



Band 15

**UNIVERSITY
SOCIETY
INDUSTRY**

Beiträge zum lebensbegleitenden
Lernen und Wissenstransfer

Agnes Raschauer, Nino Tomaschek (Hrsg.)

Kompetenzen für die digitale Gesellschaft

Gestaltung, Zusammenarbeit und
Teilhabe in einer vernetzten Welt

WAXMANN

KI zur Steigerung der Inkompetenzkompensationskompetenz

Barbara Geyer & Rita Stampfl

1. Einführung

Die Verbreitung generativer Künstlicher Intelligenz in Bildung, Wissenschaft und Arbeit offenbart ein paradoxes Nutzungsverhalten. An deutschen Hochschulen geben 87,8 Prozent der befragten Lehrenden an, KI-basierte Tools für ihre Arbeit an der Hochschule bzw. in der Lehre zu nutzen, 34,7 Prozent nutzen sie häufig oder sehr häufig (von Garrel et al., 2025). Die österreichische fnma-Studie bestätigt dieses Muster und ergänzt es um den Befund ausgeprägter Kompetenzunterschiede und Unsicherheiten im Umgang mit KI (Brandhofer et al., 2024). Eine groß angelegte Analyse von ChatGPT-Konversationen zeigt ebenfalls eine breite Nutzung bei starker Konzentration auf wenige Anwendungstypen. Die Kategorien *Practical Guidance*, *Seeking Information* und *Writing* machen zusammen rund 80 Prozent der Konversationen aus (Chatterji et al., 2025). Verschärft wird die Lage durch einen empirischen Befund, der quer durch Berufsgruppen zu beobachten ist. Selbst Lehrende sind kaum in der Lage, KI-generierte Texte von menschlich verfassten zu unterscheiden (Fleckenstein et al., 2024). Auch technische Detektor-Tools scheitern systematisch an dieser Aufgabe und klassifizieren KI-Texte überwiegend als menschlich (Weber-Wulff et al., 2023). Diese Konstellation wirft grundlegende Fragen zur Qualität der Mensch-KI-Interaktion auf.

Der vorliegende Beitrag untersucht das Phänomen der fehlgeleiteten KI-Nutzung durch die theoretische Linse des Dunning-Kruger-Effekts (Kruger & Dunning, 1999) und des Konzepts der Inkompetenzkompensationskompetenz (Marquard, 2015). Die Leitfrage lautet, warum dieselbe Technologie, die oberhalb einer Fachkompetenzschwelle epistemischen Zugewinn ermöglicht, unterhalb dieser Schwelle Inkompetenz verfestigt, statt sie zu kompensieren. Methodisch handelt es sich um einen konzeptionellen Beitrag in Form einer narrativen Literaturanalyse. Ausgewertet wurden empirische Studien, Working Papers und Metastudien zu KI-Nutzung und Kompetenzentwicklung aus den Jahren 2023 bis 2026, eingebettet in den theoretischen Rahmen von Kruger und Dunning (1999), Marquard (2015) sowie Bereiter und Scardamalia (1987/2009).

Zentrale analytische Kategorie ist die Abwesenheit sichtbarer Fehlermarker in KI-generierten Inhalten. Anders als bei klassisch fehlerhaften Quellen fehlen bei KI-Output oberflächliche Anzeichen von Inkorrektheit wie grammatikalische Mängel oder stilistische Brüche, die Laien eine Validierung ermöglichen würden. Der Beitrag legt zunächst den theoretischen Rahmen dar, analysiert sodann die KI-Nutzung durch die Dunning-Kruger-Linse und leitet abschließend Implikationen für Bildung und Wissensarbeit ab.

2. Theoretischer Rahmen

Der folgende Abschnitt entwickelt den theoretischen Rahmen in drei Schritten. Zunächst wird der Dunning-Kruger-Effekt als Heuristik für systematische Selbstüberschätzung dargestellt und bekannte Einwände dagegen werden kritisch diskutiert. Im Anschluss wird Marquards Konzept der Inkompetenzkompensationskompetenz eingeführt und auf die Situation generativer KI übertragen. Drittens wird gezeigt, dass die in der KI-Literacy-Forschung bislang vernachlässigte Validierungskompetenz an fachlich gebundene Metakognition geknüpft ist.

2.1 Der Dunning-Kruger-Effekt

Kruger und Dunning (1999) wiesen in vier Experimenten nach, dass Personen mit geringer Kompetenz in einem Fachgebiet ihre eigenen Fähigkeiten systematisch überschätzen. Teilnehmende im untersten Leistungsquartil bewerteten ihre Leistung im Schnitt im 62. Perzentil, während sie objektiv im 12. Perzentil lagen. Dieser Befund wird durch metakognitive Defizite erklärt. Wer in einer Domäne wenig Fachwissen besitzt, verfügt zugleich über unzureichende Metakognition und kann daher die eigene Inkompetenz nicht erkennen.

Der Dunning-Kruger-Effekt ist mehrfach kritisiert worden. Krueger und Mueller (2002) argumentieren, dass Regression zur Mitte einen Teil der Befunde statistisch erklären kann. Nuhfer et al. (2017) zeigen, dass bereits zufälliges Rauschen in Kombination mit bestimmten graphischen Konventionen das beobachtete Muster erzeugt. Analog zu kulturvergleichenden Befunden zur Selbstbewertung (Heine et al., 1999; Heine & Hamamura, 2007) ist zu vermuten, dass der Effekt in ostasiatischen Kontexten schwächer ausgeprägt ist, wenngleich der Dunning-Kruger-Effekt selbst bislang kaum systematisch kulturvergleichend untersucht wurde.

Der Dunning-Kruger-Effekt wird im vorliegenden Beitrag daher bewusst als Analogie und heuristischer Rahmen verwendet, nicht als statistisch gesicherter Mechanismus. In dieser heuristischen Lesart liefert er eine plausible Beschreibung dafür, warum gerade diejenigen, die KI-Output am wenigsten validieren können, ihn am zuversichtlichsten übernehmen. Wie Reinmann (2025) betont, ist kritisches Denken domänenspezifisch und an Fachwissen gebunden, sodass der analytische Kern der Heuristik auch unabhängig von der statistischen Kontroverse tragfähig bleibt.

2.2 Inkompetenzkompensationskompetenz

Der Philosoph Odo Marquard (2015) prägte den Begriff Inkompetenzkompensationskompetenz, um ein Paradox moderner Wissensgesellschaften zu beschreiben. Philosophie, so Marquard, kompensiere eigene Inkompetenz durch die Kompetenz, Inkompetenz zu kompensieren. Was als ironische Reflexion über akademische Disziplinen formuliert wurde, erfährt im Kontext generativer KI eine unerwartete Aktualisierung.

Übertragen auf die gegenwärtige Situation zeigt sich, dass Nutzende ihre fachliche Inkompetenz zunehmend durch die Bedienung von KI-Systemen zu kompensie-

ren versuchen. Diese Kompensation bleibt strukturell unvollständig. Die Fähigkeit, einen Prompt zu formulieren, ersetzt nicht die Fähigkeit, die Qualität des generierten Outputs zu beurteilen. Kirjuchina (2018) zeigt im Kontext studentischer Projekte in Bologna-Studiengängen, dass kompensatorische Bearbeitungsstrategien nicht zu tatsächlichem Kompetenzerwerb führen, sondern bestehende Defizite verdecken. Marquards Konzept dient in diesem Beitrag als analytische Klammer, die das Paradox der KI-gestützten Selbsttäuschung präzise fasst.

2.3 KI-Literacy und Validierungskompetenz

Nach der Betrachtung des Dunning-Kruger-Effekts und der Inkompetenzkompensationskompetenz richtet dieser Abschnitt den Fokus auf die Validierungskompetenz. Die bestehende Forschung zu KI-Literacy unterscheidet verschiedene Kompetenzdimensionen, hat Validierungskompetenz bislang jedoch nicht systematisch als eigenständige Dimension ausgearbeitet (Pinski & Benlian, 2024). Buck et al. (2023) und Hackl et al. (2026) definieren in ihren Rahmenmodellen digitale Schlüsselkompetenzen breit, wobei die spezifische Fähigkeit zur Beurteilung von KI-Outputs innerhalb eines Fachkontexts wenig Beachtung findet. Diese Lücke ist problematisch, weil Christodoulou (2025) darlegt, dass kritisches Denken nicht als generische Zukunftskompetenz fungiert, sondern stets an domänenspezifisches Fachwissen gebunden ist. Checklisten und generische Bewertungsrahmen greifen daher nur dann, wenn bei den Anwendenden ein hinreichendes fachliches Hintergrundwissen vorhanden ist.

Die Dringlichkeit dieser Problematik wird durch aktuelle Befunde zur Halluzinationsrate von Sprachmodellen unterstrichen. Kalai et al. (2025) zeigen modelltheoretisch, warum Sprachmodelle zur Halluzination neigen. Sie generieren eher plausibel klingende Antworten, als Wissenslücken anzuerkennen. Empirische Messungen von Halluzinationsraten zeigen erhebliche Varianz zwischen den Modellen. Fan et al. (2026) testen im HalluHard-Benchmark 17 Sprachmodelle über vier Domänen mit Multi-Turn-Interaktion. Claude Opus 4.5 halluziniert in 30 Prozent der Fälle mit Websuche, in 60 Prozent ohne Websuche. Andere Modelle liegen zwischen 54 und 85 Prozent. Diese Bandbreite macht deutlich, dass eine ungeprüfte Übernahme von KI-Output in wissensintensiven Kontexten riskant ist.

Aus der bisherigen Argumentation ergibt sich eine Kompetenzhierarchie, in der Fachkompetenz die Grundlage jeder Validierung bildet und Medien- wie KI-Steuerungskompetenz erst darauf aufbauen können. Wer KI-Output nicht beurteilen kann, weil das Fachwissen fehlt, verbreitet Fehler, ohne sie zu erkennen. Die daraus folgenden Gestaltungsprinzipien werden in Abschnitt 4.1 dargestellt.

3. KI-Nutzung durch die Dunning-Kruger-Linse

Der folgende Abschnitt überträgt den theoretischen Rahmen auf die konkrete KI-Nutzung. Zunächst wird ein Phasenmodell der KI-Kompetenzentwicklung vorgestellt, das das Grundmuster des Dunning-Kruger-Effekts aufnimmt. Darauf aufbauend werden fehlgeleitete KI-Nutzung und ihre systemische Verfestigung analysiert.

3.1 Eine Kompetenzentwicklungskurve in Anlehnung an den Dunning-Kruger-Effekt

Der ursprüngliche Dunning-Kruger-Effekt beschreibt die Diskrepanz zwischen Selbsteinschätzung und tatsächlicher Leistung. In der öffentlichen und didaktischen Rezeption wurde dieser Befund häufig als fünfstufige Kurve visualisiert, die den Verlauf von Kompetenzentwicklung entlang zunehmender Erfahrung schematisch abbildet. Diese Visualisierung stammt nicht aus der Originalstudie, wird jedoch als pragmatisches Modell in der Lehr- und Lernforschung verwendet. Für die Analyse der KI-Nutzung wird im vorliegenden Beitrag ein Phasenmodell in Anlehnung an den Dunning-Kruger-Effekt vorgeschlagen.

Es umfasst fünf Stationen und ordnet diese den beobachteten Verhaltensmustern in der KI-Nutzung zu. Damit wird auch der Erstkontakt als eigenständige Phase konzeptionell erfasst.

Die erste Station, die des Erstkontakts, ist durch niedrige Erfahrung und niedrige Selbsteinschätzung gekennzeichnet, Selbstbild und tatsächliche Kompetenz liegen hier noch nah beieinander. Anwendende experimentieren vereinzelt, haben jedoch kein konsolidiertes Verhaltensmuster. Das Risiko besteht in einer Unterbenutzung relevanter Hebel. Die zweite Station ist der Gipfel der Selbstüberschätzung, an dem KI-Output unkritisch übernommen wird. Die Selbsteinschätzung steigt mit der Erfahrung, ohne dass Validierungskompetenz mitwächst. Die dritte Station ist die Desillusionierung, in der erste erkannte Fehler zu pauschaler Skepsis führen können.

Die vierte Station ist der Weg der Konsolidierung, auf dem sich differenzierte Nutzung und systematische Validierung etablieren. Die fünfte Station ist das Plateau der Expertise, an dem sich Selbsteinschätzung und tatsächliche Kompetenz wieder annähern und ein integrierter Arbeitsmodus entsteht, in dem Fachkompetenz und KI koproduktiv wirken. Abbildung 1 visualisiert diese Kompetenzentwicklungskurve. Die durchgezogene Linie bildet die Selbsteinschätzung ab, die gestrichelte die tatsächliche Kompetenz. Die Diskrepanz zwischen beiden Linien ist am Gipfel der Selbstüberschätzung am größten und schließt sich erst jenseits der KI-Fachkompetenzschwelle, die als vertikale Markierung den Bereich kennzeichnet, ab dem KI-Einsatz produktiv wird.

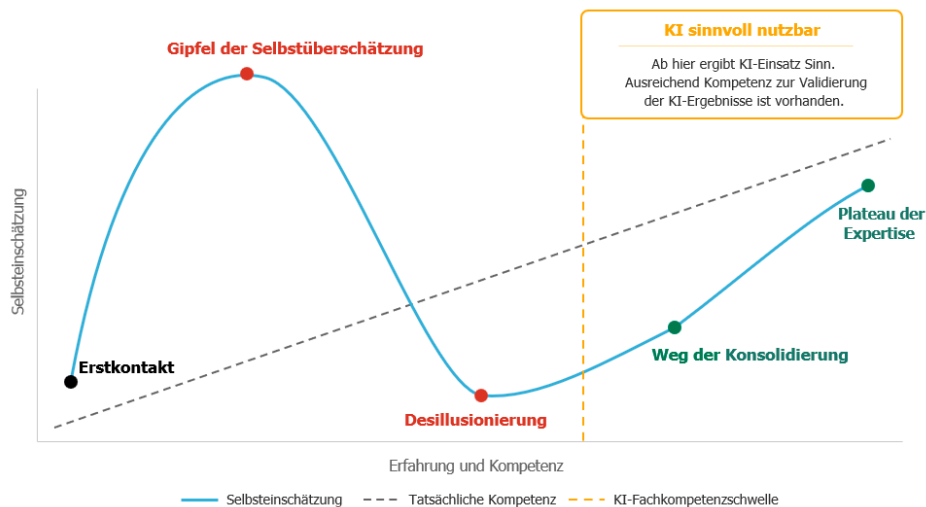


Abb. 1: Kompetenzentwicklungskurve der KI-Nutzung in Anlehnung an den Dunning-Kruger-Effekt (eigene Darstellung)

Tabelle 1 ordnet jeder Station das typische Nutzungsverhalten, das zentrale Risiko und ein konkretes Szenario zu. Sie macht sichtbar, wie sich die in Abbildung 1 dargestellte Diskrepanz zwischen Selbsteinschätzung und tatsächlicher Kompetenz in beobachtbarem Verhalten äußert.

Tab. 1: Stationen der Kompetenzentwicklungskurve und zugeordnete Muster in der KI-Nutzung

Station	Typisches Verhalten	Zentrales Risiko	Szenario
1. Erstkontakt	vereinzelte Nutzung, wenig Erfahrung; Selbsteinschätzung und Kompetenz noch nah beieinander	Unterbenutzung relevanter Hebel	Erstsemesterstudierende probieren KI-Werkzeuge punktuell aus
2. Gipfel der Selbstüberschätzung	Selbsteinschätzung übersteigt Kompetenz deutlich; routinehafte Übernahme ohne Validierung	Delegation ohne Erkennung von Fehlern oder Bias	Studierende lassen Seminararbeit ohne Quellenprüfung generieren
3. Desillusionierung	erste Halluzinationen werden bemerkt; Skepsis wächst	pauschale Ablehnung ohne differenzierte Nutzung	Lehrende untersagen KI-Nutzung generell nach erkannten Falschzitenen
4. Weg der Konsolidierung	differenzierte Nutzung; Validierung wird zum Standardprozess	erhöhter kognitiver Aufwand, langsames Arbeitstempo	Forschende prüfen jede KI-Aussage gegen Primärquellen
5. Plateau der Expertise	integrierter Arbeitsmodus; produktive Koproduktion	Abhängigkeit von technischer Infrastruktur	Forschende nutzen KI systematisch im Schreibprozess

3.2 Fehlgeleitete KI-Nutzung am Gipfel der Selbstüberschätzung und ihre systemische Verfestigung

Generativ erzeugter Output unterscheidet sich von klassisch fehlerhaften Quellen durch die Abwesenheit sichtbarer Fehlermarker. KI-Texte sind grammatikalisch korrekt, strukturell kohärent und stilistisch angepasst, auch wenn sie inhaltlich fehlerhaft sind.

Die Kategorie der Fehlermarker ist zentral, weil sie KI-Output kategorial von klassisch fehlerhaften Quellen unterscheidet. Klassische Fälschungen wie der sogenannte Tree Octopus verfügen über äußere Warnsignale in Form seltsamer Bilder oder implausibler Ansprüche, die eine Validierung durch Laien theoretisch ermöglichen. Empirisch zeigt sich jedoch, dass selbst offenkundige Fälschungen kaum identifiziert werden. Loos et al. (2018) dokumentieren in einer Untersuchung nach einem Jahrzehnt Medienkompetenzunterricht, dass lediglich zwei von 27 Schülerinnen und Schülern die Tree-Octopus-Fälschung erkannten. Bei KI-Output fehlen selbst diese äußeren Warnsignale vollständig, womit schon die theoretische Grundlage für eine Laienvalidierung entfällt.

Für Nutzende am Gipfel der Selbstüberschätzung ergibt sich daraus eine besondere Gefahr. Ihre überhöhte Selbsteinschätzung lässt sie glauben, die Qualität des Outputs beurteilen zu können, während ihnen das dafür nötige Fachwissen fehlt. Sie akzeptieren KI-generierte Inhalte unkritisch und glauben, ihre Inkompetenz durch KI-Bedienung kompensieren zu können. Diese Annahme stellt die zentrale Fehleinschätzung dar, auf der die beschriebene Dynamik beruht.

Bastani et al. (2025) belegen in einem Feldexperiment mit knapp 1.000 Schülerinnen und Schülern an einer türkischen High School differenzierte Effekte von KI-Nutzung. Während der Übung mit der GPT-Basisvariante zeigten die Schülerinnen und Schüler 48 Prozent bessere Leistungen, mit pädagogisch gestalteter GPT-Tutor-Variante 127 Prozent bessere Leistungen. Nach Entzug der KI zeigte die GPT-Basisgruppe jedoch 17 Prozent schlechtere Leistungen gegenüber der Kontrollgruppe, die nie KI-Zugang hatte, während die pädagogisch gestaltete Tutor-Variante keinen entsprechenden Einbruch zeigte. KI-generierter Output ist zudem nicht neutral. Buyl et al. (2024) zeigen anhand von 17 großen Sprachmodellen, dass diese ideologische Präferenzen ihrer Trainingsdaten und Feinabstimmungsentscheidungen widerspiegeln. Aktuelle systematische Reviews bestätigen ein differenziertes Gesamtbild mit bereichsspezifischen Effekten (Deng et al., 2025).

Die bisherige Analyse verortet das Problem auf zwei Ebenen. Auf der individuellen Ebene treten metakognitive Defizite auf, die den Dunning-Kruger-Effekt ausmachen. Die beobachtete Dynamik lässt sich jedoch nicht auf einzelne Nutzende reduzieren. Sie ist auf der systemischen Ebene in institutionelle Strukturen eingebettet, die kompensatorische Nutzung nicht nur ermöglichen, sondern systematisch belohnen. Eine systemische Betrachtung entlang des Viable System Model macht sichtbar, dass KI-Integration sämtliche Funktionsbereiche der Hochschule durchdringt, von adaptiven Lernpfaden und automatisierten Bewertungsverfahren in der Lehre über datengestützte Steuerung und Qualitätsmanagement bis zur strategischen Positionierung und normativen Selbstverständigung (Geyer & Stampfl, 2025a). Damit wird erkennbar, dass der am einzelnen Anwendenden beobachtbare Gipfel der Selbstüberschätzung in eine institutionelle Architektur eingebettet ist, in der Lehren-

de, Studierende und administrative Einheiten KI-generierte Inhalte gleichermaßen erzeugen, weiterverarbeiten und legitimieren.

Shen und Tamkin (2026) zeigen in einer experimentellen Studie mit Software-entwickelnden, dass die Delegation komplexer Aufgaben an KI-Systeme zu einem messbaren Rückgang des Verständnisses führt, während die erwarteten Produktivitätsgewinne nicht in gleichem Maße eintreten. Massenkoff und McCrory (2026) finden bislang keine klaren Arbeitslosigkeitseffekte, wohl aber tentative Hinweise darauf, dass sich Berufseinstiege von 22- bis 25-Jährigen in besonders KI-exponierten Berufen verlangsamen. Betroffen wären damit nicht primär bestehende Arbeitsplätze, sondern mögliche Lernorte, an denen berufliche Expertise aufgebaut wird. Diese Verbreitungsdimension zeigt, dass fehlerhafter KI-Output nicht nur stehenbleibt, sondern weitergegeben wird. Studierende zitieren KI-Texte in Seminar- und Abschlussarbeiten, Wissensarbeitende leiten KI-Rechercheergebnisse weiter, in öffentlicher Kommunikation werden KI-erzeugte Pressemitteilungen und Social-Media-Beiträge publiziert. Chatterji et al. (2025) und Liang et al. (2025) belegen diese Verbreitungsdynamik.

Auf theoretischer Ebene lässt sich dieses Muster mit Goodharts (1984) Beobachtung zur Operationalisierung von Zielgrößen verbinden, wonach eine Maßzahl ihre Aussagekraft verliert, sobald sie zum Ziel wird. KI verstärkt diese Dynamik, weil sie die letzte Hürde zwischen Aufgabenstellung und messbarem Output absenkt. Zugleich zeigt sich ein für vernetzte Systeme charakteristischer Kaskadeneffekt. Wer KI einführt, verändert gleichzeitig, was als Wissen gilt, wie Nachwuchs sozialisiert wird und welche Kompetenzen karriererelevant sind.

Lee et al. (2025) bestätigen dies in einer Umfrage unter Wissensarbeitenden mit dem Befund, dass intensive KI-Nutzung mit einer selbstberichteten Abnahme des kognitiven Aufwands für kritisches Denken einhergeht. Lodge und Loble (2026) präzisieren diese Dynamik durch die Unterscheidung zwischen *beneficial* und *detrimental cognitive offloading*. *Beneficial* ist das kognitive Offloading, also wenn *extraneous cognitive load* reduziert und die freigewordene Kapazität für höherwertige Denkprozesse genutzt wird. *Detrimental* ist es, wenn intrinsische Lernprozesse ausgelagert werden und damit der Aufbau langfristiger Wissensstrukturen unterbrochen wird. Ihre Forschung zeigt, dass positive Effekte nur bei didaktischer Einbettung auftreten, ohne die das schädliche Offloading dominiert. Die Entwertung eigenständigen Denkens ist damit nicht primär ein individuelles, sondern ein strukturelles Phänomen.

3.3 Die Fachkompetenzschwelle und integrierte Koproduktion

Nach der Analyse der systemischen Verfestigung widmet sich dieser Abschnitt der Möglichkeit produktiver KI-Nutzung. Dell’Acqua et al. (2023) liefern mit ihrer Studie zur *Jagged Technological Frontier* empirische Evidenz für die Existenz einer kritischen Schwelle. In einem vorregistrierten Feldexperiment mit 758 Beratenden der Boston Consulting Group (BCG) zeigten sich klar differenzierte Effekte. Innerhalb des Leistungsbereichs, in dem KI gut unterstützt, lösten KI-gestützte Beratende 12,2 Prozent mehr Aufgaben, 25,1 Prozent schneller und mit besserer Qualität. Außerhalb dieses Bereichs, bei komplexeren Aufgaben, schnitten KI-unterstützte Teilnehmende

sogar schlechter ab, mit 19 Prozent geringerer Wahrscheinlichkeit korrekter Lösungen.

Randazzo et al. (2024) differenzieren das Nutzungsverhalten in einer qualitativen Folgeuntersuchung in drei Modi der Mensch-KI-Zusammenarbeit: *Fused Co-Creation* (Cyborg-Modus), *Directed Co-Creation* (Zentauren-Modus) und *Abdicated Co-Creation* (Selbstautomatisierer). Im Cyborg-Modus arbeiten Mensch und KI in enger, iterativer Verflechtung. Der Mensch bestimmt die Aufgabe, überlässt Analyse und Lösungsentwurf aber weitgehend der KI und greift durch Validierung, Widerspruch und Nachsteuerung ein. Im Zentauren-Modus behält der Mensch die Steuerung über Aufgabendefinition und Lösungsweg und setzt KI gezielt für abgegrenzte Teilaufgaben ein. Im Modus der Selbstautomatisierung delegiert der Mensch den gesamten Problemlösungsprozess an die KI, ohne zu iterieren oder zu validieren. Ausschließlich die ersten beiden Modi führen zu tatsächlichem Kompetenzaufbau, wobei Cyborgs KI-bezogene Fähigkeiten entwickeln (*Newskilling*) und Zentauren ihre Domänenexpertise vertiefen (*Upskilling*), während Selbstautomatisierer weder Fach- noch KI-Kompetenz erweitern. Patwardhan et al. (2025) belegen mit dem GDPval-Framework anhand von 1.320 Aufgaben aus 44 Berufen, dass nicht KI-Wissen, sondern die Aufgabenkomplexität den limitierenden Faktor darstellt. Vendraminelli et al. (2025) zeigen an einer Stichprobe von 78 Mitarbeitenden, dass der Übergang in angrenzende Wissensdomänen mit KI nur dann gelingt, wenn bereits vorhandene Expertise an die neue Domäne grenzt. Bei größerer fachlicher Distanz verliert KI ihre produktive Wirkung. Diese empirisch konvergente Beobachtung wird im Folgenden als Fachkompetenzschwelle bezeichnet.

Die Unterscheidung zwischen kompensatorischer Delegation und integrierter Koproduktion lässt sich theoretisch an Bereiter und Scardamalias (2009) Modell der Schreibkompetenz anbinden. Die Autoren differenzieren zwischen *Knowledge Telling* (bloßes Wiedergeben vorhandenen Wissens) und *Knowledge Transforming* (aktiver Konstruktionsprozess, bei dem der Text selbst neue Erkenntnis erzeugt). Übertragen auf die KI-Nutzung entspricht Delegation dem Knowledge Telling. Die Aufgabe wird an das System übergeben, das Output produziert, ohne dass ein epistemischer Transformationsprozess stattfindet.

Integrierte Koproduktion entspricht dem Knowledge Transforming. Die Interaktion mit dem System wird zum Anlass für Klärung, Präzisierung und Neukombination eigener Wissensbestände. Geyer und Stampfl (2025b) analysieren diesen Prozess im Kontext wissenschaftlichen Schreibens und argumentieren, dass die Qualität der Koproduktion maßgeblich von der Fachkompetenz der Nutzenden abhängt. Oberhalb der Fachkompetenzschwelle ermöglicht KI einen Zugewinn, der über die Summe der Einzelleistungen hinausgeht. Unterhalb der Schwelle kehrt sich dieser Effekt um, weil KI-Output ohne fachliches Hintergrundwissen weder kritisch geprüft noch produktiv weitergedacht werden kann. Es entsteht ein asymmetrischer Verstärkungseffekt. KI verstärkt, was bereits vorhanden ist, in beide Richtungen.

4. Implikationen für Bildung und Wissensarbeit

Aus der bisherigen Analyse folgt ein asymmetrischer Befund. Der voreingestellte Pfad der KI-Nutzung ist kompensatorische Delegation, weil sie niedrigschwellig ist und keine Voraussetzungen verlangt. Der produktive Pfad integrierter Koproduktion erfordert dagegen Fachkompetenz, Metakognition und epistemische Disziplin, mithin genau jene Fähigkeiten, deren Fehlen den Dunning-Kruger-Effekt überhaupt erst ermöglicht. Daraus ergibt sich eine Gestaltungsaufgabe für Bildungsinstitutionen und wissensintensive Arbeitsfelder, die nicht auf technische Maßnahmen wie Prüfungsformate oder Detektionstools reduziert werden kann. Lernumgebungen müssen so konzipiert werden, dass der produktive Pfad wahrscheinlicher wird als der destruktive. Dies erfordert Arbeit gegen die institutionelle Systemlogik von Zeitdruck, Outputorientierung und metrischer Bewertung. Die folgenden drei Abschnitte diskutieren Ansatzpunkte entlang dreier Dimensionen, die von der Hochschulbildung ausgehen und auf Wissensarbeit allgemein übertragbar sind.

4.1 KI-Literacy als gesellschaftliche Aufgabe

Die vorgestellten Befunde legen eine Hierarchie von Kompetenzen nahe. Fachkompetenz bildet die erste und entscheidende Ebene, darauf aufbauend folgt Medienkompetenz. Erst auf dieser Grundlage lässt sich KI-Steuerungskompetenz sinnvoll entwickeln. Ohne fachliche Grundlage bleiben KI-Literacy-Programme wirkungslos, weil Anwendende nicht über das nötige Hintergrundwissen verfügen, um KI-Output kritisch zu beurteilen. Hackl et al. (2026) schlagen mit dem AI-Literacy-Heptagon ein strukturiertes Rahmenmodell für Hochschulen vor, das sieben Kompetenzdimensionen mit vier Proficiency-Levels verknüpft.

Das Heptagon ist dabei zwar strukturiert, die Kritik aus 2.3 zur fehlenden Integration einer eigenständigen Validierungskompetenz als fachgebundene Dimension bleibt jedoch bestehen. Zamfirescu-Pereira et al. (2023) zeigen, dass Prompt-Kompetenz keineswegs trivial ist und Nicht-Expertinnen und Nicht-Experten systematisch beim Prompten scheitern. KI sollte daher nicht als eigenständiges Fach behandelt, sondern in die fachliche Ausbildung integriert werden. Diese Prinzipien gelten analog für betriebliche Weiterbildung in wissensintensiven Berufen, in denen die gleiche Hierarchie zwischen Fach-, Medien- und KI-Kompetenz wirkt.

Der hier vertretenen Argumentation steht eine alternative Position gegenüber, wonach KI als Einstiegshilfe Kompetenzschwellen senken kann. Vertreter dieser Gegenposition verweisen darauf, dass KI den Einstieg in komplexe Themen erleichtern kann, weil sie als sokratischer Gesprächspartner fungiert, Fachsprache verständlich macht und Anschlussfragen ermöglicht, die Lernende allein nicht formulieren würden. Adaptive Tutorssysteme zeigen in empirischen Studien tatsächlich Lerneffekte, insbesondere bei strukturschwachen Lerngruppen. Entsprechende Ansätze werden in der Forschung zu adaptiven Lehr- und Lernsystemen diskutiert (Lodge & Loble, 2026). Die vorliegenden empirischen Befunde (Bastani et al., 2025; Dell’Acqua et al., 2023) zeigen jedoch, dass diese Wirkung ausschließlich dann eintritt, wenn die KI-Nutzung in ein didaktisches Design eingebettet ist, das die nachgelagerte Validie-

rung und den Eigenanteil der Lernenden sicherstellt. Ohne diese Einbettung überwiegen die kompensatorischen Effekte, auf die in Abschnitt 3 eingegangen wurde.

4.2 Anforderungen an Lehr- und Prüfungsdesign

Nach der Darstellung von KI-Literacy-Anforderungen widmet sich dieser Abschnitt den Implikationen für Lehr- und Prüfungsdesign. Aktuelle Diskurse zur Anpassung von Prüfungsformaten gehen in die Richtung einer Doppelstrategie. Einerseits wird eine Kombination vielfältiger Prüfungsformate empfohlen, darunter schriftliche, mündliche, praktische und projektbasierte Prüfungen. Zudem kann die Verbindung schriftlicher Arbeiten mit mündlichen Anteilen dazu beitragen, eigenständige Durchdringung und Validierungskompetenz besser sichtbar zu machen (Buck et al., 2023). Andererseits werden Seminar- und Abschlussarbeiten in ihrer bisherigen Form in Frage gestellt, wenn der geprüfte Eigenanteil nicht mehr erkennbar ist (Weßels, 2025).

Perkins et al. (2024) stellen mit der Artificial Intelligence Assessment Scale fünf Stufen bereit, die von keiner KI-Nutzung bis zur vollen Integration reichen. Entscheidend ist, dass die Anpassung der Aufgabenstellung mit einer transparenten Dokumentation der KI-Nutzung einhergeht. Stampfl et al. (2024) zeigen am Praxisbeispiel KI-gestützter Rollenspiele, wie eine produktive Integration gelingen kann. Geyer und Stampfl (2025b) vertiefen dies im Kontext wissenschaftlichen Schreibens.

Die genannten Prinzipien lassen sich auf Wissensarbeit außerhalb der Hochschule übertragen. Dokumentationspflicht, Transparenz und eine integrierte Koproduktion als Standard sind in Beratung, Wissenschaft und Verwaltung gleichermaßen sinnvolle Gestaltungsprinzipien. Hoeren (2025) weist in seinem Rechtsgutachten zur Europäischen KI-Verordnung darauf hin, dass diese Anforderungen auch regulatorisch abgesichert werden.

4.3 Differenzierte Antworten nach Disziplin

Die in 4.1 und 4.2 skizzierten Gestaltungsprinzipien können nicht ohne Anpassung auf alle Felder übertragen werden. Wo die Fachkompetenzschwelle konkret liegt und wie sie abgesichert wird, hängt maßgeblich von der disziplinären Logik ab. Experimentalwissenschaften verfügen über einen externen Anker in Form von Experiment und Replikation. Die kritische Schwelle liegt damit bei der Methodenkompetenz. Geisteswissenschaften haben keinen solchen externen Anker. Der Erkenntnisbeitrag besteht im Argument selbst, in der Interpretation und in der theoretischen Konstruktion. Genau diese Operationen kann KI überzeugend simulieren. Die Frage, ob hinter einem geisteswissenschaftlichen Beitrag genuine Reflexion steht, wird nicht nur schwer zu beantworten, sondern strukturell unbeantwortbar, weil Denken und seine Repräsentation im Text in diesen Disziplinen nicht trennbar sind.

Empirische Sozialwissenschaften liegen zwischen diesen Polen. Daten sind vorhanden, aber interpretationsabhängig. KI kann nicht nur Texte verfassen, sondern auch qualitative Interviews auswerten, thematische Analysen durchführen und Codierungen vornehmen. Filimonovic et al. (2025) liefern für die Sozial- und Verhaltens-

wissenschaften erste empirische Hinweise auf differenzierte Produktivitätseffekte, die unter anderem bei Nachwuchswissenschaftlerinnen und Nachwuchswissenschaftlern besonders ausgeprägt sind. Wissensarbeit außerhalb der Wissenschaft zeigt analoge Muster. Der externe Anker besteht in der Ergebnisqualität in der Praxis, die kritische Schwelle liegt bei der Kombination aus Fachkompetenz und Urteilsvermögen. Tabelle 2 fasst die vier Felder mit ihrem jeweiligen externen Anker, der kritischen Schwelle und dem passenden Gestaltungsprinzip zusammen.

Tab. 2: Differenzierte Antworten nach Anwendungsfeld und Disziplin

Feld oder Disziplin	Externer Anker	Kritische Schwelle	Gestaltungsprinzip
Experimental-wissenschaften	Experiment und Replikation	Methodenkompetenz	laborbasierte Validierung, Reproduzierbarkeit
Geisteswissen-schaften	kein externer Anker	argumentatives Denken	diskursive Peer-Validierung, Transparenz der Gedankenführung
Empirische Sozialwis-senschaften	Daten, interpretations-abhängig	Verbindung aus Methoden und Deutung	Dokumentationspflicht im Analyseprozess
Wissensarbeit außer-halb der Wissenschaft	Ergebnisqualität in der Praxis	Fachkompetenz und Urteilsvermögen	integrierte Koproduktion als Standard, Kennzeichnungspflicht

Folglich greift eine generische KI-Policy, die alle Felder gleich behandelt, systematisch zu kurz. Gestaltungsmaßnahmen müssen disziplinspezifisch kalibriert werden.

5. Fazit und Ausblick

Der vorliegende Beitrag hat drei Kernthesen entwickelt. Erstens führt KI-Nutzung unterhalb der Fachkompetenzschwelle nicht zu einer Kompensation von Inkompetenz, sondern zu deren Verfestigung und Unsichtbarmachung. Die empirische Evidenz von Shen und Tamkin (2026), Vendraminelli et al. (2025) und Dell’Acqua et al. (2023) ist in diesem Punkt konsistent. Zweitens ist diese individuelle Dynamik eingebettet in institutionelle Strukturen, die kompensatorische Nutzung systematisch belohnen. Outputorientierte Metriken, formalisierte Bewertungsverfahren und der Wegfall von Einstiegsaufgaben als Lernorten erzeugen ein Umfeld, in dem der Delegationspfad nicht nur möglich, sondern naheliegend ist. Drittens ermöglicht derselbe technologische Hebel, der unterhalb der Schwelle destruktiv wirkt, oberhalb der Schwelle einen qualitativen epistemischen Zugewinn. Integrierte Koproduktion als *knowledge transforming* (Bereiter & Scardamalia, 2009) ist empirisch und phänomenologisch ein anderer Prozess als kompensatorische Delegation.

Marquards (2015) Konzept der Inkompetenzkompensationskompetenz erfährt in diesem Licht eine produktive Umdeutung. Die Kompetenz, mit der eigenen Inkompetenz umzugehen, kann zweierlei bedeuten. Erstens die Vertuschung von Inkompe-

tenz durch Delegation an ein System, das die Vertuschung perfektioniert. Zweitens die ehrliche Anerkennung der eigenen Inkompetenz und die Nutzung dieser Anerkennung als Ausgangspunkt für strukturiertes Lernen. KI als Denkpartnerin unterstützt die zweite Variante, allerdings nur für jene, die der ersten nicht bedürfen. Darin liegt das Paradox, das die digitale Gesellschaft auflösen muss.

Die Fachkompetenz, die für produktive KI-Nutzung Voraussetzung ist, muss ohne KI aufgebaut werden. Wer die Reihenfolge umkehrt, erzeugt nicht kompetente KI-Nutzende, sondern kompetente Kompensierende. Die Kaskadenwirkung bildet die Abschlussklammer. Wer KI in Bildung und Wissensarbeit einführt, verändert gleichzeitig, was als Wissen gilt, wie Expertise aufgebaut wird und welche Kompetenzen karriererelevant werden. Diese Dynamik kann nicht technisch gelöst, sondern nur gestaltet werden. Kritische Validierungskompetenzen müssen aufgebaut werden, bevor domänenspezifische KI-Anwendungen eingeführt werden. Diese Reihenfolge ist anspruchsvoll, aber unverzichtbar, weil Fachkompetenz nicht rückwirkend durch KI-Nutzung entstehen kann.

Die Limitationen dieses Beitrags liegen in seinem konzeptionellen Charakter. Die empirische Messung der Fachkompetenzschwelle in verschiedenen Domänen steht noch aus. Für Experimentalwissenschaften fehlen disziplinspezifische empirische Belege, für Geisteswissenschaften ist die methodische Herausforderung einer empirischen Prüfung besonders hoch. Längsschnittstudien, die den Zusammenhang zwischen KI-Nutzungsintensität und Kompetenzentwicklung über längere Zeiträume untersuchen, sind notwendig. Ebenso fehlen kontrollierte Studien, die verschiedene KI-Literacy-Ansätze in unterschiedlichen Fachdomänen und Anwendungsfeldern vergleichen, sowie systematische Untersuchungen zu gelingender integrierter Koproduktion. Die zentrale Erkenntnis bleibt, dass vor der Einführung domänenspezifischer KI-Anwendungen kritische Validierungskompetenzen aufgebaut werden müssen, und dass diese Kompetenzen Fachwissen als unverzichtbare Grundlage voraussetzen.

Literatur

- Bastani, H., Bastani, O., Sungu, A., Ge, H., Kabakcı, Ö. & Mariman, R. (2025). Generative AI without guardrails can harm learning: Evidence from high school mathematics. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 122(26), e2422633122. <https://doi.org/10.1073/pnas.2422633122>
- Bereiter, C. & Scardamalia, M. (2009). *The psychology of written composition*. Routledge. (Original erschienen 1987).
- Brandhofer, G., Gröbinger, O., Jadin, T., Raunig, M. & Schindler, J. (Hrsg.). (2024). *Von KI lernen, mit KI lehren: Die Zukunft der Hochschulbildung*. Books on Demand. <https://fnma.at/content/download/2990/19034>
- Buck, I., Jost, C., Kreis-Hoyer, P. & Limburg, A. (2023). *KI-induzierte Transformation an Hochschulen*. Hochschulforum Digitalisierung. <https://hochschulforumdigitalisierung.de/wp-content/uploads/2023/11/HSRM-Diskussionspapier-Nr.-26-KI-induzierte-Transformation-an-Hochschulen-1.pdf>
- Buyl, M., Rogiers, A., Noels, S., Dominguez-Catena, I., Heiter, E., Romero, R., Johary, I., Mara, A.-C., Lijffijt, J. & De Bie, T. (2024). *Large language models reflect the ideology of their creators* (arXiv:2410.18417v1 [cs.CL]). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2410.18417>

- Chatterji, A., Cunningham, T., Deming, D., Hitzig, Z., Ong, C., Shan, C. Y. & Wadman, K. (2025). *How people use ChatGPT* (W34255). National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w34255>
- Christodoulou, D. (2025, 9. November). *Can we teach students to spot misinformation?* <https://substack.nomoremarking.com/p/can-we-teach-students-to-spot-misinformation>
- Dell'Acqua, F., McFowland, E., Mollick, E. R., Lifshitz-Assaf, H., Kellogg, K., Rajendran, S., Kraye, L., Candelon, F. & Lakhani, K. R. (2023). *Navigating the jagged technological frontier: Field experimental evidence of the effects of AI on knowledge worker productivity and quality* (Harvard Business School Technology & Operations Mgt. Unit Working Paper No. 24-013, The Wharton School Research Paper, Organization Science). <https://doi.org/10.2139/ssrn.4573321>
- Deng, R., Jiang, M., Yu, X., Lu, Y. & Liu, S. (2025). Does ChatGPT enhance student learning? A systematic review and meta-analysis of experimental studies. *Computers & Education*, 227, 105224. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2024.105224>
- Fan, D., Delsad, S., Flammarion, N. & Andriushchenko, M. (2026). *HalluHard: A hard multi-turn hallucination benchmark* (arXiv:2602.01031v1 [cs.AI]). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2602.01031>
- Filimonovic, D., Rutzer, C. & Wunsch, C. (2025). *Can GenAI improve academic performance? Evidence from the social and behavioral sciences*. SSRN. <https://doi.org/10.2139/ssrn.5225360>
- Fleckenstein, J., Meyer, J., Jansen, T., Keller, S. D., Köller, O. & Möller, J. (2024). Do teachers spot AI? Evaluating the detectability of AI-generated texts among student essays. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 6, 100209. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2024.100209>
- Geyer, B. & Stampfl, R. (2025a). Künstliche Intelligenz an Hochschulen. Eine systemische Analyse der KI-Integration in Hochschulen mit dem Viable System Model (VSM). In A. Raschauer & N. Tomaschek (Hrsg.), *KI trifft Arbeit. Wie künstliche Intelligenz die Arbeitswelt verändert* (S. 169–182). Waxmann. <https://doi.org/10.31244/9783818850531>
- Geyer, B. & Stampfl, R. (2025b). Wissenschaftliches Schreiben und KI. In A. Hebbel-Seeger (Hrsg.), *Hochschullehre lernen, verstehen und gestalten* (S. 429–444). Springer VS. https://doi.org/10.1007/978-3-658-48999-1_27
- Goodhart, C. A. E. (1984). Problems of monetary management: The UK experience. In C. A. E. Goodhart, *Monetary theory and practice* (S. 91–121). Palgrave. https://doi.org/10.1007/978-1-349-17295-5_4
- Hackl, V., Müller, A. E. & Sailer, M. (2026). The AI literacy heptagon: A structured approach to AI literacy in higher education. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 10, 100540. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2026.100540>
- Heine, S. J. & Hamamura, T. (2007). In search of East Asian self-enhancement. *Personality and Social Psychology Review*, 11(1), 4–27. <https://doi.org/10.1177/1088868306294587>
- Heine, S. J., Lehman, D. R., Markus, H. R. & Kitayama, S. (1999). Is there a universal need for positive self-regard? *Psychological Review*, 106(4), 766–794. <https://doi.org/10.1037/0033-295X.106.4.766>
- Hoeren, T. (2025). *Rechtsgutachten zur Bedeutung der europäischen KI-Verordnung für Hochschulen*. <https://doi.org/10.13154/294-13421>
- Kalai, A. T., Nachum, O., Vempala, S. S. & Zhang, E. (2025). *Why language models hallucinate* (arXiv:2509.04664v1 [cs.CL]). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2509.04664>
- Kirjuchina, L. (2018). „Inkompetenzkompensationskompetenz“ Studentische Projekte als neue Lernkulturen in Bachelor-Studiengängen. In N. Hericks (Hrsg.), *Hochschulen im Spannungsfeld der Bologna-Reform* (S. 161–179). Springer VS. https://doi.org/10.1007/978-3-658-21290-2_10

- Krueger, J. & Mueller, R. A. (2002). Unskilled, unaware, or both? The better-than-average heuristic and statistical regression predict errors in estimates of own performance. *Journal of Personality and Social Psychology*, 82(2), 180–188. <https://doi.org/10.1037/0022-3514.82.2.180>
- Kruger, J. & Dunning, D. (1999). Unskilled and unaware of it: How difficulties in recognizing one's own incompetence lead to inflated self-assessments. *Journal of Personality and Social Psychology*, 77(6), 1121–1134. <https://doi.org/10.1037/0022-3514.77.6.1121>
- Lee, H.-P., Sarkar, A., Tankelevitch, L., Drosos, I., Rintel, S., Banks, R. & Wilson, N. (2025). The impact of generative AI on critical thinking: Self-reported reductions in cognitive effort and confidence effects from a survey of knowledge workers. *Proceedings of the 2025 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI '25)*, 1121, 1–22. <https://doi.org/10.1145/3706598.3713778>
- Liang, W., Zhang, Y., Codreanu, M., Wang, J., Cao, H. & Zou, J. (2025). The widespread adoption of large language model-assisted writing across society. *Patterns*, 6(12), 101366. <https://doi.org/10.1016/j.patter.2025.101366>
- Lodge, J. M. & Loble, L. (2026). *Artificial intelligence, cognitive offloading and implications for education*. University of Technology Sydney. <https://doi.org/10.71741/4pyxm bnjaq.31302475.v2>
- Loos, E., Ivan, L. & Leu, D. (2018). “Save the Pacific Northwest tree octopus”: a hoax revisited. Or: How vulnerable are school children to fake news? *Information and Learning Sciences*, 119(9/10), 514–528. <https://doi.org/10.1108/ILS-04-2018-0031>
- Marquard, O. (2015). Inkompetenzkompensationskompetenz? Über Kompetenz und Inkompetenz der Philosophie. In O. Marquard, *Abschied vom Prinzipiellen: Philosophische Studien* (2. Aufl., S. 23–38). Reclam.
- Massenkoff, M. & McCrory, P. (2026). *Labor market impacts of AI: A new measure and early evidence*. Anthropic. <https://www.anthropic.com/research/labor-market-impacts>
- Nuhfer, E., Fleisher, S., Cogan, C., Wirth, K. & Gaze, E. (2017). How random noise and a graphical convention subverted behavioral scientists' explanations of self-assessment data: Numeracy underlies better alternatives. *Numeracy*, 10(1), 4. <https://doi.org/10.5038/1936-4660.10.1.4>
- Patwardhan, T., Dias, R., Proehl, E., Kim, G., Wang, M., Watkins, O., Fishman, S. P., Aljubei, M., Thacker, P., Fauconnet, L., Kim, N. S., Chao, P., Miserendino, S., Chabot, G., Li, D., Sharman, M., Barr, A., Glaese, A. & Tworek, J. (2025). *GDPval: Evaluating AI model performance on real-world economically valuable Tasks* (arXiv:2510.04374v1 [cs.LG]). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2510.04374>
- Perkins, M., Furze, L., Roe, J. & MacVaugh, J. (2024). The artificial intelligence assessment scale (AIAS): A framework for ethical integration of generative AI in educational assessment. *Journal of University Teaching and Learning Practice*, 21(6). <https://doi.org/10.53761/q3azde36>
- Pinski, M. & Benlian, A. (2024). AI literacy for users – a comprehensive review and future research directions of learning methods, components, and effects. *Computers in Human Behavior: Artificial Humans*, 2(1), 100062. <https://doi.org/10.1016/j.chbah.2024.100062>
- Randazzo, S., Lifshitz-Assaf, H., Kellogg, K., Dell'Acqua, F., Mollick, E. R., Candelon, F. & Lakhani, K. R. (2024). *Cyborgs, centaurs and self-automators: The three modes of human-GenAI knowledge work and their implications for skilling and the future of expertise* (The Wharton School Research Paper, Harvard Business School Working Paper No. 26-036, Harvard Business School Technology & Operations Mgt. Unit Working Paper No. 26-036). <https://doi.org/10.2139/ssrn.4921696>
- Reinmann, G. (2025). Generative KI in Studium und Lehre: Die Bedeutung fachlichen Wissen für kritisches Denken. In U. Dittler & C. Kreidl (Hrsg.), *Fragen an die Hoch-*

- schuldidaktik der Zukunft*. Schäffer-Poeschel. https://gabi-reinmann.de/wp-content/uploads/2025/07/Preprint-Wissen-kritisches_Denken-KI.pdf
- Shen, J. H. & Tamkin, A. (2026). *How AI impacts skill formation* (arXiv:2601.20245v2 [cs.CY]). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2601.20245>
- Stampfl, R., Geyer, B., Deissl-O'Meara, M. & Ivkic, I. (2024). Revolutionising role-playing games with ChatGPT. *Advances in Artificial Intelligence and Machine Learning*, 4(2), 2244–2257. <https://doi.org/10.54364/aaiml.2024.42129>
- Vendraminelli, L., DosSantos DiSorbo, M., Hildebrandt, A., McFowland, E., Karunakaran, A. & Bojinov, I. (2025). *The GenAI wall effect: Examining the limits to horizontal expertise transfer between occupational insiders and outsiders* (Harvard Business School Technology & Operations Mgt. Unit Working Paper No. 26-011, Harvard Business School Working Paper No. 26-011). <https://doi.org/10.2139/ssrn.5462694>
- Von Garrel, J., Mayer, J. & Weber, L. S. (2025). *Künstliche Intelligenz im Studium: Eine quantitative Befragung zur Nutzung KI-basierter Tools durch Hochschullehrende*. Darmstadt University of Applied Sciences. https://doi.org/10.48444/h_docs-pub-546
- Weber-Wulff, D., Anohina-Naumeca, A., Bjelobaba, S., Foltýnek, T., Guerrero-Dib, J., Popoola, O., Šigut, P. & Waddington, L. (2023). Testing of detection tools for AI-generated text. *International Journal for Educational Integrity*, 19(1), 26. <https://doi.org/10.1007/s40979-023-00146-z>
- Weßels, D. (2025, Januar 15). Schluss mit absurden KI-Regeln! Wie die Hochschulen in Deutschland mit dem Einsatz von künstlicher Intelligenz im Studium umgehen sollten. *Die Zeit*. <https://www.zeit.de/2025/03/kuenstliche-intelligenz-studium-hochschulen-regeln>
- Zamfirescu-Pereira, J. D., Wong, R. Y., Hartmann, B. & Yang, Q. (2023). Why Johnny can't prompt: How non-AI experts try (and fail) to design LLM prompts. *Proceedings of the 2023 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI '23)*, 437, 1–21. <https://doi.org/10.1145/3544548.3581388>