Review aufgenommenen Untersuchungen. Bei mehr als drei erfolgte eine Beschränkung auf die im Kontext der vorliegenden Review relevanten,
- *Methode*: die im Rahmen der empirischen Untersuchung verwendeten Erhebungs- und Analyse-/Auswertungsverfahren – soweit wie angegeben,
- *Zielgruppe*: Angabe der Beschäftigtengruppen, die Gegenstand der Untersuchung sind und über die der Text Aussagen trifft,
- *Branche bzw. Sektor*: der branchenbezogene bzw. sektorale Bezug der Untersuchung,
- *Unternehmensspezifische Fallstudie?* Gibt an, ob die Untersuchung ein einziges Unternehmen im Rahmen einer Fallstudie fokussiert, und wenn ja, welches,
- *Ort*: Angabe des Landes oder der Länder, in denen die Zielgruppe der Untersuchung lokalisiert ist,
- *Zeitpunkt*: Angabe des Jahres oder einer Spanne, in der die empirische Untersuchung durchgeführt wurde,
- *Definition von KI: und zwar?* Klärt, ob der Text eine Definition von KI liefert (ggfs. auch nur die Operationalisierung von KI in Fragebögen), und gibt diese sofern vorhanden an,
- *Bezug*: Angabe der Anwendungen bzw. der statistischen/technologischen Grundlagen von KI, auf die der Titel Bezug nimmt,
- *KI-Kompetenzen*: Auflistung von Kompetenzen im Umgang mit KI, die im Text genannt werden
- *Herleitung*: Gibt an, ob der Titel die genannten Kompetenzen deduktiv aus z. B. einer der empirischen Untersuchung vorgelagerten Literaturanalyse oder induktiv aus der empirischen Untersuchung heraus herleitet,
- *Zentrale Aussagen*: die gemäß Forschungsinteresse der vorliegenden Review relevanten Einsichten eines Texts.

Eine unabhängig voneinander erfolgende Verdattung der Texte analog zum Vorgehen beim Screening wurde an dieser Stelle nicht durchgeführt. Die Texte wurden zunächst von einem der beiden Teammitglieder verdattet. Im Anschluss daran wurden die Datenextraktionen vom anderen kritisch überprüft.

Das in zwei Teile aufgegliederte vollständig ausgefüllte tabellarische Charting-the-Data-Formular findet sich in Anhang 1.⁷

3 Ergebnisse

3.1 Strukturelle Merkmale der eingeschlossenen Texte

Die neun eingeschlossenen Titel sind insgesamt eher heterogen und unterscheiden sich im Umfang, der Reichweite und des Bezugs der Forschung. Die Auswahl von Datenbanken mit unterschiedlichen nationalen Schwerpunkten oder einer hohen Abdeckung von Forschung in verschiedenen Ländern spiegelt sich auch in der regionalen Diversität der Studien wider, wenngleich der Schwerpunkt der Untersuchungen auf Europa liegt. Nicht selten waren die Untersuchungen selbst international angelegt (weil sie z. B. von Wissenschaftler/-innen einer internationalen Organisation wie der OECD durchgeführt wurden); in Kontrast dazu finden sich im Sample zwei Treffer, deren Untersuchungen sich auf dasselbe Unternehmen im selben Land als Einzelfallstudie bezogen. Methodisch halten sich quantitative und qualitative Studiendesigns die Waage, wobei die Studien zumeist quantitativ (mit Umfragen) oder qualitativ (mit Experteninterviews) arbeiteten. Mixed-Methods-Ansätze stellen die Ausnahme dar. Bei den exklusiv oder gemischt qualitativen Untersuchungen bilden aufgabenanalytische Studien im Feld, die im Optimalfall konkrete Arbeitsprozesse/-aufgaben in Arbeitsumgebungen mit KI-Einsatz fokussieren, die Ausnahme. Immerhin ein Titel (WAHLSTRÖM u. a. 2024) entspricht diesem für die Fragestellung des Scoping Reviews idealtypischen Studiendesign. Die im Screening recht häufig anzutreffenden Stellenanzeigenanalysen auf Basis großer Datensätze sind in der finalen Auswahl der neun Texte nicht repräsentiert.

Die Durchführung der empirischen Studien fand größtenteils zwischen 2020 und 2022 statt, womit sich erklären lässt, weshalb Große Sprachmodelle in den Befragungen oder Interviews noch keine Rolle gespielt haben. Der technologische Bezug auf KI-Anwendungen in den Studien ist tendenziell generalistisch-unspezifisch oder besteht in bestimmten, industriell bereits verbreiteten Anwendungsfällen wie maschinellem Sehen in der Qualitätskontrolle, prädiktiver Wartung oder Robotik. Nicht jeder Text bemüht sich um eine Definition künstlicher Intelligenz. Dies und die Verschiedenheit der Definitionen, die gegeben werden, legen nahe, dass KI eine tendenziell diffuse und schwer zu fassende Technologie darstellt – oder präziser: in der Sprache über künstliche Intelligenz.

Betrachtet man die originalen Forschungsfragen der aufgenommenen Texte fällt auf, dass die Adressierung von Kompetenzen oder Kompetenzanforderungen oft nur ein Gegenstand unter vielen war.

⁷ Aufgrund der nur neun Titel umfassenden und dadurch überschaubaren Treffermenge werden im Folgenden auf diagrammatische Darstellungen der Charakteristika der eingeschlossenen Titel verzichtet und dafür eine kurze narrative Beschreibung der Auswahl gegeben.

Detaillierte und umfangreiche Auseinandersetzungen mit den für uns relevanten Fragen stellen selbst in der kleinen Treffermenge nicht den Regelfall dar.

Forschungsfragen adressieren zumeist alle Beschäftigte entlang der Wertschöpfung. Dabei findet häufig eine Differenzierung zwischen KI-Experten/Expertinnen und Beschäftigten aus dem industriellen Kerngeschäft statt. Differenzierende Betrachtungen auf Beschäftigte mit Studien- oder dualem Ausbildungshintergrund sind innerhalb der zweiten Gruppe nur sehr beschränkt zu finden, was sicherlich auch der länderspezifischen Provenienz der Texte geschuldet ist. Bei den untersuchten gewerblich-technischen Wirtschaftszweigen halten sich Untersuchungen mit generalistisch sektoralen Bezügen (z. B. Fertigungsindustrie) oder Untersuchungen mit konkreterem Branchenbezug die Waage. Im Sample finden sich Studien in Bezug auf die Automobilindustrie, die Pharma- und Textilbranche sowie die Glasherstellung/-veredelung.

Im Folgenden werden ausgewählte Befunde des Reviews mit Bezug auf die Forschungsfragen reflektiert.

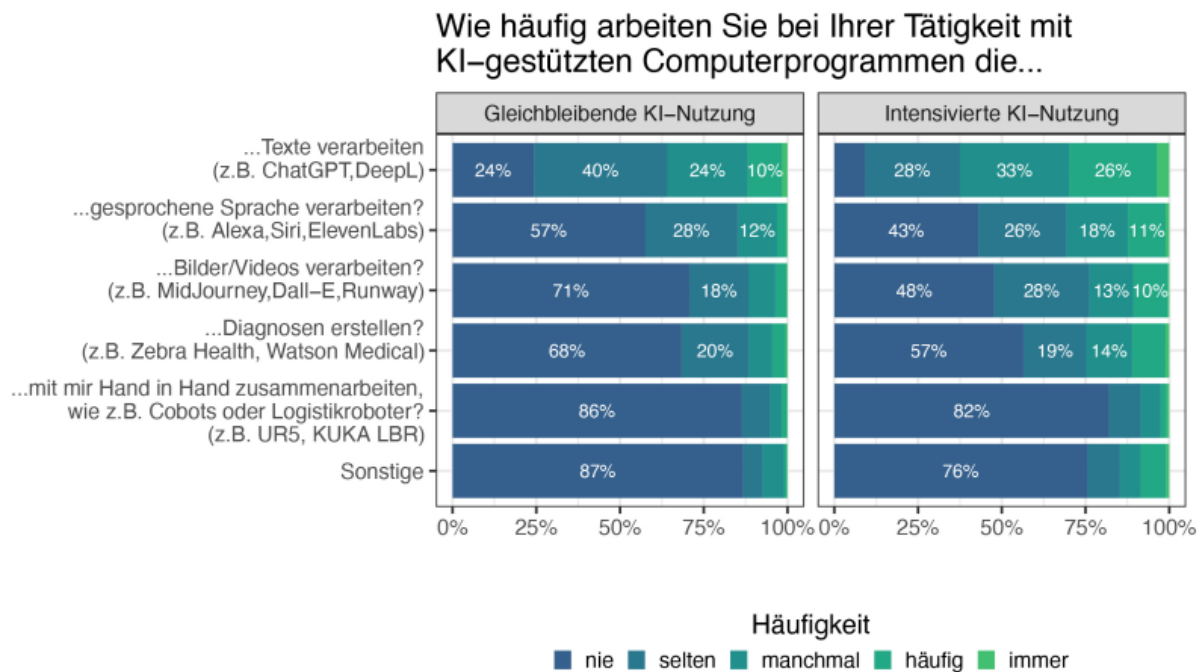
3.2 Thematische Synthese der Ergebnisse

Wenige Studien

Als erstes Ergebnis ist festzuhalten, dass es, wie aus dem FlowChart auf S. 15 ersichtlich, nur sehr wenige Publikationen gibt, welche die von uns gesetzten Einschlusskriterien erfüllen und damit einen Beitrag zur Beantwortung der Frage nach dem Forschungsstand bzgl. der Änderung von Qualifikationsanforderungen durch den Einsatz von KI an den Arbeitsplätzen der gewerblich-technischen Berufe leisten. Darüber hinaus ist bei allen von uns identifizierten Publikationen die Frage nach den Qualifikationen auch immer nur eine Frage unter anderen. Kein einziger von uns gescreenter Artikel befasste sich ausschließlich mit der Frage der Veränderung von Qualifikationsanforderungen durch den Einsatz von KI in dem von uns untersuchten Berufsfeld, sondern beispielsweise mit der Frage, welche Faktoren dazu beitragen, dass eine Organisation/Firma bereit für KI ist (JÖHNK/WEIßBERT/WYRTKI 2021), oder der Frage, wie große Unternehmen ihre Mitarbeitenden im Hinblick auf die KI-Transformation weiterqualifizieren (SPIRGI/MEIER 2022). Dies hat insofern überrascht, als dass es, wie in der Einleitung erwähnt, mittlerweile zahlreiche Publikationen gibt, welche konstatieren, dass durch den Einsatz von KI an den Arbeitsplätzen die Notwendigkeit eines Upskilling oder Reskilling der Fachkräfte besteht. Eine mögliche Erklärung dafür könnte sein, dass, anders als in anderen Wirtschaftssektoren, KI als Technologie an den Arbeitsplätzen der gewerblich-technischen Berufe noch nicht so weit verbreitet ist. Eine Unterstützung dieser These stellen die Ergebnisse der letzten DiWaBe Befragung (ARNTZ u. a. 2025) dar (vgl. Abbildung 2), die deutlich machen, dass KI-gestützte Computerprogramme, die Hand in Hand mit den Fachkräften zusammenarbeiten, wie beispielsweise Cobots, zurzeit noch eher selten genutzt werden. So gaben

über 80 Prozent der Befragten an, noch nie mit einer solchen Technologie gearbeitet zu haben. Ebenfalls gestützt wird diese These dadurch, dass wir für die Sektoren, in denen laut DiWaBe-Befragung schon häufiger KI als Arbeitsmittel genutzt wird (hier seien beispielhaft der Gesundheitssektor oder der Sektor Banken und Finanzen erwähnt), zahlreiche empirische Studien zu unserer Fragestellung nach den Veränderungen der Qualifikationsanforderungen fanden.

Abbildung 2: Art der KI-Nutzung nach Nutzungstyp (aus: ARNTZ u. a. 2025, S. 19)



Die geringe Anzahl an erhaltenen Artikeln, die unsere Inklusionskriterien erfüllten, führt auch dazu, dass sich die Fragen nach Berufsfeldern, in denen besonders viele empirischen Erkenntnisse existieren, und der Berufsspezifität der Veränderungen der Qualifikationsanforderungen nicht beantworten lassen. Dazu hätte es einer deutlich größeren Menge an Texten bedurft.

Der Einfluss der Nutzung von KI auf die Veränderung der Qualifikationsanforderungen ist zurzeit eher gering.

Entgegen vieler theoretischer Beiträge, die von einer starken Veränderung der Qualifikationsanforderungen durch die Nutzung von KI ausgehen, sehen einige der von uns ausgewerteten Studien die Veränderungen etwas moderater. So berichten LANE/WILLIAMS/BROECKE 2023, dass nur etwas mehr als die Hälfte (52 Prozent) der befragten Arbeitenden im Bereich Produktion sagen, dass KI die Kompetenzanforderungen in ihrem Unternehmen verändert habe. MILANEZ 2023) berichtet, dass in 60 Prozent der durchgeführten Fallstudien der Qualifikationsbedarf unverändert blieb. Dabei zeigten sich laut der Autorin drei Muster, die diesem Befund zugrunde lagen. Zum einen konnte es sein, dass KI-Technologien

nur geringe Auswirkungen auf die von den Beschäftigten ausgeführten Aufgaben hatten und damit auch nur geringe Auswirkungen auf die für die Ausführung dieser Aufgaben erforderlichen Qualifikationen. Dann konnte es sein, dass die Arbeitsplätze neu organisiert wurden, wobei die Aufgaben jedoch bereits vorher bestanden (und die Arbeitnehmer somit bereits über die erforderlichen Qualifikationen verfügten). Und schließlich war es möglich, dass die „neuen“ IKT-Qualifikationen, die für die Arbeit mit KI erforderlich sind, nur so geringfügige Veränderungen darstellten, dass die meisten Befragten sie nicht für erwähnenswert hielten.

Ähnliche Befunde liefern PFEIFFER/AUTOR*INNEN-KOLLEKTIV (2023) in ihrer Studie, wenn sie konstatieren, dass bereits heute 13 Prozent der Beschäftigten schon das Potenzial besitzen, zwischen ihrem fachlichen Kontext und den Data Scientists die notwendige Brücke zu schlagen, also die für sie entscheidenden Kompetenzen zur erfolgreichen Implementierung von KI-Anwendungen besitzen. Da sie zudem davon ausgehen, dass ein KI-Team selten mehr als ein bis zwei Personen aus der Fachdomäne benötigt, sehen sie damit die Gesamtheit der von Ihnen untersuchten Belegschaft von VW schon sehr gut aufgestellt.

Kompetenzen sind relevant für den effektiven Einsatz von künstlicher Intelligenz

Auch wenn mit Blick auf das gesamte untersuchte Berufsfeld der Einsatz von KI (aus den genannten Gründen) derzeit nur zu einer geringen Veränderung der Kompetenzbedarfe führt, so wird für den Fall, dass KI an den Arbeitsplätzen implementiert wird, das Vorhandensein der adäquaten Kompetenzen als eine relevante Größe für den effektiven Einsatz gesehen. Kompetenzen tragen laut der identifizierten Studien wesentlich dazu bei, dass Organisationen überhaupt erst bereit für die Implementierung von KI-Technologien sind. So stellt Wissen (Knowledge) in der Studie von (JÖHNIK/WEIBERT/WYRTKI 2021) eine von fünf identifizierten Kategorien dar, welche in den „Organizational AI Readiness Factors“ beinhaltet sind. Diese Faktoren gilt es zu berücksichtigen, damit ein Unternehmen KI erfolgreich einführen kann und die Einführung strukturiert, sicher und erfolgreich abläuft.

Kompetenzen sind zum einen relevant, um KI-Ressourcen effektiv zu nutzen. So sind die KI-bezogenen Kompetenzen der Mitarbeitenden in der Studie von LOU/WU (2021) neben „materiellen“ (tangible) Ressourcen wie Daten und Infrastruktur und immateriellen Ressourcen wie Betriebspraktiken und Wissen einer von drei genannten Ressourcentypen für die Schaffung der von den Autoren definierten „AI innovation capability (AIC)“, der Fähigkeit, AI-Ressourcen für pharmazeutische Forschung und Entwicklung zu entwickeln, zu managen und zu nutzen (vgl. ebd., S. 1452).

Kompetenzen sind jedoch auch von Bedeutung, wenn es darum geht, die Beschäftigten überhaupt erst zur Arbeit mit KI zu motivieren. So stellen VERMA/SINGH (2024) fest, dass sich Kreativitätskompetenzen und Arbeitsexpertise in Bezug auf hybrides Arbeiten auf die Bereitschaft von Fachkräften auswirken,

mit Cobots zusammen zu arbeiten. Damit stellen in diesem Fall die Kompetenzen eine grundlegende Bedingung für die Nutzung von KI-Technologien jenseits der Fragen dar, ob diese Technologie effektiv genutzt wird.

Wie wichtig das Thema Kompetenzen im Zusammenhang mit der Einführung und Nutzung von KI in den Betrieben ist, lässt sich auch aus der Studie von LANE/WILLIAMS/BROECKE (2023) ablesen. Dort antworteten 80 Prozent der Arbeitgebenden auf die Frage nach Themen, die in Beratungen mit Arbeitnehmenden und deren Vertretenden bzgl. des Einsatzes neuer Technologien am Arbeitsplatz besprochen wurden, dass es die Themen Kompetenzen und Weiterbildung gewesen seien.

Die eingesetzte KI-Technologie und die Rolle der Fachkraft müssen bei der Ermittlung der Änderungen der Kompetenzanforderungen berücksichtigt werden

Wenn nach Veränderung von Kompetenzanforderungen an die Fachkräfte durch den Einsatz von KI an den Arbeitsplätzen gefragt wird, muss zum einen differenziert werden, in welcher Rolle die Fachkraft mit KI arbeitet und zum anderen welche Rolle die KI an den Arbeitsplätzen übernimmt. MILANEZ (2023, S. 60) unterscheidet bei der Frage nach Veränderung der Kompetenzanforderungen durch den Einsatz von KI zunächst einmal grundlegend zwischen Kompetenzen, die von den Fachkräften, die sich zentral mit KI beschäftigen (wie z. B. Softwareentwickler/-innen) benötigt werden und Fachkräften, die KI als Werkzeug benutzen:

„Where there are increases in specialized AI skills, it is important to distinguish between occupations centrally concerned with AI and all other occupations that may need AI-related skills that are often basic, such as understanding how to operate an AI system using an intuitively designed interface“.

Eine ähnliche, sich jedoch nur auf die Fachkräfte der gewerblich-technischen Domäne der Fahrzeugproduktion beziehende Differenzierung findet sich bei PFEIFFER/AUTOR*INNEN-KOLLEKTIV (2023). Die Autorinnen/Autoren unterscheiden zwischen Mitarbeitenden mit KI-Basiskompetenzen oder IT-Fachkompetenzen sowie Mitarbeitenden ohne entsprechende Kenntnisse. IT-Fachkompetenzen liegen dann vor, wenn statistisch-mathematisches Grundlagenwissen, das der Basiskompetenz zugeordnet ist, um Programmierfertigkeiten erweitert ist. Mitarbeitenden beider IT-Kompetenzprofile wird zugeschrieben, sowohl ihre Kollegen/Kolleginnen auf dem Shop Floor sowie die Data Scientists mit ihrem Kontextwissen unterstützen zu können (vgl. ebd., S. 99). SPIRGI/MEIER (2022) beschreiben in ihrer Studie die Upskilling-Strategie von Volkswagen und berichten, dass VW dabei einen schrittweisen Ansatz über vier Kompetenzstufen: (1) Awareness, (2) Beginner, (3) Advanced und (4) Expert verfolgt. Jede Stufe baut dabei auf der vorherigen auf, und die Anforderungen steigen von Stufe zu Stufe. Daher können Spezialistinnen und Spezialisten, die bereits über Vorkenntnisse und die notwendigen Fähigkeiten verfügen, auch an Kursen der höheren Stufen teilnehmen, ohne zuvor die Awareness- oder Beginner-Kurse

absolviert zu haben. Die Zielgruppe der ersten drei Stufen sind Anwendende von KI in von Stufe zu Stufe anspruchsvolleren Aufgabenzusammenhängen. Die letzte Stufe beinhaltet Kompetenzen für die Entwickelnden von KI. Die Frage nach den neuen Kompetenzanforderungen durch KI wird also auch hier zielgruppenspezifisch beantwortet (vgl. SPIRGI/MEIER 2022).

Die unterschiedliche Rolle von KI thematisieren WAHLSTRÖM u. a. (2024) in ihrer Studie. Sie zeigen anhand eines Beispiels aus der Glasherstellung die unterschiedliche Wirkung eines KI-Einsatzes auf die Kompetenzanforderungen der Fachkräfte. Wenn, so die Autoren, Fachkräfte und KI als hybride Agenten agieren und die Handlungsmacht bei der Fachkraft bleibt, kann durch den Einsatz von KI-Lösungen sogar ein Upskilling stattfinden. Wenn dagegen eine komplette Übernahme von Produktions- und Entscheidungsprozessen durch KI erfolgt, und zwar auf eine Weise, in der diese Prozesse für eine Fachkraft zunehmend opak werden („double black box effect“), kann es zu einem Verlust von Kompetenzen und somit von Handlungsfähigkeit bei Störungen kommen. Die Rollenverteilung zwischen KI und Fachkraft ist also eine wichtige Größe für die Frage nach der Veränderung von Kompetenzanforderungen:

„Generally, systems that explain their inner logic and data sources are thought to be safer and more trustable and contribute to maintaining the user’s agency when completing a task (...) Arguably, opaqueness considerably decreases the operator’s ability to anticipate problems and intervene“ (WAHLSTRÖM u. a. 2024, S. 7).

Konkrete Kompetenzen, die benannt werden

Wie bereits in der Einleitung im Exkurs zum Thema AI-Literacy erwähnt, befinden sich in den dazugehörigen Publikationen die meisten Aussagen zum veränderten Qualifikationsbedarf durch den Einsatz von KI auf einem hohen Abstraktionsniveau, z. B. bei CETINDAMAR u. a. (2024, S. 817), die unter AI-Literacy u. a. „Skills to build and use intelligence augmentation recognizing potential of human-robot-interaction in bolstering human capabilities“ fassen. Das ist auch bei den von uns identifizierten Studien zum Teil der Fall. Es gibt jedoch auch einige Aussagen zu konkreteren Kompetenzen, die im Zuge der Nutzung von KI an den Arbeitsplätzen benötigt werden.

Ein abstraktes Verständnis von der Funktionsweise von KI zu besitzen, halten JÖHNK/WEIßBERT/WYRTKI (2021) für relevant und bezeichnen dies mit dem Begriff „AI awareness“. Diese ermöglicht es den Fachkräften, Voraussetzungen für den Einsatz der neuen Tools zu identifizieren (z.B. hochwertige Eingabedaten als eine Voraussetzung für hochwertige AI-Ergebnisse) und sie damit effektiv zu nutzen. Neben dieser Awareness nennen die Autoren unter der Kategorie „Knowledge“ auch noch den Faktor „Upskilling“. Durch Upskilling soll den Beschäftigten ein KI-Basisverständnis vermittelt werden, indem Mitarbeitenden einerseits mit KI-bezogenem Know-how wie Statistik, Datenmanagement, Datenanalyse oder Data Engineering, andererseits aber auch mit domänenspezifischem Fachwissen ausgestattet werden.

Die in der Studie über den Effekt von KI-gestützter Digitalisierung und Automatisierung in bzw. auf die Bekleidungsindustrie von GANGODA/KRASLEY/COBB (2023) befragten Experten/Expertinnen erwarten u. a. eine Technologisierung des Designs von Kleidungsstücken, in der disziplinär vielfältige („cross disciplined“) Kompetenzen gefragt sein werden. Diese umfassen legale und Compliance-bezogene Kompetenzen, ökologische und technologisches Wissen im Umgang mit 3D-Prototyping Software oder Augmented-Reality-Applikationen.

Drei Studien führen Kreativität/Offenheit für Neues als wichtige Kompetenzen zur Arbeit mit KI auf. Für VERMA/SINGH (2024) wird, wie bereits weiter oben erwähnt, dadurch die Bereitschaft der Fachkräfte verstärkt, mit KI zu arbeiten. Sie stellen zunächst die These auf, dass in hybriden, KI-gestützten Arbeitsumgebungen Mitarbeitende bereit sein müssen, Neues auszuprobieren, Unsicherheit zu akzeptieren und kreative Lösungen zu entwickeln. Diese Offenheit, so die Autorinnen ist eine Voraussetzung, um die Interaktion mit KI als Chance statt als Bedrohung wahrzunehmen. Empirisch weisen sie dann nach, dass je stärker die kreativen Fähigkeiten einer Person ausgeprägt sind, desto höher ihre Bereitschaft, KI-basierte Systeme in der Arbeit zu akzeptieren und mit ihnen zusammen zu arbeiten. Sie erklären dies mit der Annahme, dass kreative Beschäftigte hybrides Arbeiten als Möglichkeit zur Selbstverwirklichung sehen und KI für sie ein Werkzeug ist, das ihre Innovationskraft erweitert.

In eine ähnliche Richtung gehen die Forderungen von JÖHNK/WEIBERT/WYRTKI (2021) nach innovativem Verhalten, indem sie die organisationskulturelle und sich in individuellem Verhalten äußernde „Innovativeness“ als einen weiteren Faktor für die erfolgreiche Implementierung von KI in Organisationen identifizieren. Innovatives Verhalten im Umgang mit einer General-Purpose-Technologie wie KI beinhaltet laut der Autoren/Autorinnen, dass Mitarbeitende Veränderungen schnell und in vielen Bereichen anstoßen, damit Organisationen das volle Potenzial von KI ausschöpfen können. Innovatives Verhalten umfasst Experimentieren, Risikobereitschaft und vielfältige Problemlösungskompetenzen.

Ebenfalls betont wird die Relevanz von Kreativität bei LANE/WILLIAMS/BROECKE (2023), die berichten, dass 58 Prozent der Arbeitgeber im verarbeitenden Gewerbe angaben, dass die Arbeit mit KI die Bedeutung menschlicher Fähigkeiten wie Kreativität erhöht habe.

Neben den Kompetenzen, welche Bereitschaft zur Nutzung von KI und die effektive Nutzung dieser Technologie ermöglichen, gibt es auch Kompetenzen, die sich mit dem Begriff des ‚Bewusstseins der Folgen von KI‘ beschreiben lassen. Diese erwähnen GANGODA/KRASLEY/COBB (2023, S. 327), indem sie sagen, den Fachkräften sollte bewusst gemacht werden, welchen Einfluss die neuen Technologien auf ihre Jobs haben könnten, damit sie motiviert werden, sich auf die Zukunft vorzubereiten.

Ebenfalls ein Bewusstsein für die Folgen von KI benennen auch JÖHNK/WEIBERT/WYRTKI (2021), wenn sie mit dem unter „knowledge“ subsumierten „AI-Readiness“-Faktor „AI ethics“ fordern, dass Maßnahmen

und Protokolle eingeführt werden sollen, um Diskriminierung zu verhindern und so Haftungsrisiken zu reduzieren. Auch wenn die Vermittlung von einschlägigen Kompetenzen nicht explizit genannt wird, ist davon auszugehen, dass die geforderten Maßnahmen zum Faktor „AI-ethics“ auch Bildungsaktivitäten beinhalten.

KI-Kompetenzen müssen immer zusammen mit fachlichen Kompetenzen gedacht werden

Die Frage nach der Veränderung der Kompetenzanforderungen durch den Einsatz von KI an den Arbeitsplätzen erschöpft sich nicht in der Frage nach neuen, KI-spezifischen Kompetenzen. Die identifizierten Studien machen deutlich, dass für einen effektive Einsatz von KI immer KI-spezifische Kompetenzen und fachliche Kompetenzen zusammengedacht werden müssen. So wurde bereits weiter oben die Studie von JÖHNK/WEIßERT/WYRTKI (2021) erwähnt, die zu den durch das Upskilling vermittelten Kompetenzen für eine gelingende KI-Implementierung neben KI-bezogenem Know-how wie Statistik, Datenmanagement, Datenanalyse oder Data Engineering auch domänenspezifisches Fachwissen hinzuzählen.

In die gleiche Richtung geht die Studie von LOU/WU (2021), welche die „AI-innovation capability“ (AIIIC) im Bereich der Entwicklung von Arzneimitteln untersucht, womit die Fähigkeit von Unternehmen gemeint ist, AI-Ressourcen für wissenschaftliches Forschen und Entwickeln zu generieren, zu managen und zu nutzen. Sie kommen in ihrer Untersuchung zu dem Ergebnis, dass eine hohe AIIIC aus einer Belegschaft resultiert, die eine Kombination von AI-Skills und Fachexpertise in der Wirkstoffentwicklung besitzt, während reine KI-Expertise keinen signifikanten Effekt auf die Innovationsfähigkeit bewirkt. Als mögliche Begründung für ihre Ergebnisse führen sie an, dass die Entwicklung eines Tools für die AI-gestützte Wirkstoffentwicklung ein iterativer Prozess ist, bei dem die AI-Modelle ständig mit neuen Daten nachtrainiert werden müssen und fortlaufende menschliche Einordnung benötigen. Dazu müssen AI-Expertinnen und -Experten verstehen, wie pharmakologische Prozesse funktionieren, und Expertinnen und Experten aus der Wirkstoffforschung benötigen zumindest Grundkenntnisse über AI. Die Erweiterung der AI-Expertise um pharmakologische Grundkenntnisse und umgekehrt erleichtert zudem die Kommunikation zwischen den beiden Expertengruppen. Daraus folgt, dass die Beschäftigten nicht notwendigerweise Experten/Expertinnen beider Domänen sein müssen (vgl. ebd., S. 1466). Der daran anschlussfähige Befund über die Bedeutung von Intermediären, die sich in beiden Welten der gewerblich-technischen und informatischen Domäne bewegen können, wird insbesondere auch von PFEIFFER/AUTOR*INNEN-KOLLEKTIV (2023) herausgearbeitet.

Der Zusammenhang zwischen der Nutzung von KI und daraus ableitbaren Veränderungen der Kompetenzanforderungen ist komplex

Bereits durch die weiter oben getroffene Feststellung, dass der effektive Einsatz von KI auch ein fundiertes Fachwissen voraussetzt bzw. die Bedeutung des Fachwissens durch die Nutzung von KI stellenweise noch steigt, wird deutlich, dass der Einsatz dieser neuen Technologie keine einfachen und linearen Folgen auf die Kompetenzanforderungen hat, nach dem Muster: „Nun sind zusätzlich noch Kompetenz x und Kompetenz y gefragt und Kompetenz z fällt weg“. Am deutlichsten wird dies in der Studie von MILANEZ (2023), die auf Basis ihres empirischen Materials bei den Auswirkungen von KI auf die Kompetenzanforderungen differenziert zwischen erstens einem Anstieg der Kompetenzanforderungen, der sich auf höhere Kompetenzanforderungen oder auch ein breiteres Kompetenzspektrum beziehen kann, zweitens einer Abnahme von Kompetenzanforderungen, wenn bisherige Aufgaben durch KI übernommen werden, und drittens keinen oder geringen Veränderungen der Kompetenzanforderungen, wenn Aufgaben gleich bleiben oder Jobs ohne Änderung von Kompetenzanforderungen neu organisiert werden können. Auch die weiter oben bereits erwähnte Studie von WAHLSTRÖM u. a. (2024) macht deutlich, dass die Wirkung von KI auf die Kompetenzanforderungen komplex sein kann, und zeigt eine weitere, von Milanez nicht erwähnte Möglichkeit der Auswirkungen. So kann eine Zusammenarbeit, in der die KI und Mensch als „hybride Intelligenz“ zusammenwirken, zu einem Zuwachs der Kompetenzen bei den Beschäftigten führen. Dies lässt sich anhand eines Beispiels aus der Feldstudie illustrieren. Im Prozess der Glashärtung werden der Fachkraft über ein Interface Bilder der gescannten Glasoberfläche mit weißem Schleier („white haze“) und die von der KI gewählten Klassifikation („mild/medium/strong“) des Schleiers gezeigt. Der Mensch bestätigt im Anschluss die KI-Einschätzung oder korrigiert sie bei Bedarf. Daraus ergibt sich ein Lerneffekt für die Fachkräfte, indem sie lernen, wie optische Qualitätsfehler in aller Vielfalt aussehen können. Sie steigern somit durch den KI-Einsatz ihre Expertise und ihre Fähigkeit, auch ohne KI korrekte Qualitätsentscheidungen zu treffen. Zusätzlich wird auch der Algorithmus der KI verbessert.

Neben dem Anstieg/Sinken/Gleichbleiben der Kompetenzanforderungen, dem Wegfall von Kompetenzen und dem durch KI induzierten Kompetenzzuwachs wird auch mehrfach der Sachverhalt erwähnt, dass durch die Nutzung von KI manche Kompetenzen seltener zum Einsatz kommen, die aber, beispielsweise um einen Ausfall der Technologie zu kompensieren, weiterhin relevant sind. Diese Problematik des Kompetenzerhalts in weitgehend automatisierten Arbeitsumgebungen wurde auch schon im Zusammenhang mit vorherigen Digitalisierungswellen thematisiert (vgl. CONEIN/FELKL/BLUM 2025). Beim Einsatz von KI verweist sie auf eine Möglichkeit, wie sich KI auf die Kompetenzanforderungen auswirkt, indem nämlich Trainingsbedarf für bestimmte Kompetenzen entsteht, der vorher durch den permanenten Gebrauch der Fähigkeiten und Fertigkeiten nicht vorhanden war. Erwähnt wird die Problematik

des Verlustes relevanter Kompetenzen in der Studie von GANGODA/KRASLEY/COBB (2023). Dort wird auf die Gefahr hingewiesen, dass, wenn beispielsweise das Erstellen von Schnittmustern automatisiert wird, die Kernkompetenz des Schnittmustererstellens verloren gehen könnte. Diese würde dann fehlen, wenn die Technologie beeinträchtigt ist oder ausfällt. Neben dem Verlust zentraler fachlicher Fähigkeiten wird auch befürchtet, dass die Technologie die nach wie vor relevanten kreativen Denkprozesse der Beschäftigten hemmen könnte, da sich menschliche Arbeitskräfte mit den Ergebnissen zufriedengeben könnten, die die Maschine liefert, anstatt darüber nachzudenken, den Prozess weiter zu entwickeln (vgl. ebd., S. 325).

Auch in der Studie von MILANEZ (2023) wird die Notwendigkeit adressiert, bestimmte Kompetenzen vorzuhalten, die im normalen Arbeitsalltag durch den Einsatz von KI nicht oder nur noch selten benötigt werden. Sie berichtet von einer Fallstudie bei einem Luft- und Raumfahrtunternehmens, wo KI-Technologie zur visuellen Inspektion neu hergestellter Turbinenschaufeln für Flugzeugtriebwerke eingesetzt wurde. Obwohl die Technologie den Großteil der Schaufeln in den meisten Fällen automatisch inspiziert, müssen in einer Minderheit der Fälle die menschlichen Inspektoren die Schaufeln jedoch weiterhin manuell prüfen wie zuvor, da das System bei schwer klassifizierbaren Schaufeln nicht leistungsfähig genug ist. Daher wird der Erhalt einer Kerngruppe qualifizierter Beschäftigter als wesentlich erachtet.

Auch WAHLSTRÖM u. a. (2024) weisen auf die Notwendigkeit des Kompetenzerhalts im Hinblick auf die Resilienz des soziotechnischen Systems bei Schwierigkeiten wie Störungen oder Fehlurteilen der KI hin. Kompetenzerhalt ist somit auch eines der Argumente für die Implementierung von KI in industriellen Prozessen, in der Bediener/-innen und intelligente Algorithmen als „hybride Intelligenz“ zusammen- und somit einem „doppelten Blackbox-Effekt“ entgegenwirken:

„Resilience [...] should be considered because increasing automation may degrade skills [...]: if the field operators are not given possibilities and incentives to understand the functioning of the intelligent systems and the industrial processes influenced by them, capability to anticipate, prevent and resolve difficulties may weaken“ (WAHLSTRÖM u. a. 2024).

4. Zusammenfassung: Zielerreichung und Ausblick

Das Ziel, einen Überblick über bereits existierende empirische Untersuchungen zur Änderung von Qualifikationsanforderung von Fachkräften im gewerblich-technischen Bereich durch die berufliche Nutzung künstlicher Intelligenz zu erhalten, ist mit dem vorliegenden Projekt erreicht worden. Als ein wichtiges Ergebnis ist festzuhalten, dass die empirische Forschung zu den Veränderungen der Kompetenzbedarfe durch KI für den von uns untersuchten Berufsbereich derzeit noch sehr übersichtlich ist. Dies hat zur Folge, dass wir die ursprünglich aufgeworfenen Fragen nach besonders intensiv untersuchten Berufsfeldern und den berufsspezifischen Veränderungen im Rahmen dieses Projektes nicht weiterverfolgen konnten.

Auf Grundlage der identifizierten Texte war es jedoch möglich, einige wichtige Erkenntnisse für empirische Folgeprojekte im Berufsfeld zu gewinnen. Diese Erkenntnisse sollten beim Forschungsdesign und bei der Erstellung der Erhebungsinstrumente berücksichtigt werden.

Zum einen wurde deutlich, dass eine isolierte Frage nach neuen Kompetenzanforderungen zu kurz greift. Wenn zukünftig untersucht wird, wie sich der Einsatz von KI an den Arbeitsplätzen auf die Kompetenzbedarfe der Fachkräfte auswirkt, so muss dies umfangreich erfolgen, was bedeutet, dass nicht nur nach einem Upskilling, also neuen Kompetenzen gefragt werden muss, sondern auch danach, welche Rolle bestehende Kompetenzen zukünftig haben und welchen Einfluss KI auf sie hat. Werden bestehende Kompetenzen obsolet? Sind sie nach wie vor relevant oder werden sogar im Zuge von KI noch relevanter? Geschieht allein durch den Einsatz von KI schon ein Kompetenzerwerb oder führt der Einsatz von KI zu einem Kompetenzverlust und wie gelingt ein Gegensteuern, wenn es sich um nach wie vor relevante Kompetenzen handelt? Dies alles sind Fragen, die gestellt werden müssen, will man das Thema Veränderung von Kompetenzanforderungen durch Einsatz von KI sinnvoll empirisch untersuchen.

Neben den notwendigen umfassenden Fragestellungen wurde zum anderen deutlich, dass empirische Folgeforschung immer auch die Rolle von KI im Arbeitsprozess und damit verbunden auch die Rolle der Anwendenden im Blick haben muss. Je nachdem, wie sich diese Rollen gestalten, kann die Antwort auf die Frage nach den Kompetenzanforderungen sehr unterschiedlich ausfallen, was ein großes Fragezeichen hinter jede Forschung setzt, die deterministisch aus der Technologie Kompetenzanforderungen ableitet. Nie war das mutmaßlich so fraglich wie bei der künstlichen Intelligenz, die auf unendlich viele Art und Weise an den Arbeitsplätzen eingesetzt werden kann und deren Potenzial sich in großer Geschwindigkeit erweitert.

Letzteres hat für weitere Forschungsvorhaben zudem die Konsequenz, dass die Frage nach den Veränderungen der Kompetenzanforderungen vielleicht nur für sehr kurze Zeit beantwortet werden kann. Auch wenn wir für das vorliegende Scoping Review schon einen sehr kurzen Zeitraum für die zu inkludierenden Artikel (2020 bis Ende 2024) gewählt haben, so haben sich schon in diesen wenige Jahren durch die Entwicklung der seit Anfang 2023 in der Breite nutzbaren generativen Intelligenz fundamentale neue Möglichkeiten ergeben. Diese stellen immer mehr die von Frey und Osborne postulierten „bottlenecks of digitization“ (FREY/OSBORNE 2013), also Tätigkeiten, die nach wie vor nicht durch Computer, sondern allein durch den Menschen ausgeübt werden können (Wahrnehmung und Manipulation, kreatives, originelles Denken und intelligente soziale Interaktion), in Frage und ermöglichen der KI neue Rollen in unterschiedlichen Arbeitskontexten wahrzunehmen. Für weitere Forschungsvorhaben könnte es daher sinnvoll sein, Erhebungen so zu gestalten, dass sie in regelmäßigen Abständen wiederholt werden können.

Veröffentlichungen

In Review: Kapitel über die „Veränderung von Qualifikationsanforderungen durch den Einsatz von KI im beruflichen Kontext – QualiKi“ für den Datenreport 2026.

Vorträge

Das Projekt und seine Ergebnisse wurden vorgestellt im Rahmen folgender Veranstaltungen:

- GfA-Frühjahrskongress, 27. März 2025, Aachen
- Hauptausschuss des BIBB, 18. Juni 2025, Bonn
- Fachseminar GOVET, 6. Oktober 2025, online
- Kontaktseminar der DACH-Länder, 4. November 2025, Lausanne
- Seminar an der EHB, 5. November 2025, Zollikofen
- Studientag im Rahmen der Berufsbildungskooperation zwischen Italien und Deutschland, 12. Dezember 2025, Bonn

Literaturverzeichnis

- AGRAWAL, Ajay; GANS, Joshua S.; GOLDFARB, Avi: Artificial Intelligence. The Ambiguous Labor Market Impact of Automating Prediction. In: The Journal of Economic Perspectives 33 (2019) 2, S. 31-50
- ARKSEY, Hilary; O'MALLEY, Lisa: Scoping studies: towards a methodological framework. In: International Journal of Social Research Methodology 8 (2005) 1, S. 19-32
- 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 2025. URL: https://www.baua.de/DE/Angebote/Publikationen/Berichte/F2573.pdf?__blob=publicationFile&v=6
- BOBITAN, Nicolae; DUMITRESCU, Diana; POPA, Adriana F.; SAHLIAN, Daniela N.; TURLEA, Ioan C.: Shaping Tomorrow: Anticipating Skills Requirements Based on the Integration of Artificial Intelligence in Business Organizations—A Foresight Analysis Using the Scenario Method. In: Electronics 13 (2024) 11
- BUNDESINSTITUT FÜR BERUFSBILDUNG (Hrsg.): VET Repository und Bibliothekskatalog o. J. URL: <https://lit.bibb.de/vufind/> (Stand: 14.11.2025)
- CETINDAMAR, Dilek; KITTO, Kirsty; WU, Mengjia; ZHANG, Yi; ABEDIN, Babak; KNIGHT, Simon: Explicating AI Literacy of Employees at Digital Workplaces. In: IEEE Transactions on Engineering Management 71 (2024), S. 810-823
- CLARIVATE (Hrsg.): KeyWords Plus generation, creation, and changes 2025. URL: <https://support.clarivate.com/ScientificandAcademicResearch/s/article/KeyWords-Plus-generation-creation-and-changes?> (Stand: 14.11.2025)
- CONEIN, Stephanie; FELKL, Thomas; BLUM, Thomas: Kompetent für den Ernstfall?! Ergebnisse des Projekts „Kompetenzerhalt für Nicht-Routine-Tätigkeiten in digitalen Arbeitsumgebungen: Studien anhand der Berufe Chemikant/-in und Pharmakant/-in“ (Teil 1). Bonn 2025
- ELM, Erik VON; SCHREIBER, Gerhard; HAUPT, Claudia C.: Methodische Anleitung für Scoping Reviews (JBI-Methodologie). In: Zeitschrift für Evidenz, Fortbildung und Qualität im Gesundheitswesen 143 (2019), S. 1-7
- FREY, Carl B.; OSBORNE, Michael: The future of employment (2013)
- GANGODA, Anuthara; KRASLEY, Sarah; COBB, Kelly: AI digitalisation and automation of the apparel industry and human workforce skills. In: International Journal of Fashion Design, Technology and Education 16 (2023) 3, S. 319-329
- GIERING, Oliver: Künstliche Intelligenz und Arbeit: Betrachtungen zwischen Prognose und betrieblicher Realität. In: Zeitschrift für Arbeitswissenschaft 76 (2022) 1, S. 50-64
- HOSSEINI, Soodeh; SEILANI, Hossein: The role of agentic AI in shaping a smart future: A systematic review. In: Array 26 (2025), S. 100399
- JÖHNK, Jan; WEIBERT, Malte; WYRTKI, Katrin: Ready or Not, AI Comes— An Interview Study of Organizational AI Readiness Factors. In: Business & Information Systems Engineering 63 (2021) 1, S. 5-20
- KÖTTER, Falko; PEISSNER, Matthias; ZAISER, Helmut: Künstliche Intelligenz – Anwendungsperspektiven für Arbeit und Qualifizierung. In: Berufsbildung in Wissenschaft und Praxis 48 (2019) 3, S. 9-13

LANE, Marguerita; WILLIAMS, Morgan; BROECKE, Stijn: The impact of AI on the workplace: Main findings from the OECD AI surveys of employers and workers. Paris 2023. URL: https://www.oecd.org/content/dam/oecd/en/publications/reports/2023/03/the-impact-of-ai-on-the-workplace-main-findings-from-the-oecd-ai-surveys-of-employers-and-workers_ad686e91/ea0a0fe1-en.pdf

LONG, Duri; MAGERKO, Brian: What is AI Literacy? Competencies and Design Considerations. In: ASSOCIATION FOR COMPUTING MACHINERY (Hrsg.): Proceedings of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems. New York, NY, USA 2020, S. 1-16

LOU, Bowen; WU, Lynn: AI on Drugs: Can Artificial Intelligence Accelerate Drug Development? Evidence from a Large-Scale Examination of Bio-Pharma Firms. In: MIS Quarterly 45 (2021) 3, S. 1451-1482

MILANEZ, Anna: The impact of AI on the workplace: Evidence from OECD case studies of AI implementation. Paris 2023. URL: https://www.oecd.org/content/dam/oecd/en/publications/reports/2023/03/the-impact-of-ai-on-the-workplace-evidence-from-oecd-case-studies-of-ai-implementation_b4c2c6ee/2247ce58-en.pdf

MORANDINI, Sofia; FRABONI, Federico; ANGELIS, Marco DE; PUZZO, Gabriele; GIUSINO, Davide; PIETRANTONI, Luca: The Impact of Artificial Intelligence on Workers' Skills: Upskilling and Reskilling in Organisations. In: Informing Science: The International Journal of an Emerging Transdiscipline 26 (2023), S. 39-68

MÜLLER, Mattia L.; FRENZ, Martin; NITSCH, Verena: Digitale Kompetenz, Digital Literacy, Digital Competence – Eine vergleichende, strukturierte Literaturanalyse deutsch- und englischsprachiger Beiträge. In: KÖGLER, Kristina; KREMER, H.-Hugo; HERKNER, Volkmar (Hrsg.): Jahrbuch der berufs- und wirtschaftspädagogischen Forschung 2023. Opladen/Berlin/Toronto 2023, S. 9-38

NG, Davy T. K.; LEUNG, Jac K. L.; CHU, Samuel K. W.; QIAO, Maggie S.: Conceptualizing AI literacy: An exploratory review. In: Computers and Education: Artificial Intelligence 2 (2021), S. 100041

PETERS, Micah D. J.; GODFREY, Christina; MCINERNEY, Patricia; MUNN, Zachary; TRICCO, Andrea C.; KHALIL, Hanan: Scoping reviews. In: AROMATARIS, Edoardo; LOCKWOOD, Craig; PORRITT, Kylie; PILLA, Bianca; JORDAN, Zoe (Hrsg.): JBI Manual for Evidence Synthesis 2024

PFEIFFER, Sabine; AUTOR*INNEN-KOLLEKTIV (Hrsg.): Arbeit und Qualifizierung 2030 – Essentials: Eine Momentaufnahme aus dem Maschinenraum der dualen Transformation von Digitalisierung und Elektromobilität: Transformationserleben – Transformationsressourcen. Nürnberg 2023. URL: <https://www.laboratory.de/files/downloads/AQ2030-Studie-Essentials.pdf>

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, S. 100062

POLLOCK, Danielle; PETERS, Micah D. J.; KHALIL, Hanan; MCINERNEY, Patricia; ALEXANDER, Lyndsay; TRICCO, Andrea C.; EVANS, Catrin; MORAES, Érica B. DE; GODFREY, Christina M.; PIEPER, Dawid; SARAN, Ashrita; STERN, Cindy; MUNN, Zachary: Recommendations for the extraction, analysis, and presentation of results in scoping reviews. In: JBI evidence synthesis 21 (2023) 3, S. 520-532

SCHARDT, Connie; ADAMS, Martha B.; OWENS, Thomas; KEITZ, Sheri; FONTELO, Paul: Utilization of the PICO framework to improve searching PubMed for clinical questions. In: BMC medical informatics and decision making 7 (2007), S. 16

SEUFERT, Sabine; GUGGEMOS, Josef; IFENTHALER, Dirk: Zukunft der Arbeit mit intelligenten Maschinen: Implikationen der Künstlichen Intelligenz für die Berufsbildung. In: SEUFERT, Sabine; GUGGEMOS, Josef;

IFENTHALER, Dirk; ERTL, Hubert; SEIFRIED, Jürgen (Hrsg.): Künstliche Intelligenz in der beruflichen Bildung Zukunft der Arbeit und Bildung mit intelligenten Maschinen?! Stuttgart 2021, S. 9-31

SPIRGI, Judith; MEIER, Andreas: Case Volkswagen Passenger Cars - Upskilling Strategy for Employees. In: IFENTHALER, Dirk; SEUFERT, Sabine (Hrsg.): Artificial Intelligence Education in the Context of Work. Cham 2022, S. 199-214

TRICCO, Andrea C.; LILLIE, Erin; ZARIN, Wasifa; O'BRIEN, Kelly K.; COLQUHOUN, Heather; LEVAC, Danielle; MOHER, David; PETERS, Micah D. J.; HORSLEY, Tanya; WEEKS, Laura; HEMPEL, Susanne; AKL, Elie A.; CHANG, Christine; MCGOWAN, Jessie; STEWART, Lesley; HARTLING, Lisa; ALDCROFT, Adrian; WILSON, Michael G.; GARRITY, Chantelle; LEWIN, Simon; GODFREY, Christina M.; MACDONALD, Marilyn T.; LANGLOIS, Etienne V.; SOARES-WEISER, Karla; MORIARTY, Jo; CLIFFORD, Tammy; TUNÇALP, Özge; STRAUS, Sharon E.: PRISMA Extension for Scoping Reviews (PRISMA-ScR): Checklist and Explanation. In: Annals of internal medicine 169 (2018) 7, S. 467-473

VERMA, Surabhi; SINGH, Vibhav: The Employees Intention to Work in Artificial Intelligence-Based Hybrid Environments. In: IEEE Transactions on Engineering Management 71 (2024), S. 3266-3277

WAHLSTRÖM, Mikael; TAMMENTIE, Bastian; SALONEN, Tuisku-Tuuli; KARVONEN, Antero: AI and the transformation of industrial work: Hybrid intelligence vs double-black box effect. In: Applied ergonomics 118 (2024), S. 104271

WETTERICH, Cita; PLÄNITZ, Erik: Systematische Literaturanalysen in den Sozialwissenschaften. Eine praxisorientierte Einführung. Opladen, Berlin, Toronto 2021

WIRTZ, Markus; KUTSCHMANN, Marcus: Analyse der Beurteilerübereinstimmung für kategoriale Daten mittels Cohens Kappa und alternativer Maße. In: Rehabilitation 46 (2007) 6, S. 370-377

ZARIFHONARVAR, Ali: Economics of ChatGPT: a labor market view on the occupational impact of artificial intelligence. In: Journal of Electronic Business & Digital Economics 3 (2024) 2, S. 100-116

ZINKE, Gert: Berufsbildung 4.0 - Fachkräftequalifikationen und Kompetenzen für die digitalisierte Arbeit von morgen. Branchen- und Berufscreening: vergleichende Gesamtstudie. Bonn, Leverkusen 2019

Anhang

Anhang 1: „Charting the Data“: Verdattung der in die Review eingeschlossenen Volltexte (Teil 1: Items des Untersuchungsrahmens)⁸

Publikation	Originalforschungsfrage(n)	Methode	Zielgruppe	Branche bzw. Sektor	Unternehmensspezifische Fallstudie?	Ort	Zeitpunkt
GANGODA/KRASLEY/COBB (2023)	(u. a.) Identifikation der Kompetenzen, die in der (KI-getriebenen) „vierten industriellen Revolution“ erforderlich sind.	Qualitative Interviews (Semistrukturierte Experteninterviews mit n = 21 Personen aus verschiedenen Bereichen der Textilindustrie); Auswertung: Thematische Analyse	Beschäftigte entlang der gesamten Wertschöpfungskette, insb. Designer/-innen	Textilindustrie	Nein	Divers (USA und Asien)	2019
JÖHNK/WEIßERT/WYRTKI (2023)	Identifikation von Faktoren, die das Bereitsein („readiness“) von Organisationen bezüglich der KI-Adoption konstituieren.	Qualitative Interviews (Experteninterviews mit n = 25 KI-Experten/Expertinnen); Grounded Theory, Methodentriangulation mit Dokumentenanalysen	Organisationen, die KI-Anwendungen implementieren möchten, bzw. Personen (unspezifisch), die in diesen Organisationen arbeiten	Unspezifisch	Nein	o. A.	o. A.
LANE/WILLIAMS/BROECKE (2023)	(u. a.) untersucht, wie der Einsatz von KI Kompetenzbedarfe ändert	Betriebsbefragung mit n = 2053 Unternehmen, Beschäftigtenbefragung mit n = 5335 Personen	Beschäftigte (ganzheitlich)	Finanzsektor, Fertigungsindustrie	Nein	Divers (Deutschland, Frankreich, Irland, Kanada,	2022

⁸ Eine Beschreibung der verwendeten Rubriken findet sich auf S. 16. Für eine vollständigen Literaturangabe der hier im Kurzbeleg angegebenen Titel vgl. Literaturverzeichnis oder Anhang 2.

						Österreich, UK, USA)	
Lou/Wu (2021)	(1) Untersucht das Potential (inkl. Grenzen) von KI bei der Entwicklung neuer Medikamente (2) Untersucht die ressourcenbezogene Fähigkeit („capability“) von Organisationen; KI hierbei anzuwenden, und nimmt dabei insbesondere personelle Ressourcen und Arbeitsbeziehungen in Differenz zu früheren Arrangements in den Blick	Dokumenten- (Patentauswertungen) sowie Stellenanzeigenanalysen	Beschäftigte, die an der Entwicklung neuer Medikamente beteiligt sind	Pharmaindustrie	Nein	Global	2010–2019
MILANEZ (2023)	(u. a.) untersucht, welche Auswirkungen KI-Anwendungen/-Technologien auf Kompetenzanforderungen haben	96 Fallstudien (mit n = 90 Unternehmen), ⁹ in deren Rahmen insgesamt 325 semistrukturierte Interviews mit Personen aus unterschiedlichen Stakeholder-Gruppen innerhalb der Unternehmen (hauptsächlich aus dem Bereich Management)	Beschäftigte (ganzheitlich)	Finanzsektor, Fertigungsindustrie	Nein	Divers: Deutschland, Frankreich, Irland, Japan, Kanada, Österreich, UK, USA	2021–2022
PFEIFFER u. a (2023)	Untersucht, wie Beschäftigte von Volkswagen die „doppelte Transformation“ (E-Mobilität und Digitalisierung, auch KI-gestützt) erleben, welche Ressourcen und Bereitschaft zur deren Bewältigung sie (bereits) besitzen	Umfangreicher Mixed-Methods-Ansatz aus a) Arbeitssoziologische Fallstudien mit n = 101	Beschäftigte (ganzheitlich)	Automobilbranche	Ja (Volkswagen)	Deutschland	2021–2022

⁹ Ohne erklärende Angabe zur Differenz. Denkbar wäre, dass diversifizierte Unternehmen mit Geschäftsfeldern in unterschiedlichen Branchen mehr als nur eine Fallstudie rechlertigen.

		<p>Interviews mit Beschäftigten sowie elf „Insight-Workshops“ mit Personen aus Management und Personalentwicklung; Auswertung: qualitative Inhaltsanalysen</p> <p>b) Zwei quantitative Primärbefragungen mit n = 3.521 Beschäftigten von VW und mit Beschäftigten aus anderen Unternehmen der Branche sowie eine Sekundärbefragung (n = 884) mit Daten aus der BIBB/ BauA-Erwerbstätigenbefragung</p>					
SPIRGI/MEIER (2023)	Untersucht, wie Unternehmen wie Volkswagen Mitarbeiter/-innenkompetenzen im Hinblick auf die KI-Transformation weiterqualifizieren („upskill“) kann	Fallstudie (Gruppeninterview mit n = 3 Expertinnen/Experten von VW; Analyse interner/externe Dokumente); Verfahren der Grounded Theory	Beschäftigte (ganzheitlich)	Automobilbranche	Ja (Volkswagen)	Deutschland	o. A.
VERMA/SING (2024)	(1) Untersuchung der Rolle negativer und positiver Valenz auf die Bereitschaft von Beschäftigten, mit Cobots zu arbeiten.	Quantitative Befragung (N = 565); Auswertung: Strukturgleichungsmodell	Beschäftigte, die (perspektivisch) kollaborativ mit Cobots arbeiten	Fertigungsindustrie, Dienstleistungssektor	Nein	Indien	o. A.

	(2) Untersuchung der Auswirkungen der Kreativität von Beschäftigten auf die Beziehung zwischen Valenz und Verhalten gegenüber Cobots.						
WAHLSTRÖM u. a. (2024)	Diskussion von Implementationsmodi von KI-Systemen im Hinblick auf die Kollaboration zwischen Menschen und Maschinen und Risiken	Aufgabenanalytische Fallstudie (Experteninterviews mit n = 3 Experten/Expertinnen für Glashärtung, direkte Beobachtung im Betrieb)	Bediener/-innen bei der Glasverhärtung, darüber hinaus KI-Fachleute für die Implementation der Technologie	Glasindustrie	Ja (Unternehmen unbekannt)	o. A. (wahrscheinlich Finnland)	o. A.

Anhang 1: „Charting the Data“: Verdattung der in die Review eingeschlossenen Volltexte (Teil 2: KI-bezogene Items)

Publikaton	Definition von KI: und zwar?	Bezug	KI-Kompetenzen	Herleitung	Zentrale Aussagen
GANGODA/KRASLEY/COBB (2023)	Ja, mit Bezug auf SHABBIR/ANWER (2018): „[M]achines, computer programmes, and systems performing the intellectual and creative functions of a person, independently finding ways to solve problems, and drawing conclusions and making decisions guided by data“ (S. 319)	(KI-gestützte?) Software zur Schnittmustererstellung und 3D-Modellierung	<u>Explizit:</u> <ul style="list-style-type: none"> • Interdisziplinäre Kompetenz, • IT-Kompetenz <u>Implizit:</u> <ul style="list-style-type: none"> • Kompetenz-Bewusstsein, • Achtsamkeit 	induktiv	<ul style="list-style-type: none"> • Das technologie- und softwaregestützte Designen wird anspruchsvoller im Hinblick auf die Bereiche, in denen Wissen gefordert ist (z. B. Recht und „Compliance“ sowie die Bedienung von Software und Technologie) • Experten/Expertinnen äußern die Gefahr, dass bestimmte Fertigkeiten (z. B. die Erstellung von Schnittmustern) und Haltungen (Kreativität) verlernt werden könnten und maschinengenerierter Output aus Bequemlichkeit hingenommen und folglich nicht mehr weiterentwickelt werden
JÖHNK/WEIBERT/WYRTKI (2023)	Ja: „Artificial intelligence (AI) is a general-purpose technology (GPT) with a unique learning capability that provides organizations with potentials for wide-ranging improvements as well as entirely new business opportunities“ (S. 5)	Unspezifisch	KI-domänenspezifisch Kompetenz (darin enthalten): <ul style="list-style-type: none"> • Kenntnis statistischer Grundlagen/Grundlagen der Datenanalyse • Ethische Kompetenz (z. b. in Bezug auf den Bias von KI-Output) • Input-Output-Kompetenz (Leistungsfähigkeit von KI- 	induktiv	Identifiziert unter dem Oberbegriff „Knowledge“ kompetenzbezogene Faktoren („AI Awareness“, „Upskilling“, „AI Ethics“) von Mitarbeiter/-innen für die KI-Readiness von Organisationen. In diesem Zusammenhang werden Kompetenzen genannt. Dabei findet keine Differenzierungen zwischen verschiedenen Beschäftigtengruppen statt.

			Anwendungen und deren Bedingungen)		
LANE/WILLIAMS/BROECKE (2023)	Ja, als Operationalisierung im Fragebogen: „Artificial intelligence – or AI in short - is what enables smart computer programs and machines to carry out tasks that would typically require human intelligence“	Generalistischer Bezug auf Anwendungsfälle innerhalb primärer und unterstützender Aktivitäten der Wertschöpfung	Als Fragebogen-Items vorgegeben: <ul style="list-style-type: none"> • Kreativität, • Kommunikation, jeweils als „human skills“ kategorisiert • KI-Kompetenzen (hoch spezialisiert; in Bezug auf Entwicklung und Verwaltung) 	deduktiv	<ul style="list-style-type: none"> • Knapp 60 Prozent der befragten Unternehmen der Fertigungsindustrie geben an, dass der Einsatz von KI die Bedeutung von personellen Kompetenzen („human skills“) wie Kreativität oder Kommunikationsfähigkeit erhöht hat – der konkrete Zusammenhang bleibt indes unklar. • Dagegen geben nur etwas mehr als 40 Prozent der Unternehmen dasselbe in Bezug auf spezialisierte KI-Kompetenzen an • Etwa 55 Prozent der Unternehmen geben an, dass hoch qualifizierte Beschäftigte (operationalisierte als Beschäftigte mit Hochschulabschluss) an Bedeutung gewinnen werden – Übertragbarkeit auf den deutschen Arbeitsmarkt aufgrund der multinationalen Studie jedoch eingeschränkt • Nichtsdestoweniger ist die Weiterqualifizierung der bestehenden Belegschaft das Mittel der Wahl zur Deckung des Kompetenzbedarfs
Lou/Wu (2021)	Nein	Maschinell lernende Algorithmen, die Muster in großen Datensätzen erkennen, Vorschläge für neue Zusammensetzungen machen sowie	<ul style="list-style-type: none"> • KI-Kompetenz (als eher unspezifisch technologie- und wissensbezogene Kompetenz) • Multidisziplinäre Kompetenz, die sowohl KI-Kompetenz als auch pharmazeutische Domänenexpertise beinhaltet 	deduktiv	<ul style="list-style-type: none"> • Konstatiert, dass der Einsatz von KI Kompetenzerfordernungen in interdisziplinärer Hinsicht erweitert, auch im Vergleich zu der Zusammenarbeit von IT- und pharmazeutischem Fachpersonal zu früheren Zeitpunkten • KI- und (pharmazeutische) Domänenexpertise müssen nicht gleichmäßig verteilt sein: Expertise

		Vorhersagen über Wirksamkeit machen können	Implizit: Soziale (kommunikative) Kompetenzen		in einem Bereich muss gut genug sein, um mit Experten/Expertinnen des anderen Bereichs produktiv interagieren zu können
MILANEZ (2023)	Ja: „An AI-System is a machine-based system that can, for a given set of human-defined objectives, make predictions, recommendations or decisions influencing real or virtual environments“ (S. 22)	Generalistischer Bezug auf Anwendungsfälle (z. B. Maschinelles Sehen, Prädiktive Wartung oder Robotics) innerhalb primärer Aktivitäten der Wertschöpfung.	<p>Im Text genannt bzw. lassen sich aus den Interviewzitataten ableiten:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Kritisches/analytisches Denken (für die Beurteilung von KI-Output) • Input-Kompetenzen • Spezialisierte KI-Kompetenzen („specialised AI skills“), bestimmt als informatisches Wissen über Programmiersprachen, Machine Learning, Verarbeitung natürlicher Sprachen usw. • Statistik-Kompetenz • Soziale Kompetenz (auf Basis der Zunahme des Anteils von Interaktion mit Kunden im Arbeitsalltag aufgrund infolge des KI-Einsatzes erhöhter Zeitressourcen) • Achtsamkeit/Handlungsfähigkeit (im Fall von Störungen) 	induktiv	<ul style="list-style-type: none"> • Ableitung von vier Szenarien aus den Fallstudien im Hinblick auf den Einfluss des KI-Einsatzes auf Kompetenzanforderungen: <ul style="list-style-type: none"> ○ Kompetenzanforderungen bleiben unverändert (in etwa 60 % der Fälle) ○ KI führt zu neuen Kompetenzanforderungen ○ KI führt zu einer Stärkung bestehender Kompetenzanforderungen ○ KI führt zu einer Senkung von Kompetenzanforderungen • Neue Kompetenzanforderungen stellen sich insofern eng gefasst („narrow“) dar, als sie in Abhängigkeit der konkreten Arbeitsaufgabe nur einen bestimmten Teilaspekt einer holistisch gedachten Technologie- oder KI-Literacy-Kompetenz beinhalten • KI-Domänen-Kompetenzen betreffen nicht nur KI-Spezialisten, sondern auch Beschäftigte, die mit KI-Anwendungen als Werkzeug arbeiten

PFEIFFER u. a. (2023)	Nein	Tendenziell unspezifisch, genannt werden: Prädiktive Wartung, Maschinelles Sehen im Kontext von Qualitätskontrolle, KI als Unterstützung bei Auswahlprozessen	<p>Interdisziplinäre Kompetenz, sowohl mit einer wissens-/fertigungsbezogenen als auch sozialen (kommunikative) Kompetenzdimension</p> <p>Als KI-Kompetenzen werden graduell unterschieden:</p> <ul style="list-style-type: none"> • KI/ML-Basiskompetenzen (Fachkenntnisse in Mathematik und Statistik), • KI/ML-Fachkompetenzen (zusätzlich: Programmier-/IT-Fachkenntnisse) <p>Implizit: Achtsamkeit</p>	induktiv/ deduktiv	<ul style="list-style-type: none"> • Bedeutung von Intermediären, die sowohl KI/ML-Kompetenz als auch domänenspezifisches Kontext- und Fachwissen in Bezug auf den industriellen Prozess haben und zwischen beiden Domänen vermitteln sowie mit Personen aus beiden Bereichen (auf Fachdomänenebene) adäquat kommunizieren können • Nur ein kleiner Teil der Beschäftigten, die ihren Arbeitsplatz im Shopfloor haben, muss diese (eher hochschwellige) interdisziplinäre Kompetenz haben • „Lebendiges Arbeitsvermögen“: Beschäftigte bei VW sind darüber hinaus auf Transformationsprozess insofern bereits gut vorbereitet, als Wahrnehmung von Wandel, steigender Komplexität keine neuartigen Phänomene sind
SPIRGI/MEIER (2023)	Nein	Tendenziell unspezifischer Bezug; grobe Orientierung an die Strategie von VW, eine „software-based mobility company“ zu werden	<p>Rekurs auf zwei umfassende KI-Literacy-Taxonomien:</p> <p>a) <u>LONG/MAGERKO (2020)</u> Kompetenzmodell entlang den fünf Dimensionen</p> <p>(1) „What is AI?“ (2) „What can AI do?“ (3) „How does AI work?“ (4) „How should AI be used?“</p>	deduktiv	<ul style="list-style-type: none"> • Die Weiterqualifizierung im Bereich künstlicher Intelligenz vollzieht sich bei Volkswagen in einer Trainingsstruktur, die vier graduell differenzierte Level („Awareness“, „Beginner“, „Advanced“, „Expert“) unterscheidet. • Die erste und teilweise auch die zweite Stufe sind inklusiv für alle interessierten Mitarbeiter/-innen gedacht, wohingegen die Zielgruppen der letzten beiden nur eine Teilmenge der Beschäftigten von VW mit entsprechenden Aufgaben wie Softwareentwicklung umfasst.

			<p>(5) „How do people perceive AI?“</p> <p>mit insgesamt 17 Einzelkompetenzen.</p> <p>b) <u>Ng u. a. (2021)</u> Kompetenzmodell mit den vier Aspekten</p> <p>(1) „Know and understand AI“ (2) „Use and apply AI“ (3) „Evaluate and build AI“ (4) „AI Ethics“</p> <p>Diese Dimension sind darüber hinaus einer Kompetenzpyramide in Anlehnung an BLOOMS (1956) Taxonomie graduell gestufter Lernziele zugeordnet.</p>		
VERMA/SING (2024)	Nein	Cobots	<p>Kreativität (operationalisiert in Anlehnung an die Komponententheorie der Kreativität als „Hybrid Work creativity skill“, „Hybrid work expertise“ und „Hybrid motivation“).</p> <p>Als Bestandteile von Kreativität konzeptionell mitenthalten:</p>	deduktiv	„Hybrid work creativity skills“ (v.a. verstanden als Fähigkeit, lateral zu denken und innovative Lösungsansätze in der Zusammenarbeit mit Cobots zu finden) sowie „Hybrid work expertise“ (konzeptualisiert als das Wissen über das Anwendungspotential von Cobots und deren technologischen Grundlagen) haben einen positiven Einfluss auf die Bereitschaft, mit Cobots zu arbeiten.

			<ul style="list-style-type: none"> • Kommunikationsfähigkeit, • Kritisches Denken, • Ambiguitätstoleranz, • KI-Domänen-Wissen, • Laterales Denken 		
WAHLSTRÖM u. a. (2024)	Ja: „AI can be understood in this context as a moving frontier of cutting-edge computer science, which develops computational information processing techniques and concepts, that can form a basis for increasingly advanced automation“ (S. 1 f.)	Maschinelles Sehen in der Qualitätskontrolle, Prädiktive Instandhaltung, Algorithmen für die dynamisch-vorausschauende Anpassung physikalischer Größen	<p>„Resilienz“, beinhaltet:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Bewusstsein für den Einfluss der Aufgabenübernahme von KI auf den Erhalt der eigenen Fachfertigkeiten, • Algorithmische Kompetenz 	induktiv	<ul style="list-style-type: none"> • „Doppelter Black-Box-Effekt“ als potentielle Gefahr einer KI-unterstützten industriellen Arbeit („KI als Autopilot“), in der sowohl industrielle Prozesse als auch die Algorithmen, die diese steuern, für Bediener/-innen opak bleiben, so dass diese bei Fehlfunktionen nicht mehr korrigierend eingreifen können • Plädoyer für eine Implementation KI-gestützter Systeme („hybrid intelligence“), in der sich Mensch und Maschine ergänzen und ersterer handlungsfähig bleibt

Anhang 2: Literaturkorpus des Volltextscreenings¹⁰

1	AKYAZI, Tugce; GOTI, Aitor; OYARBIDE-ZUBILLAGA, Aitor; ALBERDI, Elisabete; CARBALLEDO, Roberto; IBEAS, Rafael; BRINGAS, Pablo: Skills Requirements for the European Machine Tool Sector Emerging from Its Digitalization. In: Metals 10 (2020) 12, S. 1665
2	ALIBASIC, Armin; UPADHYAY, Himanshu; SIMSEKLER, Mecit C. E.; KURFESS, Thomas; WOON, Wei L.; OMAR, Mohammed A.: Evaluation of the trends in jobs and skill-sets using data analytics: a case study. In: Journal of Big Data 9 (2022) 1, o. S.
3	AMOSA (Hrsg.): Arbeit 4.0. The Future of Work. Zürich 2023. URL: https://www.amosa.net/fileadmin/user_upload/projekte/DIGI/AMOSA_Bericht_Arbeit_4_0.pdf
4	ARCELAY, Irene; GOTI, Aitor; OYARBIDE-ZUBILLAGA, Aitor; AKYAZI, Tugce; ALBERDI, Elisabete; GARCIA-BRINGAS, Pablo: Definition of the Future Skills Needs of Job Profiles in the Renewable Energy Sector. In: Energies 14 (2021) 9, S. 2609
5	BIAN, Yijie; LU, Yanchi; LI, Jingqi: Research on an Artificial Intelligence-Based Professional Ability Evaluation System from the Perspective of Industry-Education Integration. In: Scientific Programming 2022 (2022), S. 1-20
6	BOBITAN, Nicolae; DUMITRESCU, Diana; POPA, Adriana F.; SAHLIAN, Daniela N.; TURLEA, Ioan C.: Shaping Tomorrow: Anticipating Skills Requirements Based on the Integration of Artificial Intelligence in Business Organizations—A Foresight Analysis Using the Scenario Method. In: Electronics 13 (2024) 11, o. S.
7	BORGONOV, Francesca; CALVINO, Flavio; CRISCUOLO, Chiara; NANIA, Julia; NITSCHKE, Julia; O’KANE, Layla; SAMEK, Lea; SEITZ, Helke: Emerging trends in AI skill demand across 14 OECD countries. Paris 2023. URL: https://www.oecd.org/content/dam/oecd/en/publications/reports/2023/10/emerging-trends-in-ai-skill-demand-across-14-oecd-countries_faabbb45/7c691b9a-en.pdf
8	BUKARTAITE, Raimunda; HOOPER, Daire: Automation, artificial intelligence and future skills needs: an Irish perspective. In: European Journal of Training and Development 47 (2023) 10, S. 163-185
9	BURSTEDDE, Alexander; TIEDEMANN, Jurek: Kompetenzbarometer: Fachkräftesituation in Digitalisierungsberufen – Beschäftigungsaufbau und Fachkräftemangel bis 2027, Studie im Projekt (Nr. 3/19) „Entwicklung und Messung der Digitalisierung der Wirtschaft am Standort Deutschland“ im Auftrag des Bundesministeriums für Wirtschaft und Klimaschutz (BMWK). Köln 2024. URL: https://cdn.table.media/assets/wp-content/uploads/2024/03/04190823/publikation-kompetenzbarometer-2024_IW.pdf
10	CARDON, Peter; FLEISCHMANN, Carolin; LOGEMANN, Minna; HEIDEWALD, Jeanette; ARITZ, Jolanta; SWARTZ, Stephanie: Competencies Needed by Business Professionals in the AI Age: Character and Communication Lead the Way. In: Business and Professional Communication Quarterly 87 (2024) 2, S. 223-246
11	CAROLUS, Astrid; AUGUSTIN, Yannik; MARKUS, André; WIENRICH, Carolin: Digital interaction literacy model – Conceptualizing competencies for literate interactions with voice-based AI systems. In: Computers and Education: Artificial Intelligence 4 (2023), S. 100114
12	CHUANG, Szufang: Indispensable skills for human employees in the age of robots and AI. In: European Journal of Training and Development 48 (2024) 1/2, S. 179-195
13	CHUANG, Szufang; GRAHAM, Carroll M.: Contemporary Issues and Performance Improvement of Mature Workers in Industry 4.0. In: Performance Improvement 59 (2020) 6, S. 21-30
14	COUSSERAN, Laura; LAUBER, Achim; HERRMANN, Simon; BRÜGGEN, Niels: Kompass: Künstliche Intelligenz und Kompetenz 2023. Einstellungen, Handeln und Kompetenzentwicklung im Kontext von KI. München 2023. URL: https://zenodo.org/records/10058588/files/Kompass_KI_Kompetenz_2023_DigiD.pdf?download=1

¹⁰ Bei den final aufgenommenen Titeln sind die zugehörigen Nummern fett markiert.

15	DAWSON, Nik; MARTIN, Alexandra; SIGELMANN, Matt; LEVANON, Gad; BLOCHINGER, Stephanie; THORNTON, Jennifer; CHEN, Janet: How Skills Are Disrupting Work.: The Transformational Power of Fast Growing, In-Demand Skills. A "State of Skills" Report from the Burning Glass Institute, the Business-Higher Education Forum, and Wiley. o. O. 2022. URL: https://www.burningglassinstitute.org/s/SkillsDisruption_Final_2022.pdf
16	DEY, Prasanta; CHOWDHURY, Soumyadeb; ABADIE, Amelie; YAROSON, Emilia; SARKAR, Sobhan: Artificial intelligence-driven supply chain resilience in Vietnamese manufacturing small- and medium-sized enterprises. In: International Journal of Production Research (2023)
17	DO, Hai-Dung; TSAI, Kun-Tan; WEN, Ju-May; HUANG, Shihping K.: Hard Skill Gap between University Education and the Robotic Industry. In: Journal of Computer Information Systems 63 (2023) 1, S. 24-36
18	ENGBERG, Erik; KOCH, Michael; LODEFALK, Magnus; SCHRÖDER, Sarah: Artificial Intelligence, Tasks, Skills and Artificial Intelligence, Tasks, Skills and Wages: Worker-Level Evidence from Germany. Örebro 2023. URL: https://www.oru.se/globalassets/oru-sv/institutioner/hh/workingpapers/workingpapers2023/wp-12-2023.pdf
19	FELTEN, Edward W.; RAJ, Manav; SEAMANS, Robert: The Variable Impact of Artificial Intelligence on Labor: The Role of Complementary Skills and Technologies. New York 2019. URL: https://papers.ssrn.com/sol3/Delivery.cfm/SSRN_ID3454951_code2763040.pdf?abstractid=3368605&mirid=1
20	FERNÁNDEZ-MACÍAS, Enrique; BISELLO, Martina: A Comprehensive Taxonomy of Tasks for Assessing the Impact of New Technologies on Work. In: Social Indicators Research 159 (2022) 2, S. 821-841
21	FREILING, Thomas; KOHL, Matthias; KRAUSE, Christoph J.; STEINMÜLLER, Bastian 2025: Berufsorientierung und Weiterbildung in der digitalen Transformation. Neue Qualifizierungsansätze für die Metall- und Elektroindustrie, hrsg. von Thomas Freiling. Bielefeld
22	GANGODA, Anuthara; KRASLEY, Sarah; COBB, Kelly: AI digitalisation and automation of the apparel industry and human workforce skills. In: International Journal of Fashion Design, Technology and Education 16 (2023) 3, S. 319-329
23	GREEN, Andrew: Artificial intelligence and the changing demand for skills in the labour market. Paris 2024. URL: https://www.oecd.org/content/dam/oecd/en/publications/reports/2024/04/artificial-intelligence-and-the-changing-demand-for-skills-in-the-labour-market_861a23ea/88684e36-en.pdf
24	HUANG, Ming-Hui; RUST, Roland T.: Artificial Intelligence in Service. In: Journal of Service Research 21 (2018) 2, S. 155-172
25	JAISSWAL, Akanksha; ARUN, C. J.; VARMA, Arup: Rebooting employees: upskilling for artificial intelligence in multinational corporations. Challenges, Opportunities and a Research Agenda. In: BUDHWAR, Pawan; MALIK, Ashish (Hrsg.): Artificial Intelligence and International HRM. London 2023, S. 114-143
26	JÖHNK, Jan; WEIBERT, Malte; WYRTKI, Katrin: Ready or Not, AI Comes— An Interview Study of Organizational AI Readiness Factors. In: Business & Information Systems Engineering 63 (2021) 1, S. 5-20
27	KAPLAN, Alexandra D.; KESSLER, Theresa T.; BRILL, J. C.; HANCOCK, P. A.: Trust in Artificial Intelligence: Meta-Analytic Findings. In: Human factors 65 (2023) 2, S. 337-359
28	KEITH, Matthew; KEILLER, Eleanor; WINDOWS-YULE, Christopher; KINGS, Iain; ROBBINS, Phillip: Harnessing generative AI in chemical engineering education: Implementation and evaluation of the large language model ChatGPT v3.5. In: Education for Chemical Engineers 51 (2025), S. 20-33
29	KELLEY, Stephanie: Employee Perceptions of the Effective Adoption of AI Principles. In: Journal of Business Ethics 178 (2022) 4, S. 871-893
30	KENAYATHULLA, Husaina B.: Are Malaysian TVET graduates ready for the future? In: Higher Education Quarterly 75 (2021) 3, S. 453-467

31	LANE, Marguerita; SAINT-MARTIN (Hrsg.); ANNE (Hrsg.): The impact of Artificial Intelligence on the labour market: What do we know so far? Paris 2021. URL: https://www.oecd.org/content/dam/oecd/en/publications/reports/2021/01/the-impact-of-artificial-intelligence-on-the-labour-market_a4b9cac2/7c895724-en.pdf
32	LANE, Marguerita; WILLIAMS, Morgan; BROECKE, Stijn: The impact of AI on the workplace: Main findings from the OECD AI surveys of employers and workers. Paris 2023. URL: https://www.oecd.org/content/dam/oecd/en/publications/reports/2023/03/the-impact-of-ai-on-the-workplace-main-findings-from-the-oecd-ai-surveys-of-employers-and-workers_ad686e91/ea0a0fe1-en.pdf
33	ŁAPIŃSKA, Justyna; ESCHER, Iwona; GÓRKA, Joanna; SUDOLSKA, Agata; BRZUSTEWICZ, Paweł: Employees' Trust in Artificial Intelligence in Companies: The Case of Energy and Chemical Industries in Poland. In: <i>Energies</i> 14 (2021) 7, S. 1942
34	LEITAO, Paulo; GERALDES, Carla A. S.; FERNANDES, Florbela P.; BADIKYAN, Hasmik: Analysis of the Workforce Skills for the Factories of the Future. In: : 2020 IEEE Conference on Industrial Cyberphysical Systems (ICPS). Proceedings: online conference, Tampere, Finland, 10-12 June, 2020. Piscataway, NJ 2020, S. 353-358
35	LEOSTE, Janika; ÕUN, Tiia; LOOGMA, Krista; SAN MARTÍN LÓPEZ, José: Designing Training Programs to Introduce Emerging Technologies to Future Workers—A Pilot Study Based on the Example of Artificial Intelligence Enhanced Robotics. In: <i>Mathematics</i> 9 (2021) 22, S. 2876
36	LI, Hanwen; KIM, Sehoon: Developing AI literacy in HRD: competencies, approaches, and implications. In: <i>Human Resource Development International</i> 27 (2024) 3, S. 1-22
37	LOU, Bowen; WU, Lynn: AI on Drugs: Can Artificial Intelligence Accelerate Drug Development? Evidence from a Large-Scale Examination of Bio-Pharma Firms. In: <i>MIS Quarterly</i> 45 (2021) 3, S. 1451-1482
38	MAITZ, Katharina; FESSL, Angela; PAMMER-SCHINDLER, Viktoria; KAISER, Rene; LINDSTAEDT, Stefanie: What do Construction Workers Know about Artificial Intelligence? An Exploratory Case Study in an Austrian SME. In: : Proceedings of Mensch Und Computer 2022. New York, NY, USA 2022, S. 389-393
39	MANCA, Fabio: Six questions about the demand for artificial intelligence skills in labour markets. Paris 2023. URL: https://www.oecd.org/content/dam/oecd/en/publications/reports/2023/02/six-questions-about-the-demand-for-artificial-intelligence-skills-in-labour-markets_7273333b/ac1bebf0-en.pdf
40	MILANEZ, Anna: The impact of AI on the workplace: Evidence from OECD case studies of AI implementation. Paris 2023. URL: https://www.oecd.org/content/dam/oecd/en/publications/reports/2023/03/the-impact-of-ai-on-the-workplace-evidence-from-oecd-case-studies-of-ai-implementation_b4c2c6ee/2247ce58-en.pdf
41	NA, Seunguk; HEO, Seokjae; CHOI, Wonjun; KIM, Cheekyung; WHANG, Seoung W.: Artificial Intelligence (AI)-Based Technology Adoption in the Construction Industry: A Cross National Perspective Using the Technology Acceptance Model. In: <i>Buildings</i> 13 (2023) 10, S. 2518
42	OECD (Hrsg.): AI and the Future of Skills, Volume 1: Capabilities and Assessments, Educational Research and Innovation. Paris 2021. URL: https://www.oecd.org/content/dam/oecd/en/publications/reports/2021/11/ai-and-the-future-of-skills-volume-1_2f19d213/5ee71f34-en.pdf
43	PEEDE, Lennert; STOPS, Michael: Artificial intelligence technologies, skills demand and employment: evidence from linked job ads data. Nürnberg 2024. URL: https://doku.iab.de/discussionpapers/2024/dp1524.pdf
44	PETRIDOU, Efthymia; LAO, Lena: Identifying challenges and best practices for implementing AI additional qualifications in vocational and continuing education: a mixed methods analysis. In: <i>International Journal of Lifelong Education</i> 43 (2024) 4, S. 385-400
45	PFEIFFER, Sabine: Kontext und KI: Zum Potenzial der Beschäftigten für Künstliche Intelligenz und Machine-Learning. In: <i>HMD Praxis der Wirtschaftsinformatik</i> 57 (2020) 3, S. 465-479

46	PFEIFFER, Sabine; AUTOR*INNEN-KOLLEKTIV (Hrsg.): Arbeit und Qualifizierung 2030 – Essentials: Eine Momentaufnahme aus dem Maschinenraum der dualen Transformation von Digitalisierung und Elektromobilität: Transformationserleben – Transformationsressourcen. Nürnberg 2023. URL: https://www.labouratory.de/files/downloads/AQ2030-Studie-Essentials.pdf
47	POHLINK, Claudia; FISCHER, Sebastian: Responsible and Robust AI in Companies. Challenges and strategies for tomorrow's work. In: KNAPPERTSBUSCH, Inka; GONDLACH, Kai (Hrsg.): Work and AI 2030. Wiesbaden, Heidelberg 2023, S. 143-150
48	RINTA-KAHILA, Tapani; PENTTINEN, Esko; SALOVAARA, Antti; SOLIMAN, Wael; RUISSALO, Joonas: The Vicious Circles of Skill Erosion: A Case Study of Cognitive Automation. In: Journal of the Association for Information Systems 24 (2023) 5, S. 1378-1412
49	ROUX, Mélanie; CHOWDHURY, Soumyadeb; KUMAR DEY, Prasanta; VANN YAROSON, Emilia; PEREIRA, Vijay; ABADIE, Amelie: Small and medium-sized enterprises as technology innovation intermediaries in sustainable business ecosystem: interplay between AI adoption, low carbon management and resilience. In: Annals of Operations Research (2023), o. S.
50	SAID, Nadia; POTINTEU, Andreea; BRICH, Irina; BUDER, Jürgen; SCHUMM, Hanna; HUFF, Markus: An artificial intelligence perspective: How knowledge and confidence shape risk and benefit perception. In: Computers in Human Behavior 149 (2023), S. 107855
51	SHIMAPONDA-NAWA, Mulundumina; NWAJIA, Glen T.: Integrated and intelligent remote operation centres (I2ROCs): Assessing the human-machine requirements for 21st century mining operations. In: Minerals Engineering 207 (2024), S. 108565
52	SOORAKSA, Nanta; NAWAKITPHAITON, Kritkorn: Optimal Path Planner of Training Course Recommendation for Reskilling/Upskilling in New S-curve Industries. In: Sensors and Materials 35 (2023) 4, S. 1375
53	SOUZA, Alex S. C. DE; DEBS, Luciana: Identifying Emerging Technologies and Skills Required for Construction 4.0. In: Buildings 13 (2023) 10, S. 2535
54	SPIRGI, Judith; MEIER, Andreas: Case Volkswagen Passenger Cars - Upskilling Strategy for Employees. In: IFENTHALER, Dirk; SEUFERT, Sabine (Hrsg.): Artificial Intelligence Education in the Context of Work. Cham 2022, S. 199-214
55	SQUICCIARINI, Mariagrazia; NACHTIGALL, Heike: Demand for AI skills in jobs: Evidence from online job postings. Paris 2021. URL: https://www.oecd.org/content/dam/oecd/en/publications/reports/2021/03/demand-for-ai-skills-in-jobs_679000d8/3ed32d94-en.pdf
56	TAYLOR, Amanda; NELSON, Julie; O'DONNELL, Sharon; DAVIES, Elizabeth; HILLARY, Jude: The Skills Imperative 2035: what does the literature tell us about essential skills most needed for work? Slough 2022
57	TERSTEGEN, Sebastian; SCHMALEN, Bruno; HINZ, Andreas; PRICELIUS, Maike: Introductory Qualification on Artificial Intelligence. Challenges and strategies for tomorrow's work. In: KNAPPERTSBUSCH, Inka; GONDLACH, Kai (Hrsg.): Work and AI 2030. Wiesbaden, Heidelberg 2023, S. 343-351
58	VERMA, Surabhi; SINGH, Vibhav: The Employees Intention to Work in Artificial Intelligence-Based Hybrid Environments. In: IEEE Transactions on Engineering Management 71 (2024), S. 3266-3277
59	WAHLSTRÖM, Mikael; TAMMENTIE, Bastian; SALONEN, Tuisku-Tuuli; KARVONEN, Antero: AI and the transformation of industrial work: Hybrid intelligence vs double-black box effect. In: Applied ergonomics 118 (2024), S. 104271

Anhang 3: Suchstrings der Datenbanksuchen Teil 1: Web of Science

- #1 LA = (English OR German)
- #2 PY = (2020-2024)
- #3 TS = (Employee* OR Occupation* OR Profession* OR Worker* OR Workforce)
- #4 TS = (Attitude* OR Competenc* OR Literacy OR Qualification* OR Skill*)
- #5 TS = (AI OR "Artificial Intelligence" OR ChatGPT OR "Language Model" OR LLM OR "Machine Learning" OR ML) NOT AB = ("AI Training")¹¹
- #6 #1 AND #2 AND #3 AND #4 AND #5 NOT TS = (health or medical or clinical)


¹¹ Die Suchwörter im Feld „Intervention“ wurden im Anschluss an die Web-of-Science-Suche auf die Suchwörter „Künstliche Intelligenz“ / „Artificial Intelligence“ und deren Abkürzungen reduziert, um die Spezifität des Suchstrings zu erhöhen. „Machine Learning“ wird z. B. oft im Kontext der Methode, mit der Forschende ihre Ergebnisse gewinnen, in den untersuchten Abstracts der Web-of-Science-Trefferliste verwendet.

Anhang 3: Suchstrings der Datenbanksuchen – Teil 2: Fachportal Pädagogik


((Schlagwörter: AI oder Titel: AI oder Abstract: AI)
oder (Schlagwörter: "Artificial Intelligence" oder Titel: "Artificial Intelligence" oder Abstract: "Artificial Intelligence")
oder (Schlagwörter: "Künstliche Intelligenz" oder Titel: "Künstliche Intelligenz" oder Titel: "Künstlicher Intelligenz" oder Abstract: "Künstliche Intelligenz" oder Abstract: "Künstlicher Intelligenz")
oder (Schlagwörter: KI oder Titel: KI oder Abstract: KI))
und ((Schlagwörter: Qualification* oder Titel: Qualification* oder Abstract: Qualification*)
oder (Schlagwörter: Competenc* oder Titel: Competenc* oder Abstract: Competenc*)
oder (Schlagwörter: Attitude oder Titel: Attitude oder Abstract: Attitude)
oder (Schlagwörter: Skill* oder Titel: Skill* oder Abstract: Skill*)
oder (Schlagwörter: Literacy oder Titel: Literacy oder Abstract: Literacy)
oder (Schlagwörter: Kompetenz* oder Titel: Kompetenz* oder Abstract: Kompetenz*)
oder (Schlagwörter: Qualifikation* oder Titel: Qualifikation* oder Abstract: Qualifikation*)
oder (Schlagwörter: Fertigkeit* oder Titel: Fertigkeit* oder Abstract: Fertigkeit*)
oder (Schlagwörter: Haltung* oder Titel: Haltung* oder Abstract: Haltung*)
oder (Schlagwörter: Einstellung* oder Titel: Einstellung* oder Abstract: Einstellung*))
und ((Schlagwörter: Employee* oder Titel: Employee* oder Abstract: Employee*)
oder (Schlagwörter: Occupation* oder Titel: Occupation* oder Abstract: Occupation*)
oder (Schlagwörter: Profession* oder Titel: Profession* oder Abstract: Profession*)
oder (Schlagwörter: Worker* oder Titel: Worker* oder Abstract: Worker*)
oder (Schlagwörter: Workforce oder Titel: Workforce oder Abstract: Workforce)
oder (Schlagwörter: Arbeitskr* oder Titel: Arbeitskr* oder Abstract: Arbeitskr*)
oder (Schlagwörter: Arbeitnehme* oder Titel: Arbeitnehme* oder Abstract: Arbeitnehme*)
oder (Schlagwörter: Beschäftigt* oder Titel: Beschäftigt* oder Abstract: Beschäftigt*)
oder (Schlagwörter: Praxis oder Titel: Praxis oder Abstract: Praxis)
oder (Schlagwörter: Profession* oder Titel: Profession* oder Abstract: Profession*)
oder (Schlagwörter: Fachkr* oder Titel: Fachkr* oder Abstract: Fachkr*))
und Jahr: >= 2020
und (Sprache: deutsch oder Sprache: englisch)

Hinweis: Umsetzung der Suche erfolgte im Modus der „Profisuche“.

Anhang 3: Suchstrings der Datenbanksuchen – Teil 3: VET Repository

Digitalisierung	Schlagwort		<div data-bbox="922 450 1337 510" style="border: 1px solid black; padding: 2px;">Mit IRGENDEINEM der Wörter</div>
"künstliche intelligenz"	Schlagwort		
Transformation	Schlagwort		
ChatGPT	Schlagwort		
"Large Language Model"	Schlagwort		
Automatisierung	Schlagwort		

UND

Qualifikationswandel	Schlagwort		<div data-bbox="922 1039 1337 1099" style="border: 1px solid black; padding: 2px;">Mit IRGENDEINEM der Wörter</div>
"Neue Qualifikation"	Schlagwort		
Qualifikationsanforderung	Schlagwort		
Qualifikationsanpassung	Schlagwort		
Digitalkompetenz	Schlagwort		
Kompetenz*	Schlagwort		
Tätigkeitswandel	Schlagwort		
"Neue Tätigkeitsfelder"	Schlagwort		

Anhang 3: Suchstrings der Datenbanksuchen – Teil 4: ebscoHOST

- (TI (ai OR "artificial intelligence" OR ki OR künstlich* W1 intelligenz))
- OR AB (ai OR "artificial intelligence" OR ki OR künstlich* W1 intelligenz)
- OR KW (ai OR "artificial intelligence" OR ki OR künstlich* W1 intelligenz)
- OR SU (ai OR "artificial intelligence" OR ki OR künstlich* W1 intelligenz))
- AND** (TI (attitude* OR competenc* OR literacy OR qualifi?ation* OR skill* or kompetenz* or fertigkeit* or haltung* or einstellung*))
- OR AB (attitude* OR competenc* OR literacy OR qualifi?ation* OR skill* or kompetenz* or fertigkeit* or haltung* or einstellung*))
- OR KW (attitude* OR competenc* OR literacy OR qualifi?ation* OR skill* or kompetenz* or fertigkeit* or haltung* or einstellung*))
- OR SU (attitude* OR competenc* OR literacy OR qualifi?ation* OR skill* or kompetenz* or fertigkeit* or haltung* or einstellung*))
- AND** (TI (employee* OR occupation* OR profession* OR worker* OR workforce OR arbeitskr* OR arbeitnehme* OR beschäftigt* OR praxis OR profession* OR fachkr*))
- OR AB (employee* OR occupation* OR profession* OR worker* OR workforce OR arbeitskr* OR arbeitnehme* OR beschäftigt* OR praxis OR profession* OR fachkr*))
- OR KW (employee* OR occupation* OR profession* OR worker* OR workforce OR arbeitskr* OR arbeitnehme* OR beschäftigt* OR praxis OR profession* OR fachkr*))
- OR SU (employee* OR occupation* OR profession* OR worker* OR workforce OR arbeitskr* OR arbeitnehme* OR beschäftigt* OR praxis OR profession* OR fachkr*))

Hinweis: SU ist eine Feldmarkierung für eine Schlagwortesuche, KW für eine Suche in den von Autoren/Autorinnen bereitgestellten Keywords, AB markiert eine Suche im Abstract eines Artikels, TI im Titel.

Darüber hinaus wurden folgende Angaben in den Sucheinstellungen gemacht (alle weiteren Parameter wurden auf den Standardeinstellungen belassen):

Publication Date: 20200101-20241231

Language: English, German