



KI-Kompetenz zu Studienbeginn als Prädiktor für die Nutzung von KI-Werkzeugen zur Unterstützung von Lernprozessen

Joana Heil¹ · Jan Delcker¹ · Dirk Ifenthaler^{1,2} · Sabine Seufert³ · Lukas Spirgi³

Angenommen: 4. August 2024 / Online publiziert: 20. September 2024
© The Author(s) 2024

Zusammenfassung

Der Einfluss von Künstlicher Intelligenz (KI) auf die Hochschulbildung nimmt rasant zu. Generative KI-Werkzeuge, wie Übersetzer, Paraphrasierer und Chatbots können die Lernprozesse von Studierenden unterstützen. Die Wahrnehmungen und Erwartungen von Studienanfänger:innen in Bezug auf KI-Werkzeuge sind jedoch bisher nicht eingehend erforscht. Gleiches gilt für die notwendigen Voraussetzungen und Fähigkeiten für den gezielten Einsatz von KI-Werkzeugen in der Hochschulbildung. Diese Arbeit untersucht den Zusammenhang zwischen den Kenntnissen, Fähigkeiten und Einstellungen von Studierenden in den ersten zwei Semestern und ihrer Nutzung von KI-Werkzeugen für Lernprozesse. Die Analyse der Daten von $N=634$ Studienanfänger:innen ergab, dass die Einstellung zu KI die beabsichtigte Nutzung von KI-Werkzeugen signifikant erklärt. Überdies sind die wahrgenommenen Vorteile der KI-Anwendungen Prädiktoren für die Wahrnehmung von KI-Werkzeugen als Kooperationspartner des Menschen durch die Studierenden. Lehrende in der Hochschulbildung müssen die KI-Kompetenzen der Studierenden fördern und KI-Werkzeuge in die Unterrichtsgestaltung integrieren, um Lehr-Lern-Prozesse zu verbessern.

Einleitung

Die Interaktion zwischen Menschen und Künstlicher Intelligenz (KI) nimmt stetig zu, was ein deutlicher Hinweis auf die Integration der KI-Technologie in das Leben der Menschen ist [30]. KI wird als Teilgebiet der Informatik verstanden und die Technologien, von welchen gesprochen wird, sind so programmiert, dass sie Aufgaben erfüllen, die traditionell von Menschen erledigt werden [14]. Die Technologien, die hinter dieser halbautomatischen und vollautomatischen menschenähnlichen Aufgabenerfüllung stehen, basieren auf unterschiedlichen Algorithmen [21].

Ein beliebtes Beispiel ist der Einsatz von Chatbots auf Websites. Solche KI-Anwendungen können die Benutzenden anleiten und auf einfache Anfragen reagieren [33]. Die fortschreitende Entwicklung dieser Werkzeuge führt zu einer zunehmenden Ähnlichkeit in der Leistung von Menschen und KI-Werkzeugen [9]. Während die meisten Maschinen leicht von Menschen zu unterscheiden sind, könn-

ten KI-basierte Werkzeuge schwerer zu identifizieren sein [15]. Die Fähigkeit, KI zu identifizieren, ist eine der vielen Herausforderungen, die mit dieser Technologien einhergehen.

Dementsprechend sind neue und veränderte Anforderungen an die digitalen Kompetenzen der Menschen erforderlich, um mit den verschiedenen Anwendungen von KI-Werkzeugen in allen Bereichen des menschlichen Lebens umgehen zu können [54] (siehe Losch et al. in dieser Sonderausgabe). Das europäische DigComp-Framework 2.2 ist ein umfassendes Rahmenmodell, welches verschiedene Bereiche digitaler Kompetenzen organisiert, die als wesentlich für digital kompetente Bürger:innen angesehen werden [63]. Das Rahmenmodell, welches in der aktuellsten Form auch KI mit hineinbezieht, beschreibt digitale Kompetenz als sicheren Umgang mit und effektive Nutzung von digitalen Technologien im Alltag und als Teil lebenslangen Lernens [63]. KI-Kompetenz bezieht sich somit auf eine spezifische digitale Kompetenz, welche sich auf den Umgang mit KI-Technologie fokussiert. Die Hochschulbildung ist einer der Bereiche, die von der Einführung von KI-Technologie und KI-Werkzeugen stark betroffen sind [46, 48]. Künftige Anwendungen der KI-Technologie sind auf allen Ebenen der Hochschulbildung zu finden [45]. Auf der Ebene der Studierenden sind virtuelle KI-Lehrassistenten und Tutorensysteme [34] in der Lage, die Lernenden auf ih-

✉ Joana Heil
joana.heil@uni-mannheim.de

¹ Universität Mannheim, Mannheim, Deutschland

² Curtin University, Perth, Australien

³ Universität St. Gallen, St. Gallen, Schweiz

ren individuellen Lernpfaden zu begleiten [8, 49]. Lehrende könnten automatisierte Benotungs- und Bewertungsinstrumente einsetzen [10, 22] (siehe Bexte et al. & Moebert et al. in dieser Sonderausgabe) oder Bildungsinhalte mit generativer KI erstellen [7, 29]. Die Verwaltung der Hochschuleinrichtungen müssen ihre Richtlinien an die Realität des Einsatzes neuer Technologie anpassen [11] und können gleichzeitig Learning-Analytics-Werkzeuge einsetzen, um die Studienbedingungen zu verbessern, die Abbruchquoten zu senken und ihre Studienprogramme anzupassen [1, 26, 47, 59] (siehe Röpke et al. in dieser Sonderausgabe). Für einen effektiven Einsatz von KI in der Bildung ist eine Förderung von handlungsorientierten Kompetenzen in der digitalen Lehre essenziell [54]. Diese Entwicklungen sind auch in größere Entscheidungsprozesse eingebettet, wie zum Beispiel die Erstellung von Ethikrichtlinien [27] und Kompetenzrahmen [63] für KI-Technologien (siehe Tomeschek et al. in dieser Sonderausgabe).

Es zeigt sich, dass die Kompetenzen von Studierenden zu Beginn des Studiums in Bezug auf KI begrenzt zu sein scheint. Bisher gibt es keinen konzeptionellen Rahmen, der den Einsatz von menschenähnlicher KI-Technologie mit Schwerpunkt auf den ersten Semestern im Kontext der Hochschulbildung abdeckt. Die vorliegende Studie zielt daher auf diese Forschungslücke ab.

Hintergrund

Die Wahrnehmungen und Erwartungen von Studienanfänger:innen und ihr Umgang mit den akademischen Anforderungen in der Hochschulbildung sind wichtige Faktoren für den Lernerfolg und den Verbleib der Studierenden [40, 58, 64]. In mehreren Studien wurde eine Diskrepanz zwischen den Vorstellungen der Studienanfänger:innen und der akademischen Realität festgestellt [55]. Weiterhin zeigt die Forschung, dass viele Studierende zu Beginn des Studiums nicht wissen, was an der Universität von ihnen erwartet wird und ihre akademischen Kompetenzen nicht ausreichen, diese Erwartungen zu erfüllen [39, 41].

Zahlreiche Aspekte, darunter soziodemografische Merkmale, Studienwahl, kognitive Fähigkeiten, Motivation, persönliche Umstände sowie akademische und soziale Integration, wurden mit dem Lernerfolg und dem Verbleib von Studienanfänger:innen in der Hochschulbildung in Verbindung gebracht [4, 53]. Die Bewältigung der akademischen Anforderungen ist eine wichtige Triebkraft für den Verbleib der Studierenden in der Hochschulbildung [57]. Ebenso kann die Wahrnehmung der Studierenden über ihr erstes Studienjahr den Studienerfolg beeinflussen [13].

Zunehmend werden Kompetenzen im Zusammenhang mit KI als wichtige Triebkraft für die Bildung von Studierenden und deren Lernerfolg rezipiert [3, 38, 44]. Trotzdem

sind die Wahrnehmungen, Erwartungen und akademischen Kompetenzen von Studienanfänger:innen zur Bewältigung der akademischen Anforderungen im Zusammenhang mit KI-Werkzeugen bislang nicht eingehend untersucht worden.

Konzeptualisierung von KI-Werkzeugen in der Hochschulbildung

Dang und Liu (2022) schlagen eine Differenzierung von KI-Werkzeugen vor, die auch in dieser Studie verwendet wird. Sie kategorisieren KI-Werkzeuge in „mindful“ (mit zunehmend menschlichen Eigenschaften) und „mindless“ (mit maschinellen Eigenschaften). KI-Werkzeuge, welche unter „mindful“ fallen, generieren einen Output, welcher auf ein komplexeres Interagieren hinweist, reagieren elaborierter auf die Aufforderungen der Nutzer:innen und sind so konzipiert, dass sie wie Menschen handeln und aussehen [14]. Indes wirken „mindless“ KI-Werkzeuge eher wie Maschinen. Unter „mindless“ KI-Werkzeuge fallen verschiedene Anwendung, welche in der Hochschulbildung zu finden sind, insbesondere Übersetzer, Paraphrasierer, Schreibassistenten und Textgeneratoren. Übersetzer verwenden geschriebenen Text als Eingabe und übersetzen den Text in eine andere Sprache. Sie können dabei helfen, einen Text schnell in die Sprache zu übersetzen, mit der Studierende am besten vertraut sind, oder in eine Sprache zu übersetzen, die für eine Aufgabe erforderlich ist. Zusammenfasser bzw. Paraphrasierer verwenden geschriebenen Text als Eingabe und können die Struktur des Textes verändern. Sie werden eingesetzt, um kritische Informationen und Schlüsselkonzepte aus einem strukturierten Text zu extrahieren und die Komplexität des Eingabetextes zu reduzieren. Das Zusammenfassen von Texten, wie Forschungsliteratur oder Vorlesungsfolien, ist eine wichtige Lernstrategie im Kontext der Hochschulbildung [43]. QuillBot ist ein Beispiel für ein solches KI-Werkzeug zur Umformulierung [18]. Schreibassistenten hingegen können die Qualität des geschriebenen Textes verbessern. Sie prüfen den Text während der Erstellung automatisch auf Grammatik- und Rechtschreibfehler. Außerdem können diese Werkzeuge den Verfassenden Empfehlungen zur Verbesserung der verwendeten Sprache geben. Ein Beispiel hierfür ist zum Beispiel Grammarly [32]. Textgeneratoren erzeugen automatisch geschriebenen Text. Sie nehmen kurze Prompts als Input und produzieren Text auf der Grundlage dieses Inputs. Sie können von Chatbots unterschieden werden, da sie in ihrem Textoutput keine Konversation nachahmen. WriteSonic ist ein solches Textgenerator-Tool [2].

Unter „mindful“ KI-Werkzeuge fallen Chatbots, virtuelle Avatare und sozial-humanoide Roboter. Chatbots sind Anwendungen, die menschliche Rückmeldungen auf Interaktionen nachahmen [12]. Mit der Veröffentlichung von ChatGPT wurde eine neue Art von Chatbot eingeführt. Un-

terschiedliche Chatbots können auf der Grundlage von Anforderungen, die menschlichen Interaktionen sehr ähnlich sind, verschiedene Ausgabeformate produzieren, darunter Algorithmen, Präsentationen oder Bilder [2, 17, 20]. Studierende können Chatbots nutzen, um automatisch Inhalte zu erstellen, die traditionell als Teil des Unterrichtsdesigns verwendet werden, insbesondere für Abschlussprüfungen. Virtuelle Avatare sind digitale Darstellungen von Lebewesen. Sie können in Online-Klassenzimmern eingesetzt werden, um Lehrende und Lernende gleichermaßen zu repräsentieren. Es hat sich gezeigt, dass virtuelle Repräsentationen, wie Synthesia, die Lernleistung der Schüler:innen im Vergleich zu Klassen ohne virtuelle Repräsentation verbessern [24]. Sozial-humanoiden Roboter ahmen nicht nur menschliches Verhalten nach und führen menschliche Aufgaben aus, sondern sind oft auch nahe der menschlichen Komplexität gebaut und verfügen über Hände, Beine und Gesichter [60]. Derzeit werden diese sozial-humanoiden Roboter als Kellner in Restaurants eingesetzt und in medizinischen und pädagogischen Einrichtungen getestet [23].

KI-Kompetenz und Ethik

Innerhalb des DigComp-Frameworks 2.2 kann die KI-Kompetenz in drei Dimensionen unterteilt werden: Wissen, Fähigkeiten und Einstellungen. Grundlegende Vorstellungen über die Funktionsweise und Anwendungsbereiche der KI-Technologie werden der Wissensdimension zugeordnet. Diese Dimension beinhaltet auch theoretisches Wissen über KI-Gesetze und -Vorschriften, wie z. B. die europäische Datenschutzverordnung. Die Fähigkeit einer Person, sich die Vorteile von KI zunutze zu machen und sie zur Verbesserung verschiedener Aspekte ihres Lebens einzusetzen, findet sich in der Dimension „Fähigkeiten“. Der erfolgreiche Einsatz von KI-Technologie zur Lösung von Problemen setzt die Fähigkeit voraus, geeignete Werkzeuge auszuwählen und die gewählten Werkzeuge zu kontrollieren. Kompetente Bürger:innen müssen in der Lage sein, sich eine Meinung über die Vorteile, Risiken und Nachteile der KI-Technologie zu bilden. Dies ermöglicht es ihnen, sich an politischen und gesellschaftlichen Entscheidungsprozessen zu beteiligen. Die Dimension der „Einstellung“ beinhaltet diese Kompetenzen. Wie bei vielen technologischen Fortschritten wird die Hochschulbildung eine der wichtigsten Triebkräfte für die Förderung digitaler und insbesondere KI-bezogener Kompetenzen sein.

Außerdem wird die KI-Technologie die verschiedenen Prozesse der Lehrenden, der Lernenden und der Verwaltung gleichermaßen verändern. Obwohl die Forschung auf diese Auswirkungen hinweist, ist die Untersuchung zu KI-Werkzeugen in der Hochschulbildung spärlich, vor allem da Hochschulen die verschiedenen Anwendungen nur selten auf breiter Basis einsetzen [30].

Die Funktionalitäten der Werkzeuge bieten den Studierenden verschiedene Anwendungsmöglichkeiten. Nach der Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT) kann die Absicht, neue digitale Werkzeuge zu nutzen, sowie die tatsächliche Nutzung der Technologie durch die Erwartung von Leistung und Schwierigkeit, den sozialen Einfluss und die erleichternden Bedingungen beeinflusst werden [61]. Erleichternde Bedingungen beschreiben hierbei die wahrgenommenen Bedingungen im eigenen Umfeld, welche eine Nutzung unterstützen, dies kann z. B. technisch oder organisatorisch sein [61]. Strzelecki [56] stellt fest, dass die von UTAUT getroffenen Annahmen auch für KI-Werkzeuge, insbesondere ChatGPT, gelten, obwohl kein signifikanter Effekt von erleichternden Bedingungen festgestellt werden konnte. In Übereinstimmung mit dem DigComp 2.2-Rahmen konzentriert sich diese Studie auf die Einstellungen, Fähigkeiten und das Wissen der Studierenden in Bezug auf KI-Technologie als zusätzliche Konstrukte, die die Absicht, KI-Werkzeuge zu nutzen, und die tatsächliche Nutzung beeinflussen.

Überdies baut die Studie auf den Überlegungen von Dang und Liu [14] auf und untersucht, welche Konstrukte die Wahrnehmung von KI-Technologien durch die Studierenden als Konkurrenz bzw. Kooperationspartner des Menschen beeinflussen. Die Forschung auf dem Gebiet der KI deckt eine Reihe möglicher Ergebnisse der zunehmenden Integration von KI in die menschliche Gesellschaft auf [16]. Einerseits wird argumentiert, dass die KI-Technologie mit dem Menschen am Arbeitsplatz konkurrieren und zu einem massiven Verlust von Arbeitsplätzen [66] sowie zur Dequalifizierung menschlicher Arbeitskräfte führen wird [35]. Andererseits hat die KI das Potenzial, durch die Automatisierung von Prozessen ein Kooperationspartner für den Menschen zu sein [5, 28] oder den Menschen von physischen und psychischen Belastungen zu entlasten [50]. Diese wahrgenommenen Risiken und Chancen von KI im Alltag haben das Potenzial, die Wahrnehmung von KI als Kooperationspartner oder als Konkurrenz zu beeinflussen. Außerdem zeigt sich, dass eine Gewohnheit in der Nutzung von KI-Anwendungen, die Wahrnehmung dieser als nützliche Hilfsmittel unterstützt [56]. Inwiefern diese Gewohnheit der Nutzung jedoch mit einer Kompetenz nach der Definition von Wissen, Fähigkeit und Einstellung [63] einhergeht und wie diese die Konkurrenzwahrnehmung beeinflusst, bleibt noch offen.

Hypothesen

Dieses Forschungsprojekt zielt darauf ab, die Wahrnehmungen von Studienanfänger:innen sowie die beabsichtigte und tatsächliche Nutzung von KI-Werkzeugen besser zu verstehen. Als Studienanfang wird hierbei das erste Studienjahr

definiert, somit das erste und zweite Semester. Da KI-Kompetenzen als Unterstützung für Lern- und Studienerfolg verstanden werden [44], ergeben sich aus den identifizierten Forschungslücken für den Hochschulkontext die folgenden Hypothesen:

Hypothese 1: Die zugrunde liegenden Konstrukte der KI-Kompetenz (Fähigkeiten, Einstellungen, Wissen) haben einen positiven Effekt auf die Absicht, KI-Werkzeuge zu nutzen. Außerdem hat die Absicht diese zu nutzen, einen positiven Effekt auf die tatsächliche Nutzung von KI-Werkzeugen.

Hypothese 2a: Die KI-Kompetenzen der Studierenden und der wahrgenommene Nutzen der KI-Technologie sind Prädiktoren für die Wahrnehmung von KI-Werkzeugen als Kooperationspartner für Menschen.

Hypothese 2b: Die KI-Kompetenzen der Studierenden und die wahrgenommenen Risiken der KI-Technologie sind Prädiktoren für die Wahrnehmung von KI-Werkzeugen als Konkurrenz für Menschen.

Methoden

Datenerhebung und Teilnehmende

Es wurde ein Online-Fragebogen entwickelt, um Daten von Studienanfänger:innen zu sammeln. Insgesamt nahmen $N=638$ Studierende des ersten und zweiten Semesters an einer deutschen ($N=422$) und einer schweizerischen ($N=216$) Universität im Herbst 2022 an der Umfrage teil. Im Durchschnitt (M) waren sie 20,62 Jahre alt, mit einer Standardabweichung (SD) von 2,25. Von den $N=638$ Studierenden identifizierten sich $N=309$ als männlich, $N=322$ als weiblich und $N=7$ als non-binär.

Instrument

Der eingesetzte Online-Fragebogen besteht aus drei Teilen. Der erste Teil des Instruments umfasst Items zu Wissen (z. B. „Ich weiß, wie man zwischen KI und herkömmlichen Computerprogrammen unterscheidet.“), Fähigkeiten (z. B. „Ich kann Benutzerkonfigurationen, z. B. in Apps, ändern, um das Verfolgen, Sammeln oder Analysieren von Daten durch das KI-System zu aktivieren, zu verhindern oder abzuschwächen“) und Einstellungen (z. B. „Ich bin offen für den Einsatz von KI.“) zu KI-Technologie [63]. Die verschiedenen KI-Werkzeuge werden im zweiten Teil des Fragebogens vorgestellt. Für jedes Tool wurde die aktuelle und beabsichtigte Nutzung erfasst, in Anlehnung an die Unified Theory of Acceptance and Use of Technolo-

gy (UTAUT) [61]. Ebenso wurden für jedes Instrument ethische Überlegungen angestellt [63]. Die tatsächliche Nutzung der Werkzeuge durch die Teilnehmenden wurde mithilfe einer 6-Punkt-Likert-Skala (0=niemals, 5=immer) und die potenzielle Bereitschaft zur Nutzung mithilfe einer 5-Punkt-Likert-Skala (1=stimme gar nicht zu, 5=stimme voll und ganz zu) bewertet. Der dritte Teil des Instruments umfasst die Erfassung der demografischen Daten.

Analyse

Es wurde eine Pfadanalyse auf der Grundlage der Faktoren der KI-Kompetenz aus dem DigiComp2.2-Rahmen (Fähigkeiten, Einstellung, Wissen) in Kombination mit der Annahme der UTAUT-Modelle durchgeführt, dass die Absicht, Technologie zu nutzen, die tatsächliche Nutzung von KI-Werkzeugen beeinflusst. Für die Nutzung und Intention wurden aufgrund der unterschiedlichen Angaben sowie der geringen Intentionen bzgl. der Nutzung von ‚mindful‘ KI-Anwendungen, die ‚mindless‘ Werkzeuge in Betracht gezogen. Eine Visualisierung des Modells ist in Abb. 1 zu finden. Die Pfadanalyse wurde mit R Statistics (The R Foundation for Statistical Computing, Wien, Österreich) unter Verwendung des Pakets lavaan [51] durchgeführt.

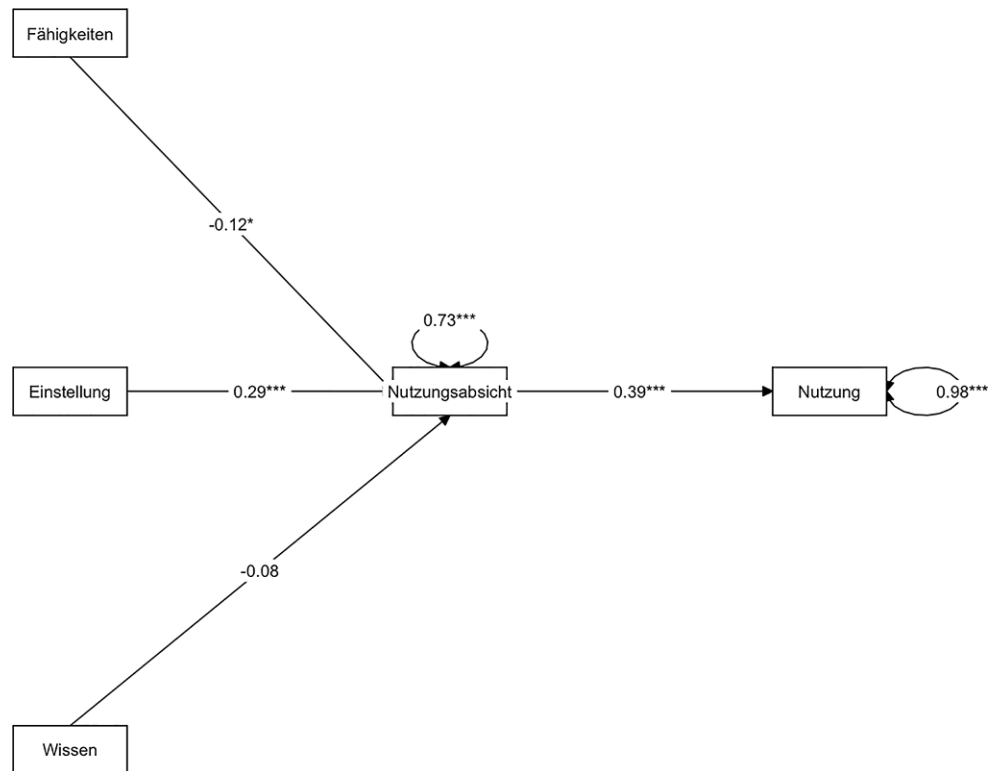
Zur Beantwortung der Hypothesen 2a und 2b wurden in R Statistics multiple lineare Regressionsanalysen durchgeführt.

Ergebnisse

Nutzung

Die Nutzung der Anwendungen wurde mithilfe einer 6-Punkt-Likert-Skala erhoben. Ein Wert von 0 bedeutet ‚niemals‘, ein Wert von 5 ‚immer‘. Die geringste durchschnittliche Nutzung der ‚mindless‘ KI-Werkzeuge wurde bei den Paraphrasierungs- und Zusammenfassungshilfen festgestellt ($M=1,13$, $SD=1,51$). Die Nutzung von Online-Schreibassistenten war etwas höher ($M=1,94$, $SD=1,76$), und die höchste durchschnittliche Nutzung war bei Online-Übersetzungshilfen zu verzeichnen ($M=3,53$, $SD=1,18$). Die durchschnittliche tatsächliche Nutzung von ‚mindless‘ KI-Werkzeuge war gering ($M=2,2$, $SD=1,05$). Die Bereitschaft, KI zu nutzen, war für virtuelle Avatare am geringsten ($M=2,23$, $SD=1,13$) und bei den Online-Übersetzungsprogrammen am höchsten ($M=3,16$, $SD=1,17$).

Abb. 1 Pfadanalyse zu Hypothese 1



Hypothese 1: Der Einfluss von Fähigkeiten, Einstellungen und Wissen auf die beabsichtigte Nutzung von KI-Werkzeugen

Das Modell ist relativ gut angepasst, mit einem nichtsignifikanten Chi-Quadrat (3, 638)= 7,3, mit dem Signifikanzwert (p)=0,06, und dem Comparative Fit Index (CFI)= 0,96, der über dem entsprechenden Cut-off-Wert von 0,95 liegt. Der Tucker-Lewis-Index (TLI)=0,91 ist etwas niedriger als 0,95. Der Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA)=0,05 liegt unter 0,06 [25].

Die Ergebnisse zeigen einen signifikant positiven Einfluss der Einstellung (β=0,29, p<0,01) und einen signifikant negativen Einfluss der Fähigkeiten (β=-0,12, p=0,02) auf die Absicht, die Werkzeuge zu nutzen. Ein signifikanter Einfluss des Wissens konnte nicht festgestellt werden (β=-0,08, p=0,19). Außerdem sagt die Absicht, die KI-Werkzeuge zu nutzen, deren tatsächliche Nutzung signifikant voraus (β=0,39, p<0,01, Determinationskoeffizient (R²)=0,11). Die Pfadanalyse ist in Abb. 1 dargestellt.

Hypothese 2a: Wahrgenommener Nutzen als Indikator für KI als Kooperationspartner

Eine multiple lineare Regression wurde durchgeführt, um die Einflussfaktoren auf die Bewertung von KI als Kooperationspartner durch die Studierenden zu analysieren. Bei der Bewertung von KI als Kooperationsmöglichkeit wurden

der Einfluss von KI-Kompetenz und der wahrgenommene Nutzen von KI in die Analyse mit einbezogen. Beide Faktoren sind signifikante Prädiktoren und erklären insgesamt 15,41 % der Varianz in der Einschätzung von KI als Kooperationsmöglichkeit für Menschen. F(2, 635)= 57,84, p< 0,01. Sowohl KI-Kompetenz, β= 0,22, t(637)= 5,9 p<0,01, als auch wahrgenommener Nutzen, β= 0,27, t(637)= 7,2, p<0,01, sind signifikante Prädiktoren.

Hypothese 2b: Wahrgenommene Risiken als Indikatoren für KI als Wettbewerb

Es wurde eine weitere multiple lineare Regression durchgeführt, um die Einflussfaktoren auf die Bewertung der KI als Konkurrenz für den Menschen zu analysieren. Betrachtet man den Einfluss der wahrgenommenen Risiken und der KI-Kompetenz auf die Einschätzung der Studierenden, dass KI eine Konkurrenz für den Menschen darstellen würde, so erklären beide Faktoren 2,26 % der Varianz des abhängigen Faktors, F(2, 635)= 7,33, p<0,01. Während die KI-Kompetenz ein signifikanter Prädiktor ist, β= 0,09, t(637)= 10,2, p<0,01, ist es das wahrgenommene Risiko nicht, β= 0,03, t(637)= 1,64, p= 0,1.

Diskussion

Die ausgewerteten Daten geben Einblicke in die tatsächliche Nutzung und Implementierung von KI-Werkzeugen in den Lernprozess von Studierenden in der Studieneingangsphase. Bislang werden von den Teilnehmenden vor allem „mindless“ KI-Werkzeuge im Vergleich zu „mindful“ Werkzeugen bevorzugt. Diese „mindless KI-Werkzeuge“ bieten nützliche Funktionen für Aufgaben, die als typisch für Hochschulstudiengänge angesehen werden können, wie zum Beispiel schriftliche Arbeiten, Präsentationen oder Berichte [19, 42]. Diese Funktionalitäten umfassen Übersetzungen [16] oder Zusammenfassungen [18]. Die Analyseergebnisse zeigen, dass die Absicht, diese Werkzeuge zu nutzen, von den wahrgenommenen Fähigkeiten und Einstellungen der Studierenden beeinflusst wird [61]. Die Befunde verdeutlichen, dass sich eine positive Einstellung hinsichtlich KI positiv auf die beabsichtigte Nutzung von KI-Werkzeugen auswirkt. Eine positive Einstellung beinhaltet ein allgemeines Interesse und eine Offenheit gegenüber der KI-Technologie, aber auch ein starkes Interesse an einer kritischen Diskussion über die KI-Technologie. Die Neugier der Studierenden auf die neue Technologie führt zu praktischem Ausprobieren und könnte ihnen ein besseres Verständnis dafür vermitteln, was die KI-Werkzeuge ihnen in der Praxis zu bieten haben, indem sie über die Herausforderungen und Chancen der KI-Technologie nachdenken. Die Ergebnisse der Pfadanalyse deuten darauf hin, dass die tatsächliche Beherrschung der Werkzeuge keinen positiven Einfluss auf die beabsichtigte Nutzung hat. Bisherige Forschung untermauert hierzu die Relevanz von Einstellung zu KI, welche die Nutzung von diesen Anwendungen beeinflusst [2, 63]. Die Neugier der Studierenden auf die neue Technologie könnte ihr wahrgenommenes Bedürfnis nach ausgeprägter Weiterbildung überwiegen.

Außerdem sind viele KI-Werkzeuge leicht zugänglich und erwecken den Eindruck einer einfachen Nutzung. Das gleiche Argument gilt für das Konstrukt des Wissens. Die Absicht der Studierenden, KI-Werkzeuge für Lernprozesse zu nutzen, scheint unabhängig von ihrem theoretischen Wissen über die internen Funktionen der Systeme zu sein. Während dieses Wissen den Studierenden helfen könnte, die Ergebnisse, die sie von den KI-Werkzeugen erhalten, besser zu verstehen oder ihre Fähigkeit zu verbessern, angemessene Prompts zu formulieren [64], stellt das Fehlen von theoretischem Wissen kein Hindernis für die beabsichtigte Nutzung dar.

Implikationen

Diese Ergebnisse haben wichtige Auswirkungen auf die weitere Implementierung von KI-Werkzeugen in Lernprozessen an Hochschulen [10, 22, 29, 34, 37, 45]. Auf den

ersten Blick erfordert die Verwendung von KI-Werkzeugen keine vorherige praktische und theoretische Ausbildung der Studierenden. Gleichzeitig sind die Studierenden möglicherweise nicht in der Lage, die Möglichkeiten von KI-Werkzeugen vollständig zu erfassen oder sie effektiv zur Verbesserung ihrer Lernprozesse einzusetzen [6]. Lehrpersonen sollten daher diese Werkzeuge in ihre didaktische Planung integrieren und sie mit zusätzlichen Praktiken kombinieren, um die KI-Kompetenzen der Studierenden zu fördern [36, 52, 67]. Als Ergebnis werden die Studierenden in der Lage sein, KI-Werkzeuge zur Verbesserung ihrer Lernprozesse einzusetzen und gleichzeitig den Input, den Output und den Einfluss der jeweiligen KI-Werkzeuge auf ihr Lernen kritisch zu reflektieren.

Die Ergebnisse der Hypothesen 2a und 2b zeigen einen signifikanten Einfluss der KI-Kompetenz und des wahrgenommenen Nutzens von KI-Werkzeuge auf das erwartete Kooperationspotenzial der KI-Technologie [5, 50]. Instruktionsdesigner:innen und andere Stakeholder in der Hochschulbildung können somit KI-bezogene Kompetenzen fördern und Anwendungsmöglichkeiten analysieren, wie KI einzusetzen ist, um Lernprozesse positiv zu beeinflussen, wenn sie die Nutzung der jeweiligen Werkzeuge erleichtern wollen.

Limitationen und Ausblick

ChatGPT war zum Zeitpunkt der Datenerhebung im Herbst 2022 noch nicht öffentlich zugänglich. Die allgemeine Nutzung von KI-Werkzeuge hat mit großer Wahrscheinlichkeit zugenommen, seit ChatGPT einem breiteren Nutzer:innenkreis zugänglich gemacht wurde [56]. Die Präsenz von ChatGPT in den Medien und in wissenschaftlichen Diskussionen könnte die Studierenden außerdem dazu veranlassen, sich vermehrt mit anderen KI-Werkzeuge wie DeepL [16] oder QuillBot [18] zu beschäftigen. Auch die Zusammensetzung der Studierendenstichprobe schränkt die Ergebnisse der Studie ein. Während die Universität in der Schweiz dem Einsatz von KI-Technologien offener gegenübersteht, agieren die politischen Entscheidungstragenden an deutschen Universitäten im Zusammenhang mit dem Einsatz von KI eher restriktiv [62].

Die anhaltende Diskussion über ChatGPT und den generellen Einfluss von KI-Werkzeugen auf die Hochschulbildung unterstreicht die Notwendigkeit, Lernende über KI und insbesondere ihre KI-Kompetenzen aufzuklären [2, 12, 17]. Derzeit wird eine zweite Studie durchgeführt, um zu analysieren, wie die Einführung von ChatGPT in den öffentlichen Raum die Einstellung der Studierenden gegenüber KI und ihre Nutzung von KI-Werkzeugen verändert hat, sowohl hinsichtlich des geplanten, aber auch des tatsächlichen Einsatzes in der Praxis. Es kann davon ausgegangen

werden, dass das leistungsstarke Tool zu einem zunehmenden Bewusstsein für KI sowie zu einer breiten Nutzung in verschiedenen Studiengängen und für verschiedene Aufgaben innerhalb von Hochschulbildung führt.

Funding Open Access funding enabled and organized by Projekt DEAL.

Verfügbarkeit von Daten und Material Die Daten, die die Ergebnisse dieser Studie untermauern, sind auf Anfrage bei den entsprechenden Autor:innen erhältlich. Die Daten sind aus Gründen des Datenschutzes oder aus ethischen Gründen nicht öffentlich zugänglich.

Open Access Dieser Artikel wird unter der Creative Commons Namensnennung 4.0 International Lizenz veröffentlicht, welche die Nutzung, Vervielfältigung, Bearbeitung, Verbreitung und Wiedergabe in jeglichem Medium und Format erlaubt, sofern Sie den/die ursprünglichen Autor(en) und die Quelle ordnungsgemäß nennen, einen Link zur Creative Commons Lizenz beifügen und angeben, ob Änderungen vorgenommen wurden.

Die in diesem Artikel enthaltenen Bilder und sonstiges Drittmaterial unterliegen ebenfalls der genannten Creative Commons Lizenz, sofern sich aus der Abbildungslegende nichts anderes ergibt. Sofern das betreffende Material nicht unter der genannten Creative Commons Lizenz steht und die betreffende Handlung nicht nach gesetzlichen Vorschriften erlaubt ist, ist für die oben aufgeführten Weiterverwendungen des Materials die Einwilligung des jeweiligen Rechteinhabers einzuholen.

Weitere Details zur Lizenz entnehmen Sie bitte der Lizenzinformation auf <http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/deed.de>.

Literatur

- Aldowah H, Al-Samarraie H, Fauzy WM (2019) Educational data mining and learning analytics for 21st century higher education: A review and synthesis. *Telematics Informatics* 37:13–49. <https://doi.org/10.1016/j.tele.2019.01.007>
- Almaraz-López C, Almaraz-Menéndez F, López-Esteban C (2023) Comparative Study of the Attitudes and Perceptions of University Students in Business Administration and Management and in Education toward Artificial Intelligence. *Educ Sci* 13(6):609. <https://doi.org/10.3390/educsci13060609>
- Bates T, Cobo C, Mariño O, Wheeler S (2020) Can artificial intelligence transform higher education? *Int J Educ Technol High Educ* 17(1):42. <https://doi.org/10.1186/s41239-020-00218-x>
- Bean JP, Eaton SB (2000) A psychological model of college student retention. *Reworking Student Depart Puzzle* 1(48–61):12
- Bhargava A, Bester M, Bolton L (2021) Employees' Perceptions of the Implementation of Robotics, Artificial Intelligence, and Automation (RAIA) on Job Satisfaction, Job Security, and Employability. *J Technol Behav Sci* 6(1):106–113. <https://doi.org/10.1007/s41347-020-00153-8>
- Børte K, Nesje K, Lillejord S (2023) Barriers to student active learning in higher education. *Teach High Educ* 28(3):597–615. <https://doi.org/10.1080/13562517.2020.1839746>
- Bozkurt A, Sharma R (2023) Generative AI and Prompt Engineering: The Art of Whispering to Let the Genie Out of the Algorithmic World. 18:i–vi. <https://doi.org/10.5281/zenodo.8174941>
- Brusilovsky P (2023) AI in Education, Learner Control, and Human-AI Collaboration. *Int J Artif Intell Educ*. <https://doi.org/10.1007/s40593-023-00356-z>
- Byrd K, Fan A, Her E, Liu Y, Almanza B, Leitch S (2021) Robot vs human: expectations, performances and gaps in off-premise restaurant service modes. *Int J Contemp Hosp Manag* 33(11):3996–4016. <https://doi.org/10.1108/IJCHM-07-2020-0721>
- Celik I, Dindar M, Muukkonen H, Järvelä S (2022) The Promises and Challenges of Artificial Intelligence for Teachers: a Systematic Review of Research. *TechTrends* 66(4):616–630. <https://doi.org/10.1007/s11528-022-00715-y>
- Chan CKY (2023) A comprehensive AI policy education framework for university teaching and learning. *Int J Educ Technol High Educ* 20(1):38. <https://doi.org/10.1186/s41239-023-00408-3>
- Chong T, Yu T, Keeling DI, de Ruyter K (2021) AI-chatbots on the services frontline addressing the challenges and opportunities of agency. *J Retail Consumer Serv* 63:102735. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2021.102735>
- Crisp G, Palmer E, Turnbull D, Nettelbeck T, Ward L, LeCouteur A, Sarris A, Strelan P, Schneider L (2009) First year student expectations: Results from a university-wide student survey. *J Univ Teach Learn Pract* 6(1):16–32. <https://doi.org/10.53761/1.6.1.3>
- Dang J, Liu L (2022) Implicit theories of the human mind predict competitive and cooperative responses to AI robots. *Comput Human Behav* 134:107300. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2022.107300>
- Desaire H, Chua AE, Isom M, Jarosova R, Hua D (2023) Distinguishing academic science writing from humans or ChatGPT with over 99% accuracy using off-the-shelf machine learning tools. *Cell Reports Phys Sci* 4(6):101426. <https://doi.org/10.1016/j.xcrp.2023.101426>
- Einola K, Khoreva V (2023) Best friend or broken tool? Exploring the co-existence of humans and artificial intelligence in the workplace ecosystem. *Hum Resour Manage* 62(1):117–135. <https://doi.org/10.1002/hrm.22147>
- Fauzi F, Tuhuteru L, Sampe F, Ausat AMA, Hatta HR (2023) Analysing the Role of ChatGPT in Improving Student Productivity in Higher Education. *JOE* 5(4):14886–14891. <https://doi.org/10.31004/joe.v5i4.2563>
- Fitria TN (2021) QuillBot as an online tool: Students' alternative in paraphrasing and rewriting of English writing. *J Lang Educ Humanit* 9(1):183. <https://doi.org/10.222373/ej.v9i1.10233>
- Flores MA, Brown G, Pereira D, Coutinho C, Santos P, Pinheiro C (2020) Portuguese university students' conceptions of assessment: taking responsibility for achievement. *High Educ* 79(3):377–394. <https://doi.org/10.1007/s10734-019-00415-2>
- Fuchs K (2023) Exploring the opportunities and challenges of NLP models in higher education: is Chat GPT a blessing or a curse? *Front Educ*. <https://doi.org/10.3389/educ.2023.1166682>
- Gkinko L, Elbanna A (2023) The appropriation of conversational AI in the workplace: A taxonomy of AI chatbot users. *Int J Inf Manage* 69:102568. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2022.102568>
- Heil J, Jfenthaler D (2023) Online Assessment in Higher Education: A Systematic Review. *Online Learn*. <https://doi.org/10.24059/olj.v27i1.3398>
- Henschel A, Laban G, Cross ES (2021) What Makes a Robot Social? A Review of Social Robots from Science Fiction to a Home or Hospital Near You. *Curr Robotics Reports* 2(1):9–19. <https://doi.org/10.1007/s43154-020-00035-0>
- Herbert C, Dożycka JD (2022) Personalized Avatars Without Agentic Interaction: Do They Promote Learning Performance and Sense of Self in a Teaching Context? A Pilot Study. In: González-Briones A, Almeida A, Fernandez A, El Bolock A, Durães D, Jordán J, Lopes F (Hrsg) *Highlights in Practical Applications of Agents, Multi-Agent Systems, and Complex Systems Simulation*. The PAAMS Collection. PAAMS 2022. Springer, S 169–180 https://doi.org/10.1007/978-3-031-18697-4_14
- Hu LT, Bentler PM (1999) Cutoff criteria for fit indexes in covariance structure analysis: Conventional criteria versus new alternatives. *Struct Equ Model A Multidiscip J* 6(1):1–55. <https://doi.org/10.1080/10705519909540118>

26. Ifenthaler D, Yau JY-K (2020) Utilising learning analytics to support study success in higher education: a systematic review. *Educ Technol Res Dev* 68(4):1961–1990. <https://doi.org/10.1007/s11423-020-09788-z>
27. Jobin A, Ienca M, Vayena E (2019) The global landscape of AI ethics guidelines. *Nat Mach Intell* 1(9):389–399. <https://doi.org/10.1038/s42256-019-0088-2>
28. Joksimovic S, Ifenthaler D, Marrone R, De Laat M, Siemens G (2023) Opportunities of artificial intelligence for supporting complex problem-solving: Findings from a scoping review. *Comput Educ Artif Intell* 4:100138. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2023.100138>
29. Kaplan-Rakowski R, Grotewold K, Hartwick P, Papin K (2023) Generative AI and Teachers' Perspectives on Its Implementation in Education. *J Interact Learn Res* 34(2):313–338
30. Kim J, Lee H, Cho YH (2022) Learning design to support student-AI collaboration: perspectives of leading teachers for AI in education. *Educ Inf Technol* 27(5):6069–6104. <https://doi.org/10.1007/s10639-021-10831-6>
31. Kim J, Merrill K, Xu K, Sellnow DD (2020) My Teacher Is a Machine: Understanding Students' Perceptions of AI Teaching Assistants in Online Education. *Int J Hum Comput Interact* 36(20):1902–1911. <https://doi.org/10.1080/10447318.2020.1801227>
32. Koltovskaia S (2020) Student engagement with automated written corrective feedback (AWCF) provided by Grammarly: A multiple case study. *Assess Writ* 44:100450. <https://doi.org/10.1016/j.asw.2020.100450>
33. Larasati PD, Irawan A, Anwar S, Mulya MF, Dewi MA, Nurfatima I (2022) Chatbot helpdesk design for digital customer service. *Appl Eng Technol* 1(3):138–145. <https://doi.org/10.31763/aet.v1i3.684>
34. Latham A (2022) Conversational Intelligent Tutoring Systems: The State of the Art. In: Smith AE (Hrsg) *Women in Engineering and Science*. Springer, S 77–101 https://doi.org/10.1007/978-3-030-79092-9_4
35. Li C, Zhang Y, Niu X, Chen F, Zhou H (2023) Does Artificial Intelligence Promote or Inhibit On-the-Job Learning? Human Reactions to AI at Work. *Systems* 11(3):114. <https://doi.org/10.3390/systems11030114>
36. Lindfors M, Pettersson F, Olofsson AD (2021) Conditions for professional digital competence: the teacher educators' view. *Educ Inq* 12(4):390–409. <https://doi.org/10.1080/20004508.2021.1890936>
37. Liu J, Zhang L, Wei B, Zheng Q (2022) Virtual Teaching Assistants: Technologies, Applications and Challenges. In: *Humanity Driven AI*. Springer, S 255–277 https://doi.org/10.1007/978-3-030-72188-6_13
38. Mah D-K (2016) Learning Analytics and Digital Badges: Potential Impact on Student Retention in Higher Education. *Technol Knowl Learn* 21(3):285–305. <https://doi.org/10.1007/s10758-016-9286-8>
39. Mah D-K, Ifenthaler D (2017) Academic staff perspectives on first-year students' academic competencies. *J Appl Res High Educ* 9(4):630–640. <https://doi.org/10.1108/JARHE-03-2017-0023>
40. Mah D-K, Ifenthaler D (2018) Students' perceptions toward academic competencies: The case of German first-year students. *Issues Educ Res* 28:120–137
41. McCarthy M, Kuh GD (2006) Are Students Ready for College? *Phi Delta Kappan* 87(9):664–669. <https://doi.org/10.1177/003172170608700909>
42. Medland E (2016) Assessment in higher education: drivers, barriers and directions for change in the UK. *Assess Eval High Educ* 41(1):81–96. <https://doi.org/10.1080/02602938.2014.982072>
43. Mitsea E, Drigas A (2019) A Journey into the Metacognitive Learning Strategies. *Int J Online Biomed Eng* 15(14):4. <https://doi.org/10.3991/ijoe.v15i14.11379>
44. Ng DTK, Su J, Chu SKW (2023) Fostering Secondary School Students' AI Literacy through Making AI-Driven Recycling Bins. *Educ Inf Technol*. <https://doi.org/10.1007/s10639-023-12183-9>
45. Ocaña-Fernández Y, Valenzuela-Fernández LA, Garro-Aburto LL (2019) Artificial Intelligence and its Implications in Higher Education. *Propósitos Y Represent*. <https://doi.org/10.20511/pyr2019.v7n2.274>
46. Ouyang F, Wu M, Zheng L, Zhang L, Jiao P (2023) Integration of artificial intelligence performance prediction and learning analytics to improve student learning in online engineering course. *Int J Educ Technol High Educ* 20(1):4. <https://doi.org/10.1186/s41239-022-00372-4>
47. Ouyang F, Zheng L, Jiao P (2022) Artificial intelligence in online higher education: A systematic review of empirical research from 2011 to 2020. *Educ Inf Technol* 27(6):7893–7925. <https://doi.org/10.1007/s10639-022-10925-9>
48. Popenici SAD, Kerr S (2017) Exploring the impact of artificial intelligence on teaching and learning in higher education. *Res Pract Technol Enhanc Learn* 12(1):22. <https://doi.org/10.1186/s41039-017-0062-8>
49. Rahayu NW, Ferdiana R, Kusumawardani SS (2023) A systematic review of learning path recommender systems. *Educ Inf Technol* 28(6):7437–7460. <https://doi.org/10.1007/s10639-022-11460-3>
50. Raisch S, Krakowski S (2021) Artificial Intelligence and Management: The Automation-Augmentation Paradox. *AMR* 46(1):192–210. <https://doi.org/10.5465/amr.2018.0072>
51. Rosseel Y (2012) lavaan: An R Package for Structural Equation Modeling. *J Stat Soft*. <https://doi.org/10.18637/jss.v048.i02>
52. Sailer M, Schultz-Pernice F, Fischer F (2021) Contextual facilitators for learning activities involving technology in higher education: The Cb-model. *Comput Human Behav* 121:106794. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2021.106794>
53. Sanavi S, Matt J (2022) The Influence of the First-Year Seminar Participation on Student Retention. *JETS* 10(4):90. <https://doi.org/10.11114/jets.v10i4.5669>
54. Seufert S, Tarantini E (2022) Gestaltung der digitalen Transformation in Schulen: Ein Reifegradmodell für die Berufsbildung. *Medienpädagogik* 49:301–326. <https://doi.org/10.21240/mpaed/49/2022.07.15.X>
55. Smith JS, Wertlieb EC (2005) Do First-Year College Students' Expectations Align with their First-Year Experiences? *Naspa J* 42(2):153–174. <https://doi.org/10.2202/1949-6605.1470>
56. Strzelecki A (2023) To use or not to use ChatGPT in higher education? A study of students' acceptance and use of technology. *Interact Learn Environ*. <https://doi.org/10.1080/10494820.2023.2209881>
57. Thomas L (2002) Student retention in higher education: the role of institutional habitus. *J Educ Policy* 17(4):423–442. <https://doi.org/10.1080/02680930210140257>
58. Tinto V (1994) *Leaving College: Rethinking the causes and cures of student attrition*. University of Chicago Press <https://doi.org/10.7208/chicago/9780226922461.001.0001>
59. Tsai Y-S, Rates D, Moreno-Marcos PM, Muñoz-Merino PJ, Jivet I, Scheffel M, Drachler H, Delgado Kloos C, Gašević D (2020) Learning analytics in European higher education—Trends and barriers. *Comput Educ* 155:103933. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2020.103933>
60. van Pinxteren MME, Wetzels RWH, Rüger J, Pluymaekers M, Wetzels M (2019) Trust in humanoid robots: implications for services marketing. *J Serv Mark* 33(4):507–518. <https://doi.org/10.1108/JSM-01-2018-0045>
61. Venkatesh, Morris, Davis, Davis (2003) User Acceptance of Information Technology: Toward a Unified View. *MISQ* 27(3):425. <https://doi.org/10.2307/30036540>

62. von der Heyde M, Goebel M, Zoerner D, Lucke U (2023) Integrating AI Tools with Campus Infrastructure to Support the Life Cycle of Study Regulations. *Proc Eur Univ* 95:332–344
 63. Vuorikari R, Kluzer S, Punie Y (2022) DigComp 2.2, The Digital Competence framework for citizens—With new examples of knowledge, skills and attitudes. Publications Office of the European Union <https://doi.org/10.2760/115376>
 64. Yorke M, Longden B (2008) The First-Year Experience of Higher Education in the UK—Final Report. The Higher Education Academy
 65. Zamfirescu-Pereira JD, Wong RY, Hartmann B, Yang Q (2023) Why Johnny Can't Prompt: How Non-AI Experts Try (and Fail) to Design LLM Prompts. In: Proceedings of the 2023 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems, S 1–21 <https://doi.org/10.1145/3544548.3581388>
 66. Zanzotto FM (2019) Viewpoint: Human-in-the-loop Artificial Intelligence. *J Artif Intell Res* 64:243–252. <https://doi.org/10.1613/jair.1.11345>
 67. Zhang C, Schießl J, Plöbl L, Hofmann F, Gläser-Zikuda M (2023) Acceptance of artificial intelligence among pre-service teachers: a multigroup analysis. *Int J Educ Technol High Educ* 20(1):49. <https://doi.org/10.1186/s41239-023-00420-7>
- Hinweis des Verlags** Der Verlag bleibt in Hinblick auf geografische Zuordnungen und Gebietsbezeichnungen in veröffentlichten Karten und Institutsadressen neutral.