

Selbstberichtete AI-Literacy – mehr als nur Nutzung

Technikbereitschaft und emotionale Einstellung als Prädiktoren der selbstberichteten AI-Literacy bei Studierenden sozial- und bildungswissenschaftlicher Studiengänge

Thomas Schöftner^a, Dimitri Prandner^b, Andreas Zemsauer^b, Daniela Wetzelhütter^c

^aPrivate Pädagogische Hochschule der Diözese Linz, ^bJohannes Kepler Universität Linz, ^cFH Oberösterreich
thomas.schoeftner@ph-linz.at; <https://doi.org/10.17883/pa-ho-2026-02-11>

EINGEREICHT 26 JUL 2026

ÜBERARBEITET 13 OKT 2026

ANGENOMMEN 15 OKT 2026

Die vorliegende Studie untersucht die Selbstwahrnehmung der AI-Literacy sowie deren Zusammenhang mit Technikbereitschaft, emotionaler Einstellung gegenüber KI und Nutzungshäufigkeit von KI-Tools bei Studierenden sozial- und bildungswissenschaftlicher Studiengänge in Oberösterreich. Die Stichprobe umfasst 179 Teilnehmende von drei oberösterreichischen Hochschulen (FH Oberösterreich [FH OÖ], Private Pädagogische Hochschule der Diözese Linz [PHDL], Johannes Kepler Universität [JKU]), die im Wintersemester 2024/25 online mit der Meta AI Literacy Scale (MAILS) sowie ergänzenden Skalen zu Technikbereitschaft und KI-Nutzung befragt wurden. Die deskriptiven Ergebnisse zeigen, dass 82.7 % der Studierenden ($n = 156$) KI-Tools mindestens mehrmals pro Woche nutzen, was auf eine hohe Verbreitung und Integration von KI-Anwendungen im Studienalltag hinweist. In einer hierarchischen multiplen Regression mit drei Modellen erwiesen sich Technikbereitschaft ($\beta = .32, p < .001$) und eine enthusiastische Einstellung gegenüber KI ($\beta = .36, p < .001$) im finalen Modell als signifikante positive Prädiktoren der selbstberichteten AI-Literacy. Eine besorgte Einstellung gegenüber KI zeigte einen negativen, jedoch statistisch nicht signifikanten Zusammenhang ($\beta = -.13, p = .07$). Die Nutzungshäufigkeit von KI-Tools ($\beta = -.01, p = .85$) und das Geschlecht der Studierenden ($\beta = .02, p = .82$) waren ebenfalls keine signifikanten Prädiktoren. Das Gesamtmodell, in das zusätzlich Alter als Kontrollvariable aufgenommen wurde, erklärte 41 % der Varianz der AI-Literacy ($R^2 = .41, \text{adj. } R^2 = .38, F(6, 124) = 14.10, p < .001$); Alter erwies sich dabei als signifikanter negativer Prädiktor ($\beta = -.20, p = .006$), sodass jüngere Studierende tendenziell eine höhere AI-Literacy berichten. Die Studie unterstreicht die Bedeutung der Förderung von Technikoffenheit und eines qualitativ hochwertigen Umgangs mit KI im Studium, um die AI-Literacy zukünftiger Sozial- und Bildungswissenschaftler:innen nachhaltig zu stärken. Abschließend werden Limitationen der Studie sowie Implikationen für die Hochschulpraxis diskutiert.

SCHLÜSSELWÖRTER: AI/KI-Literacy, Technikbereitschaft, KI-Nutzung, Bildungswissenschaften, Studierende

1. Einleitung

Künstliche Intelligenz (KI) nimmt in Studium und Beruf eine immer größere Rolle ein und verändert Lern- und Arbeitsprozesse im Hochschulbereich (Franceschini, 2024; Swoboda, 2023). Gleichzeitig bringen KI-Anwendungen Risiken wie erfundene Inhalte („AI Hallucinations“) sowie rechtliche und ethische Unsicherheiten mit sich (Arning, 2024; Buck & Limburg, 2023; Schindler, 2023). Vor diesem Hintergrund gewinnt das Konzept der AI-Literacy an Bedeutung, verstanden als Fähigkeit, KI-Technologien fachlich fundiert, kritisch und ethisch reflektiert zu nutzen (Long & Magerko, 2020; Wang, Rau & Yuan, 2023).

AI-Literacy umfasst neben technischem Wissen über Funktionsweisen von KI-Systemen auch Anwendungskompetenz, kritische Bewertung und die Sensibilisierung für gesellschaftliche Implikationen. Dies ist besonders relevant für die Sozial- und Bildungswissenschaften, in denen KI-basierte Anwendungen den Zugang zu Unterstützungsleistungen erweitern können, zugleich aber die Gefahr besteht, bestehende Ungleichheiten zu verstärken (Ahn, Choi, Fowler & Song, 2025; Nuwasiima, Ahonon & Kadiri, 2024). Der vorliegende Beitrag unterscheidet zwischen subjektiver AI-Literacy im Sinne der selbstberichteten Kompetenzwahrnehmung, objektiver AI-Literacy als nachweisbarer Performanz in entsprechenden Aufgaben, technikbezogener Selbstwirksamkeit und allgemeiner Kompetenzwahrnehmung, da diese Konzepte empirisch nicht deckungsgleich sind und unterschiedliche Verzerrungsquellen (z. B. Overconfidence, soziale Erwünschtheit) aufweisen können. Entsprechend stellt sich die Frage, wie Studierende in diesen Feldern ihre eigene AI-Literacy einschätzen und welche Faktoren diese Selbstwahrnehmung prägen.

Bevölkerungsstudien in Österreich zeigen, dass die Einordnung von KI-basierten Technologien in den Alltag vielen Personen weiterhin Schwierigkeiten bereitet und Risiken wie Verzerrungen, halluzinierte Inhalte oder problematische Informationsverarbeitung häufig unterschätzt werden (Prandner, 2026). Für die Hochschullehre bedeutet dies, dass nicht nur der Zugang zu KI-Tools, sondern auch Technikoffenheit, reflexive Nutzung und die Einbettung in didaktisch gestaltete Lernkontexte in den Blick genommen werden müssen. Die vorliegende Studie knüpft daran an, indem sie Technikbereitschaft, emotionale Einstellungen gegenüber KI und Nutzungshäufigkeit von KI-Tools als potenzielle Einflussfaktoren der selbstberichteten AI-Literacy bei Studierenden sozial- und bildungswissenschaftlicher Studiengänge untersucht, die KI-gestützte Anwendungen insbesondere für Prüfungsvorbereitung, Präsentationen und Seminararbeiten einsetzen.

2. Theoretischer Rahmen

Das Phänomen der AI-Literacy hat in der wissenschaftlichen und politischen Diskussion in den letzten Jahren an Bedeutung gewonnen, da KI-Anwendungen – ins-

besondere jene, die auf LLMs beruhen – zunehmend in alltägliche, berufliche und hochschulische Handlungskontexte integriert werden. Gemeint ist damit nicht nur die Fähigkeit, unterschiedliche KI-Tools technisch zu bedienen, sondern ein Bündel aus Wissen, Anwendungskompetenz, kritischer Bewertung und ethischer Reflexion (Long & Magerko, 2020; Wang, Rau & Yuan, 2023). Dieses mehrdimensionale Verständnis schließt an die breitere Digitalisierungsforschung an, die zwischen subjektiver Handlungssicherheit, objektivem Wissen und kompetenten Problemlösungsfähigkeiten unterscheidet und betont, dass diese nicht identisch sein müssen (Grünangerl & Prandner, 2024; Livingstone, Mascheroni & Stoilova, 2023).

Abbildung 1 fasst den im Folgenden entwickelten Theoriezusammenhang zusammen: Technikbereitschaft, emotionale Einstellung gegenüber KI und Nutzungshäufigkeit von KI-Tools werden als Einflussfaktoren der selbstberichteten AI-Literacy betrachtet; Technikbereitschaft und Nutzungshäufigkeit werden zudem auf Konstrukte des UTAUT-Modells bezogen.

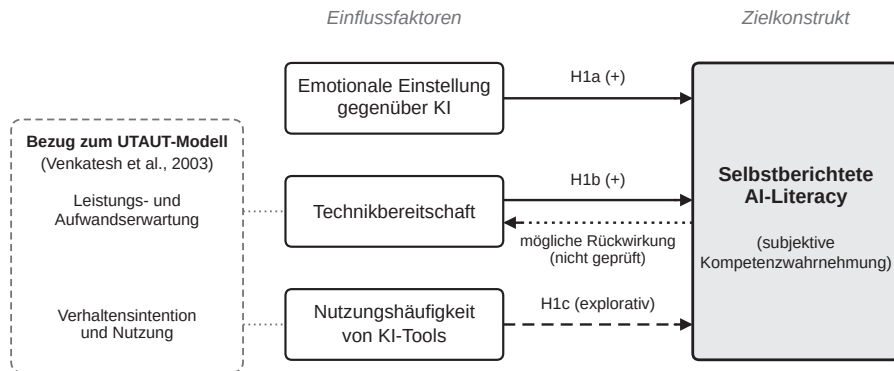


ABB. 1 Theoretisches Rahmenmodell der Studie: angenommene Einflussfaktoren der selbstberichteten AI-Literacy und ihr Bezug zum UTAUT-Modell (Venkatesh, Morris, Davis & Davis, 2003)

Anmerkungen: Durchgezogene Pfeile: gerichtete Hypothesen (H1a, H1b); gestrichelter Pfeil: explorativ geprüfter Zusammenhang ohne Annahme zum Vorzeichen (H1c); gepunkteter Pfeil: theoretisch diskutierte, nicht geprüfte Rückwirkung; gepunktete Linien: Zuordnung zu Konstrukten des UTAUT-Modells.

Zur Erklärung dieser Unterschiede werden in der Literatur unterschiedliche Modelle herangezogen, die sich aus ebenso unterschiedlichen wissenschaftlichen Perspektiven herausgebildet haben (siehe z.B. die Metastudie zu digitalen Fertigkeiten von Jugendlichen und jungen Erwachsenen durch Livingstone et al., 2023), wobei insbesondere Varianten des Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT)-Modells (Marikyan & Papagiannidis, 2026; Ursavaş, 2022; Venkatesh, Morris, Davis & Davis, 2003), das zentrale Determinanten der Technologieakzeptanz beschreibt, in einer Vielzahl an Studien referenziert wird (z.B. Budhathoki, Zitar, Tchouamou Njoya & Timsina, 2024; Habibi, Muhaimin, Dani-bao, Wibowo, Wahyuni & Octavia, 2023; Strzelecki, 2024). Das UTAUT-Modell von

Venkatesh et al. (2003) identifiziert neben der wahrgenommenen Nützlichkeit und Benutzerfreundlichkeit – wie sie bereits in ähnlicher Form bei dem ursprünglichen Technikakzeptanz-Modell (TAM) von Davis (1989) vorkamen – auch soziale Einflussfaktoren und unterstützende Bedingungen als Schlüsselfaktoren für die Nutzungsintention von Technologie. Es ist jedoch wichtig zu betonen, dass das UTAUT-Modell primär die Erklärung von Nutzungsintentionen und tatsächlichem Nutzungsverhalten fokussiert, während der Erwerb von Kompetenzen, wie etwa AI-Literacy, nicht im Mittelpunkt der Modellannahmen steht.

Das mit dem Konstrukt der Technikakzeptanz eng verknüpfte Konzept der Technikbereitschaft (Technology Readiness) lässt sich dabei als Ausdruck von Leistungserwartung und Aufwandserwartung verstehen, also der generellen Offenheit und Bereitschaft, neue Technologien zu akzeptieren und zu nutzen (Neyer, Felber & Gebhardt, 2012). Sie umfasst Facetten wie Technikinteresse, Technikseltbewusstsein und Techniküberforderung. Carolus, Koch, Straka, Latoschik & Wienrich (2023) liefern dabei erste Hinweise auf einen positiven Zusammenhang zwischen Technikbereitschaft und selbstbeurteilter AI-Literacy. Technikbereitschaft wird dabei als Antezedens modelliert, da sie grundlegende motivational-kognitive Voraussetzungen für die Nutzung und Aneignung neuer Technologien beschreibt und somit plausibel vor der Entwicklung einer spezifischen Kompetenzselbsteinschätzung liegt (ebd.). Gleichzeitig ist jedoch festzuhalten, dass die Richtung der Beziehung nicht eindeutig kausal festgelegt werden kann; es ist denkbar, dass eine höhere selbstberichtete AI-Literacy das Vertrauen in die eigene Technikbereitschaft stärkt und somit eine wechselseitige Beziehung besteht. Diese bidirektionale Sichtweise unterstreicht die Komplexität der Kompetenzentwicklung und legt nahe, dass zukünftige Längsschnitt- oder Interventionsstudien notwendig sind, um die kausalen Zusammenhänge genauer zu klären.

Das Nutzungsverhalten, insbesondere die Häufigkeit der Anwendung von KI-Tools, entspricht der tatsächlichen Verhaltensintention und Nutzung im UTAUT-Modell und ist ein weiterer wesentlicher Einflussfaktor. Wang et al. (2023) zeigen, dass häufige Nutzung von KI-Anwendungen mit einer höheren selbstwahrgenommenen KI-Kompetenz einhergeht. Die praktische Erfahrung mit KI-Tools fördert das Verständnis ihrer Funktionsweisen und stärkt die Fähigkeit, KI kritisch zu reflektieren und zielgerichtet einzusetzen.

Auch die emotionale Einstellung gegenüber KI wird in der Literatur als potenzieller Einflussfaktor diskutiert, zeigt jedoch uneinheitliche Befunde. Während einige Studien positive Einstellungen mit höherer AI-Literacy in Verbindung bringen (Carolus et al., 2023; Wang et al., 2023), konnte eine ländervergleichende Pfadmodellstudie (Bewersdorff, Hornberger, Nerdel & Schiff, 2025) mit $N = 1,465$ Studierenden aus den USA, dem Vereinigten Königreich und Deutschland keinen signifikanten direkten Effekt negativer KI-Einstellungen auf das KI-Interesse nachweisen ($p = .12$). Darüber hinaus erwies sich AI-Literacy in dieser Studie als

unkorreliert mit der tatsächlichen KI-Nutzung ($r = .00$, $p = .86$). Diese Diskrepanz in der Befundlage legt nahe, dass die affektive Haltung gegenüber KI allein weniger entscheidend ist als Technikoffenheit und die tatsächliche Nutzungspraxis.

Vor dem Hintergrund dieser theoretischen Überlegungen fokussiert die Studie auf die Zusammenhänge zwischen selbstwahrgenommener AI-Literacy, Technikbereitschaft, Nutzungshäufigkeit von KI-Tools sowie der emotionalen Einstellung zu KI. Dabei wird angenommen, dass Technikbereitschaft und Nutzungsverhalten stärkere Prädiktoren für die KI-Literacy sind als die emotionale Haltung. Die Berücksichtigung dieser Faktoren ermöglicht eine differenzierte Betrachtung der Kompetenzerwerbsprozesse im Hochschulkontext und liefert Ansatzpunkte für die Gestaltung zielgerichteter Bildungsangebote.

3. Fragestellung und Hypothesen

Vor dem Hintergrund des theoretischen Rahmens untersucht die vorliegende Studie folgende zentralen Fragestellungen: Wie schätzen Studierende sozial- und bildungswissenschaftlicher Studiengänge ihre AI-Literacy ein? Welchen Einfluss haben Technikbereitschaft, Nutzungshäufigkeit von KI-Tools sowie die emotionale Einstellung zu KI auf diese Selbstwahrnehmung?

Basierend auf der bestehenden Literatur und den theoretischen Überlegungen (vgl. Abbildung 1) werden folgende Hypothesen formuliert:

- **H1A:** Eine positivere Einstellung zu KI ist mit einer höheren selbstberichteten AI-Literacy verbunden. Diese Annahme stützt sich auf Befunde, die einen Zusammenhang zwischen positiven Haltungen gegenüber KI und einer größeren Kompetenzwahrnehmung nahelegen (Carolus et al., 2023; Wang et al., 2023).
- **H1B:** Eine höhere Technikbereitschaft korreliert mit einer höheren selbstberichteten AI-Literacy. Technikbereitschaft fördert die Offenheit und Bereitschaft, KI-Tools zu nutzen, was wiederum die Kompetenzentwicklung unterstützt (Carolus et al., 2023; Neyer et al., 2012).
- **H1C:** Nutzungshäufigkeit von KI-Tools steht in einem Zusammenhang mit der selbstberichteten AI-Literacy. Praktische Erfahrungen mit KI-Anwendungen können das Verständnis und die Fähigkeit, KI reflektiert einzusetzen, fördern; angesichts der uneinheitlichen Befundlage wird dieser Zusammenhang hier explorativ untersucht (Wang et al., 2023).

Die Untersuchung dieser Hypothesen ermöglicht es, die Bedeutung von Einstellungen, Technikoffenheit und tatsächlichem Nutzungsverhalten für die Entwicklung von KI-Kompetenzen im Hochschulkontext differenziert zu analysieren. Zugleich liefert sie wichtige Hinweise für die Gestaltung von Bildungsmaßnahmen zur Förderung der KI-Literacy in sozial- und bildungswissenschaftlichen Studiengängen.

4. Methode

Das Forschungsdesign basiert auf einer Querschnittserhebung mittels Online-Fragebogen im Wintersemester 2024/25. Die Stichprobe umfasst $N=179$ Studierende sozial- und bildungswissenschaftlicher Studiengänge an drei österreichischen Hochschulen (FH OÖ, PHDL, JKU). Die Datenerhebung erfolgte mit dem DSGVO-konformen Tool „SoSciSurvey“ in Lehrveranstaltungen aus der Forschungs- und Methodenlehre; die Teilnahme war freiwillig, der Rücklauf lag bei etwa 56 %.

Zur Operationalisierung der im UTAUT-Modell beschriebenen Konstrukte wurden standardisierte Items eingesetzt (siehe Abschnitt „Theoretischer Rahmen“), die insbesondere in den Regressionsanalysen zur Untersuchung der Zusammenhänge mit der AI-Literacy genutzt wurden. Die Einbindung des UTAUT-Modells ermöglicht eine theoretisch fundierte Interpretation der Ergebnisse zur Technikakzeptanz im sozial- und bildungswissenschaftlichen Kontext.

Zur Erfassung der AI-Literacy wurde die Meta AI Literacy Scale (MAILS) von Carolus et al. (2023) eingesetzt. Die Skala umfasst acht Items, die auf einer numerischen Ratingskala von 0 („trifft gar nicht zu“) bis 10 („trifft vollständig zu“) beantwortet werden und zentrale Dimensionen der AI-Literacy wie Anwenden und Erkennen von KI, Informiertbleiben über KI-Themen sowie ethische Bewertung von KI-Technologien abbilden. Die interne Konsistenz der Skala erwies sich in der vorliegenden Stichprobe als gut (Cronbachs $\alpha = .85$, $n = 159$).

Die Technikbereitschaft wurde anhand einer an Neyer et al. (2012) orientierten Kurzskala erfasst, die Facetten von Technikinteresse, Technikselbstwirksamkeit und Techniküberforderung abbildet. Die sechs Items repräsentieren die Dimensionen Technikakzeptanz, Technikkompetenzüberzeugungen und Technikkontrollüberzeugungen mit jeweils zwei Aussagen; die Ratings erfolgen auf einer fünfstufigen Likert-Skala von 1 („trifft gar nicht zu“) bis 5 („trifft vollständig zu“); die negativ formulierten Items wurden vor der Mittelwertbildung umgepolt. Die interne Konsistenz der Kurzskala erwies sich in der vorliegenden Stichprobe als akzeptabel (Cronbachs $\alpha = .68$).

Die Nutzungshäufigkeit von KI-Tools wurde durch eine eigenständige Frage zur Häufigkeit des Einsatzes von KI-Anwendungen im Studium (z.B. ChatGPT, automatische Textgenerierung, Datenanalyse) erfasst. Die Antwortkategorien reichten von „mehrmals am Tag“ über „etwa einmal pro Tag“ und „mehrmals die Woche“ bis „seltener oder gar nicht“.

Die emotionale Einstellung gegenüber KI wurde über Selbsteinschätzungen erfasst, ob die Studierenden dem zunehmenden KI-Einsatz im Alltag eher begeistert oder eher besorgt gegenüberstehen. Aus den Antworten wurden zwei Dummy-Variablen gebildet: „mehr begeistert als besorgt“ (im Folgenden: enthusiastische Einstellung) und „mehr besorgt als begeistert“ (besorgte Einstellung), jeweils 1 vs. 0;

„gleichermaßen begeistert wie besorgt“ diente in den Regressionsanalysen als Referenzkategorie.

Zusätzlich wurden demografische Kontrollvariablen wie Alter und Geschlecht erhoben und in die Analysen einbezogen.

Die Auswertung umfasste deskriptive Statistiken zur Beschreibung der Stichprobe und der zentralen Variablen sowie eine hierarchische multiple lineare Regression (OLS-Schätzung, Einschlussmethode) zur Prüfung der Hypothesen. Abhängige Variable war die selbstberichtete AI-Literacy (Skalenmittelwert der MAIIS). Die Prädiktoren wurden in drei Schritten aufgenommen: Modell₁ enthielt Geschlecht als Kontrollvariable, sodass der Erklärungsbeitrag der theoretisch begründeten Prädiktoren über diese soziodemografische Variable hinaus bestimmt werden kann. In Modell₂ wurden die hypothesenrelevanten Prädiktoren Technikbereitschaft (H1b), emotionale Einstellung gegenüber KI (H1a) und Nutzungshäufigkeit von KI-Tools (H1c) gemeinsam als Block ergänzt, um ihre Beiträge wechselseitig kontrolliert zu schätzen. In Modell₃ wurde zusätzlich Alter aufgenommen (nachträglich ergänzte, explorative Erweiterung). Als Kriterium für den inkrementellen Beitrag jedes Schritts diente die Veränderung der Varianzaufklärung (ΔR^2 , F-Test).

Geschlecht wurde dichotom kodiert (0 = männlich/divers [Referenz], 1 = weiblich); Personen ohne Angabe gingen als fehlende Werte in die Analyse ein. Die emotionale Einstellung ging über die beiden Dummy-Variablen enthusiastische und besorgte Einstellung ein (Referenz: „gleichermaßen begeistert wie besorgt“). Die Nutzungshäufigkeit ging dichotomisiert in die Analyse ein (1 = „mehrmals am Tag“, 0 = seltener); Technikbereitschaft und Alter gingen metrisch ein. Berichtet werden standardisierte Regressionskoeffizienten (β).

Die Datenqualität wurde durch Prüfung auf fehlende Werte, Ausreißer und Konsistenz sichergestellt. Fehlende Werte in den zentralen Variablen wurden mittels Listenweglöschung behandelt, sodass die Analysen auf vollständigen Datensätzen basieren ($N = 179 \rightarrow n = 131$). Der signifikante MCAR-Test (Little's MCAR-Test: $\chi^2(5) = 26.61$, $p < .001$) weist darauf hin, dass die fehlenden Werte nicht vollständig zufällig verteilt sind, was potenziell zu Selektionsverzerrungen führen kann. Ein Vergleich der eingeschlossenen und ausgeschlossenen Fälle hinsichtlich Alter und Geschlecht zeigte jedoch keine systematischen Unterschiede, sodass die Auswirkungen auf die Generalisierbarkeit der Ergebnisse als begrenzt einzuschätzen sind.

Um die Stichprobe umfassend zu charakterisieren, wurden neben den für die Hypothesentestung relevanten Variablen auch weitere erhobene Merkmale deskriptiv ausgewertet.

5. Ergebnisse

Die Stichprobe umfasst $N = 179$ Studierende aus sozial- und bildungswissenschaftlichen Studiengängen in Oberösterreich.

Für 136 Personen liegen gültige Geschlechtsangaben vor; 69.1% identifizierten sich als weiblich, 25.7% als männlich und 2.9% als divers, 2.2% machten keine Angabe.

Für dieselben 136 Personen liegen Altersangaben vor. Das Alter variiert zwischen 18 und 50 Jahren (Range = 32), mit einem Mittelwert von $M = 24.63$ Jahren ($SD = 6.69$) und einem Median von $Md = 22.00$ Jahren, was auf eine rechtsschiefe Verteilung mit einzelnen älteren Studierenden hinweist.

Abbildung 2 zeigt, in welchem Ausmaß sich die Studierenden bisher mit dem Thema Künstliche Intelligenz auseinandergesetzt haben.

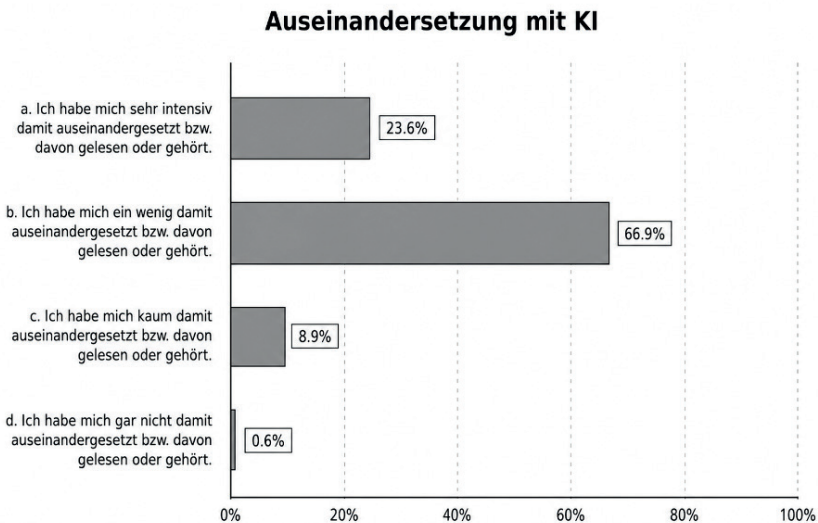


ABB. 2 Auseinandersetzung mit KI ($n = 157$)

Wie in Abbildung 2 ersichtlich, haben sich 90.5% ($n = 142$) der Studierenden zumindest ein wenig bis sehr intensiv mit KI auseinandergesetzt. Im Gegensatz dazu gaben 9.5% ($n = 15$) an, sich kaum oder gar nicht mit dem Thema beschäftigt zu haben. Damit zeigt sich, dass KI für die Mehrheit der Befragten bereits ein relevantes Thema darstellt.

Im nächsten Schritt wurde erhoben, in welchen Anwendungskontexten die Studierenden planen, KI-Tools künftig konkret einzusetzen. Abbildung 3 zeigt dazu die Angaben zur geplanten Nutzung von KI-Tools für Seminararbeiten, Klausurvorbereitungen und Präsentationen (Einfachnennungen; $n = 139$).

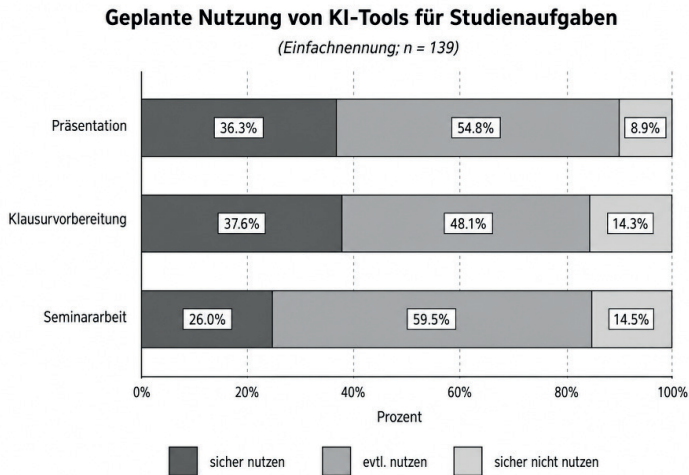


ABB. 3 Geplante Nutzung von KI-Tools in verschiedenen Anwendungskontexten
(Seminararbeit, Klausurvorbereitung, Präsentation)

Hinsichtlich der zukünftigen Nutzung von KI-Tools zeigt sich über alle untersuchten Anwendungskontexte hinweg eine überwiegend positive Nutzungsabsicht. Für die Vorbereitung auf Präsentationen wollen 36.3 % KI-Tools sicher nutzen, 54.8 % eventuell und 8.9 % sicher nicht; für Klausurvorbereitung liegen die Anteile bei 37.6 %, 48.1 % und 14.3 %. Bei Seminararbeiten ist die Bereitschaft etwas geringer (26.0 % sicher, 59.5 % eventuell, 14.5 % sicher nicht). Insgesamt betrachtet die Mehrheit KI damit zumindest als potenziell nützliches Werkzeug für studienbezogene Anforderungen.

Neben der Nutzungsabsicht wurden auch Bedenken im Zusammenhang mit dem Einsatz von KI-Tools erhoben. Abbildung 4 gibt einen Überblick über die von den Befragten geäußerten Vorbehalte ($n = 139$).

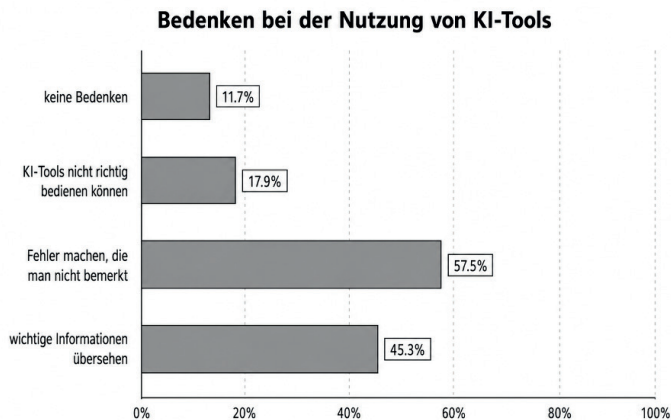


ABB. 4 Bedenken im Zusammenhang mit KI-Tools ($n = 139$)

Das am häufigsten genannte Bedenken betrifft die Möglichkeit, Fehler zu machen, die unbemerkt bleiben: 57.5 % der Befragten gaben dies an. 45.3 % äußerten zudem die Sorge, wichtige Informationen zu übersehen. Die Befürchtung, KI-Tools nicht richtig bedienen zu können, wurde von 17.9 % genannt, während 11.7 % keine Bedenken gegenüber dem Einsatz von KI-Tools angaben. Ergänzend wurde erhoben, welche Einflussquellen die Studierenden bei der Entscheidung über den Einsatz von KI-Tools leiten. Abbildung 5 zeigt die entsprechenden Angaben ($n = 136$).

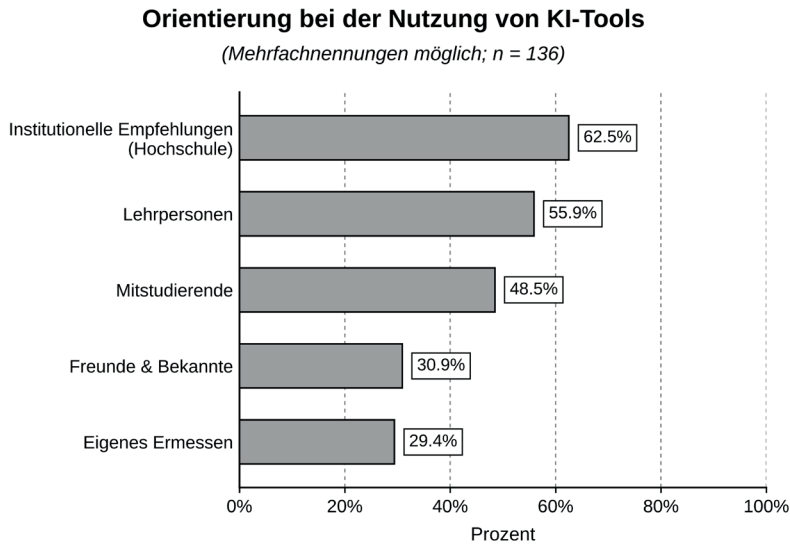


ABB. 5 Einflussquellen beim Einsatz von KI-Tools
($n = 136$; Mehrfachnennungen möglich; Angaben in % der Befragten)

Wie aus Abbildung 5 ersichtlich, dominieren institutionelle Quellen das Nutzungsverhalten beim Einsatz von KI-Tools. Handlungsempfehlungen von Hochschulen werden von 62.5 % der Befragten genannt (49.3 % eigene Hochschule, 13.2 % andere Institutionen) und stellen damit die wichtigste Einflussquelle dar. Empfehlungen von Lehrpersonen (55.9 %) und Mitstudierenden (48.5 %) folgen knapp dahinter. Informelle Quellen wie Empfehlungen von Bekannten oder Freunden (30.9 %) sowie eigenverantwortliches Handeln nach eigenem Ermessen (29.4 %) werden deutlich seltener berichtet.

Institutionelle Empfehlungen und das soziale Umfeld prägen das Nutzungsverhalten der Studierenden, zugleich ist ihre eigene Kompetenzwahrnehmung im Umgang mit KI zentral. Im Folgenden wird daher die selbstberichtete AI-Literacy betrachtet.

Die deskriptive Auswertung der MAILS ergibt einen Mittelwert von $M = 6.30$ bei einer Standardabweichung von $SD = 1.75$ auf der Skala von 0 bis 10 ($n = 159$); der 95 %-Konfidenzbereich liegt zwischen 6.0 und 6.6. Insgesamt schätzen sich die Stu-

dierenden damit im Durchschnitt eher im oberen Skalenbereich ein, was auf eine relativ hohe, wenn auch heterogene Selbsteinschätzung der AI-Literacy hinweist.

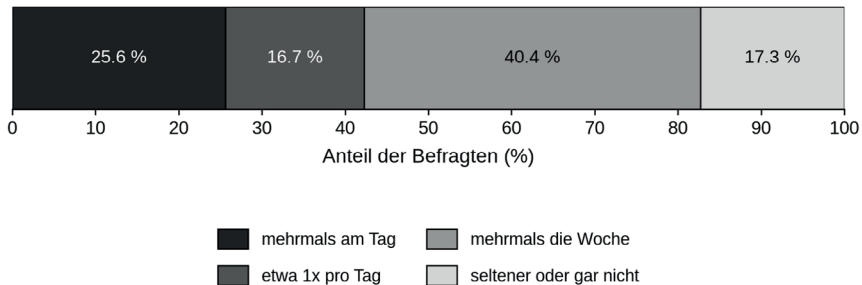


ABB. 6 Nutzungshäufigkeit KI-Tools ($n = 156$)

Die Nutzungsfrequenz von KI-Tools wurde kategorisch erfasst (Abbildung 6). 40.4 % der Studierenden nutzen KI-Tools mehrmals pro Woche, 25.6 % mehrmals täglich und 16.7 % etwa einmal pro Tag; 17.3 % geben an, KI-Tools seltener oder gar nicht zu verwenden. Insgesamt nutzt damit eine klare Mehrheit KI-Anwendungen mindestens mehrmals pro Woche.

Für die Erfassung von Technikbereitschaft wurde eine an Neyer et al. (2012) orientierte Kurzskala verwendet. Die Originalskala unterscheidet die Dimensionen Technikakzeptanz, Technikkompetenzüberzeugungen und Technikkontrollüberzeugungen mit je vier Items. Entsprechend wurden sechs Items eingesetzt, die diese drei Komponenten mit jeweils zwei Items repräsentieren: Neugier und schnelle Begeisterungsfähigkeit für technische Neuentwicklungen („Hinsichtlich technischer Neuentwicklungen bin ich sehr neugierig“, „Ich finde schnell Gefallen an technischen Neuentwicklungen“) bilden die Facette Technikakzeptanz ab; Überforderung und wahrgenommene Schwierigkeit im Umgang mit neuer Technik („Für mich stellt der Umgang mit technischen Neuerungen zumeist eine Überforderung dar“, „Den Umgang mit neuer Technik finde ich schwierig; ich kann das meistens einfach nicht“) erfassen negative Technikkompetenzüberzeugungen; internal kontrollorientierte Aussagen zum Gelingen technischer Neuentwicklungen und zur Lösung technischer Schwierigkeiten („Es liegt in meiner Hand, ob mir die Nutzung technischer Neuentwicklungen gelingt; mit Zufall oder Glück hat das wenig zu tun“, „Wenn ich im Umgang mit Technik Schwierigkeiten habe, hängt es schlussendlich allein von mir ab, dass ich sie löse“) entsprechen den Technikkontrollüberzeugungen der ursprünglichen Skala. Auf Basis der reliabilitätsstatistischen Überprüfung (Cronbachs $\alpha = .68$ für die Sechs-Item-Skala) kann die verwendete Kurzskala als ökonomische und inhaltlich anschlussfähige Umsetzung der Technikbereitschaftsskala nach Neyer et al. (2012) interpretiert werden.

Betrachtet man die Technikbereitschaft in der Stichprobe ($n = 170$), ergibt sich auf Basis der Kurzfassung der Skala nach Neyer et al. (2012) ein Mittelwert von $M = 3.46$ bei einer Standardabweichung von $SD = .97$. Der Median ($Md = 3.63$) liegt etwas höher, wodurch die Mehrheit der Befragten im mittleren bis oberen Bereich der Skala verortet ist. Dies weist insgesamt auf eine überwiegend positive, jedoch heterogene Technikoffenheit hin.

Neben dem allgemeinen Niveau der Technikbereitschaft stellt sich die Frage, in welchem Zusammenhang zentrale wahrgenommene Einflussfaktoren mit der selbstberichteten AI-Literacy stehen. Um diese Zusammenhänge über einzelne bivariate Beziehungen hinaus differenziert zu erfassen, wurde im nächsten Schritt eine hierarchische multiple lineare Regression durchgeführt, in der Technikbereitschaft, emotionale Einstellungen gegenüber KI, Nutzungshäufigkeit von KI-Tools sowie demografische Merkmale gemeinsam berücksichtigt wurden.

Zur Überprüfung der Hypothesen H1a, H1b und H1c wurde die selbstberichtete AI-Literacy in einer hierarchischen multiplen Regression in drei Schritten vorhergesagt ($n = 131$; zur Modellspezifikation siehe Abschnitt „Methode“). Für die Regressionsanalyse wurde die AI-Literacy-Skala von 1 bis 11 statt von 0 bis 10 kodiert; der Mittelwert der Analysestichprobe ($M = 7.32$, $SD = 1.64$) entspricht daher $M = 6.32$ auf der ursprünglichen Skala und liegt nahe am Mittelwert der Gesamtstichprobe ($M = 6.30$, $SD = 1.75$, $n = 159$). Diese Verschiebung um eine Konstante verändert weder die standardisierten Koeffizienten noch die Varianzaufklärung. Die Technikbereitschaft lag in der Analysestichprobe bei $M = 3.60$ ($SD = 0.59$). Die Voraussetzungen des Verfahrens wurden vorab geprüft: Die Varianzinflationsfaktoren (VIF) aller Prädiktoren lagen zwischen 1.03 und 1.33 und damit weit unterhalb des kritischen Schwellenwerts von 10, sodass keine problematische Multikollinearität vorliegt. Die Inspektion des Normal-P-P-Plots sowie des Streudiagramms der standardisierten Residuen gegen die standardisierten vorhergesagten Werte ergab keine Hinweise auf Verletzungen der Normalverteilungs- und Homoskedastizitätsannahme.

Tabelle 1 fasst die Ergebnisse der drei Modelle zusammen. Modell 1 mit Geschlecht als einziger Prädiktorvariable war statistisch nicht signifikant (adj. $R^2 = .01$, $F(1, 129) = 1.78$, $p = .18$). Geschlecht allein trägt somit nicht bedeutsam zur Erklärung der selbstberichteten AI-Literacy bei ($\beta = -.12$). Die Aufnahme der hypothesenrelevanten Prädiktoren in Modell 2 erhöhte die Varianzaufklärung deutlich; das Modell erklärte insgesamt 37 % der Varianz in der selbstberichteten AI-Literacy ($R^2 = .37$, adj. $R^2 = .34$, $F(5, 125) = 14.51$, $p < .001$; $\Delta R^2 = .35$, $p < .001$). Technikbereitschaft ($\beta = .33$, $p < .001$) und eine enthusiastische Einstellung gegenüber KI ($\beta = .37$, $p < .001$) erwiesen sich als positive Prädiktoren, eine besorgte Einstellung als negativer Prädiktor ($\beta = -.15$, $p < .05$), jeweils im Vergleich zur Referenzgruppe mit ausgewogener Einstellung („gleichermaßen begeistert wie besorgt“). Die Nutzungshäufigkeit leistete unter Kontrolle der übrigen Variablen keinen eigenständigen Beitrag ($\beta = -.01$).

Prädiktor	Modell 1 β	Modell 2 β	Modell 3 β
Geschlecht (männlich/divers: Ref.)	-.12	.05	.02
Technikbereitschaft	—	.33***	.32***
Enthusiastische Einstellung zu KI	—	.37***	.36***
Besorgte Einstellung zu KI	—	-.15*	-.13
Nutzungshäufigkeit von KI-Tools	—	-.01	-.01
Alter	—	—	-.20**
R^2	.01	.37	.41
Korrigiertes R^2	.01	.34	.38
ΔR^2	—	.35***	.04**

TAB. 1 Hierarchische multiple Regression zur Vorhersage der selbstberichteten AI-Literacy

Anmerkungen: $n = 131$. Abhängige Variable ist die selbstberichtete AI-Literacy nach der MAILS-Skala (Carolus et al., 2023). In Modell 1 wurde ausschließlich Geschlecht berücksichtigt, in Modell 2 wurden Technikbereitschaft, enthusiastische und besorgte Einstellung gegenüber KI sowie die Nutzungshäufigkeit von KI-Tools ergänzt, in Modell 3 zusätzlich Alter. β = standardisierter Regressionskoeffizient; R^2 = unkorrigiertes Bestimmtheitsmaß; korrigiertes R^2 = adjustiertes Bestimmtheitsmaß; ΔR^2 = Zuwachs im unadjustierten Bestimmtheitsmaß gegenüber dem jeweils vorherigen Modell. * $p < .05$, ** $p < .01$, *** $p < .001$.

In Modell 3 führte die zusätzliche Aufnahme von Alter zu einem kleinen, aber statistisch signifikanten Zuwachs der Varianzaufklärung ($\Delta R^2 = .04$, $\Delta F(1, 124) = 7.98$, $p = .006$); das Gesamtmodell erklärte 41% der Varianz ($R^2 = .41$, $\text{adj. } R^2 = .38$, $F(6, 124) = 14.10$, $p < .001$). Alter erwies sich als negativer Prädiktor ($\beta = -.20$, $t(124) = -2.82$, $p = .006$): Unter Kontrolle der übrigen Variablen berichten jüngere Studierende eine höhere AI-Literacy. Technikbereitschaft ($\beta = .32$, $p < .001$) und enthusiastische Einstellung ($\beta = .36$, $p < .001$) blieben nahezu unverändert bedeutsam. Der Koeffizient der besorgten Einstellung veränderte sich nur geringfügig ($\beta = -.15$ in Modell 2, $\beta = -.13$ in Modell 3), war jedoch nicht mehr statistisch signifikant ($p = .07$). Geschlecht ($\beta = .02$, $p = .82$) und Nutzungshäufigkeit ($\beta = -.01$, $p = .85$) blieben ohne signifikanten Zusammenhang. Zur Prüfung der Robustheit des Alterseffekts wurde ein Streudiagramm der Beziehung zwischen Alter und selbstberichteter AI-Literacy inspiziert; der Zusammenhang blieb auch bei Berücksichtigung einzelner älterer Studierender stabil und wurde nicht durch Ausreißer verzerrt.

Hypothesen H1a (enthusiastische Einstellung) und H1b (Technikbereitschaft) werden auch nach Kontrolle für Alter durch die Daten gestützt. Hypothese H1c (Nutzungshäufigkeit) wird weiterhin nicht bestätigt. Der in Modell 2 signifikante negative Effekt einer besorgten Einstellung gegenüber KI ist unter Berücksichtigung von Alter nicht mehr signifikant. Da sich der Koeffizient dabei nur geringfügig verändert ($\beta = -.15$ bzw. $-.13$), sollte dieser Wechsel nicht überinterpretiert werden; er

ist jedoch mit einer Überlagerung von Alter und besorgter KI-Einstellung vereinbar. Alter selbst erweist sich als eigenständiger, negativer Prädiktor der selbstberichteten AI-Literacy.

Die dargestellten Ergebnisse liefern wichtige Einblicke in die Einflussfaktoren der KI-Kompetenzentwicklung bei Studierenden. Im Folgenden werden diese Befunde im Kontext bestehender Theorien und Forschungsergebnisse interpretiert, ihre Bedeutung für die Praxis diskutiert sowie Limitationen und zukünftige Forschungsansätze aufgezeigt.

6. Diskussion

Die Ergebnisse zeigen einen signifikanten Zusammenhang zwischen Technikbereitschaft und der selbstberichteten AI-Literacy bei Studierenden sozial- und bildungswissenschaftlicher Studiengänge. Technikbereitschaft, verstanden als Offenheit und Bereitschaft zur Nutzung neuer Technologien, steht in engem Zusammenhang mit der selbstberichteten AI-Literacy und unterstreicht die Bedeutung motivationaler und kognitiver Voraussetzungen für die Kompetenzwahrnehmung im Hochschulkontext.

Neben der Technikbereitschaft zeigt das Modell weitere bedeutsame Einflussfaktoren. Ein zentraler Befund ist das Alter, das als eigenständiger negativer Prädiktor der selbstberichteten AI-Literacy wirkt ($\beta = -.20, p = .006$): Jüngere Studierende schätzen ihre AI-Literacy systematisch höher ein als ältere. Dieser Zusammenhang könnte auf Kohorteneffekte hinweisen, da jüngere Studierende stärker mit digitalen Technologien und generativen KI-Anwendungen sozialisiert wurden, was sich in einer höheren subjektiven Kompetenzeinschätzung niederschlägt – ohne dass dies zwangsläufig objektivem KI-Wissen entspricht. Diese Deutung ist vorläufig und bedarf weiterer empirischer Prüfung, etwa durch Längsschnittstudien.

Entgegen Hypothese H1c war die Nutzungshäufigkeit kein signifikanter Prädiktor der selbstberichteten AI-Literacy. Dieser Befund ist insofern relevant, da er nahelegt, dass nicht die reine Häufigkeit der Nutzung von KI-Tools, sondern vielmehr die Art und Weise ihrer Anwendung für die Kompetenzwahrnehmung entscheidend ist. Die bloße Quantität der Nutzung erfasst möglicherweise nicht die Tiefe der Auseinandersetzung mit KI-Technologien, die kritische Reflexion über deren Einsatz oder die Integration in fachliche Lernprozesse. Qualitative Unterschiede in der Nutzung – etwa ob KI-Tools nur zur schnellen Informationsbeschaffung oder auch zur vertieften Analyse und ethischen Bewertung eingesetzt werden – könnten somit maßgeblich den Unterschied in der selbstberichteten AI-Literacy ausmachen. Diese Interpretation legt nahe, dass zukünftige Studien neben der Nutzungshäufigkeit auch die Qualität, den Kontext und die Reflexionsprozesse im Umgang mit KI detaillierter erfassen sollten, um die Kompetenzentwicklung umfassender zu verstehen.

Die emotionale Einstellung gegenüber KI zeigte sich differenziert: Eine enthusiastische Haltung blieb auch nach Kontrolle von Alter ein robuster positiver Prädiktor der AI-Literacy. Der zunächst beobachtete negative Effekt einer besorgten Einstellung verlor hingegen unter Berücksichtigung von Alter seine statistische Signifikanz ($\beta = -.13, p = .07$) und zeigt im finalen Modell nur noch einen tendenziellen Zusammenhang. Da sich der Koeffizient dabei nur geringfügig verändert ($\beta = -.15$ bzw. $-.13$), ist dieser Befund zurückhaltend zu deuten; er ist mit einer Überlagerung von Alter und besorgter KI-Einstellung vereinbar, bei der ältere Studierende sowohl tendenziell besorgter gegenüber KI eingestellt sind als auch eine geringere AI-Literacy berichten. Da keine spezifischen Mediations- oder Moderationsanalysen durchgeführt wurden, bleibt diese Interpretation vorsichtig und dient als Ausgangspunkt für zukünftige Forschung. Insgesamt erscheint die Haltung gegenüber KI relevant, jedoch weniger entscheidend als Technikbereitschaft und die strukturierten Lern- und Nutzungskontexte, in denen KI im Studium eingesetzt wird, was bisherigen Studien mit uneinheitlichen Befunden zu Einstellungen und KI-Kompetenzen entspricht (Bewersdorff et al., 2025; Carolus et al., 2023; Wang et al., 2023).

Die Heterogenität der Stichprobe über verschiedene sozial- und bildungswissenschaftliche Studiengänge und Institutionen hinweg ermöglicht eine breitere Generalisierung und verweist darauf, dass Technikbereitschaft und Nutzungserfahrung disziplinübergreifend relevant sind. Zugleich sind damit Limitationen verbunden: Das Querschnittsdesign erlaubt keine kausalen Schlussfolgerungen, das Selbstberichtsformat ist anfällig für Verzerrungen durch soziale Erwünschtheit oder Fehleinschätzungen, und freiwillige Teilnahme sowie die geschlechtsspezifische Zusammensetzung können Stichprobenverzerrungen bedingen. Vor dem Hintergrund einer möglichen Überlagerung von Alter und emotionaler Einstellung bleibt zudem ungeklärt, ob es sich bei der Signifikanzveränderung der besorgten Einstellung um Konfundierung, Mediation, Moderation oder Suppression handelt; weiterführende Studien mit gezielt angelegten Moderations- bzw. Mediationsmodellen sind hierfür erforderlich.

Die verbleibende Varianz in der selbstberichteten AI-Literacy wird vermutlich durch weitere Faktoren erklärt, die in der vorliegenden Studie nicht erfasst wurden. Neben der Qualität der KI-Nutzung können auch individuelle Lernstrategien, technologische Vorerfahrungen sowie motivational-kognitive Voraussetzungen – etwa Technikselbstwirksamkeit oder wahrgenommene Kontrolle – wichtige Einflussgrößen darstellen, wie einschlägige Arbeiten zu (digitaler) Kompetenzentwicklung und KI-bezogenem Lernen nahelegen (Liu, Su, Alhur & Bin Naeem, 2025). Ebenso deuten Studien darauf hin, dass kontextuelle Rahmenbedingungen wie unterstützende Lernumgebungen, institutionelle Leitlinien zur KI-Nutzung und Peer-Learning-Formate die Entwicklung von AI-Literacy fördern können (Du, Sun, Jiang, Islam & Gu, 2024). Zukünftige Forschung sollte diese Faktoren systematisch

einbeziehen, um ein umfassenderes Verständnis der Kompetenzentwicklung im Umgang mit KI zu gewinnen (Liu et al., 2025).

Implikationen für die Hochschullehre ergeben sich in mehrfacher Hinsicht: Die Förderung von Technikoffenheit und die regelmäßige, didaktisch reflektierte Einbindung qualitativ hochwertiger KI-Anwendungen in Lehrveranstaltungen erscheinen als zentrale Strategien. Dies knüpft an bevölkerungsweite Digitalisierungsstudien in Österreich an, die für Digitalisierung im Allgemeinen ähnliche Effekte berichten (Grünangerl & Prandner, 2024). Peer-Learning-Formate können technikbezogene Unsicherheiten mindern und die Motivation zur Nutzung von KI-Tools steigern. Zugleich sollten ethische Fragestellungen und kritische Reflexionen zu KI integraler Bestandteil der Curricula sein, um Studierende für Chancen und Risiken der digitalen Transformation zu sensibilisieren und sie zu einem verantwortungsvollen Einsatz von KI im professionellen Kontext zu befähigen.

7. Fazit

Die vorliegende Studie liefert empirische Hinweise darauf, dass Technikbereitschaft und eine enthusiastische Einstellung gegenüber KI signifikante positive Prädiktoren der selbstberichteten AI-Literacy bei Studierenden sozial- und bildungswissenschaftlicher Studiengänge sind, während die bloße Nutzungshäufigkeit von KI-Tools – entgegen Hypothese H1c – keinen signifikanten Beitrag leistete. Darüber hinaus erweist sich Alter als eigenständiger negativer Prädiktor der AI-Literacy, während der zunächst beobachtete negative Effekt einer besorgten KI-Einstellung unter Kontrolle von Alter seine statistische Bedeutsamkeit verliert. Dies verweist auf komplexe Zusammenhänge zwischen Alter, Einstellungen zu KI und subjektiver Kompetenzeinschätzung, die in zukünftigen Studien vertieft untersucht werden sollten.

Insgesamt unterstreichen die Befunde, dass die Förderung von KI-Kompetenz im Hochschulkontext nicht allein über die Erhöhung der Nutzungsfrequenz, sondern vor allem über die Stärkung von Technikoffenheit, reflektierter Technikbereitschaft und einen qualitativ hochwertigen Umgang mit KI-Anwendungen gelingen kann. Die Heterogenität der Stichprobe legt dabei eine disziplinübergreifende Relevanz dieser Befunde nahe. Zukünftige Längsschnittstudien sowie qualitative Forschungsansätze könnten dazu beitragen, individuelle Kompetenzentwicklungsprozesse differenzierter zu erfassen, die Rolle von Alters- und Einstellungsunterschieden präziser zu bestimmen und gezielte Fördermaßnahmen evidenzbasiert weiterzuentwickeln. Für die Hochschulpraxis bedeutet dies, Lehr-Lern-Settings so zu gestalten, dass Studierende sowohl technisch wie kritisch-ethisch mit KI umgehen lernen und ihre AI-Literacy als zentrale Schlüsselkompetenz im Kontext sozial- und bildungswissenschaftlicher Professionen ausbauen können.

Literatur

- Ahn, E., Choi, M., Fowler, P. & Song, I. H. (2025). Artificial intelligence (AI) literacy for social work: Implications for core competencies. *Journal of the Society for Social Work and Research*, 16(1), 9–26. <https://doi.org/10.1086/735187>
- Arning, U. (2024). Künstliche Intelligenz und ChatGPT: Über die Zukunft des wissenschaftlichen Publizierens – Jubiläumssymposium zu 20 Jahren German Medical Science. *Information – Wissenschaft & Praxis*, 75(2–3), 129–137. <https://doi.org/10.1515/iwp-2024-2010>
- Bewersdorff, A., Hornberger, M., Nerdel, C. & Schiff, D. S. (2025). AI advocates and cautious critics: How AI attitudes, AI interest, use of AI, and AI literacy build university students' AI self-efficacy. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 8, Article 100340. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2024.100340>
- Buck, I. & Limburg, A. (2023). Hochschulbildung vor dem Hintergrund von Natural Language Processing (KI-Schreibtools). *die hochschullehre*, 2023, 70–84. <https://doi.org/10.3278/HSL2306W>
- Budhathoki, T., Zirar, A., Tchouamou Njoya, E. & Timsina, A. (2024). ChatGPT adoption and anxiety: A cross-country analysis utilising the unified theory of acceptance and use of technology (UTAUT). *Studies in Higher Education*, 49(5), 831–846. <https://doi.org/10.1080/03075079.2024.2333937>
- Carolus, A., Koch, M. J., Straka, S., Latoschik, M. E. & Wienrich, C. (2023). MAILS – Meta AI literacy scale: Development and testing of an AI literacy questionnaire based on well-founded competency models and psychological change- and meta-competencies. *Computers in Human Behavior: Artificial Humans*, 1(2), 100014. <https://doi.org/10.1016/j.chbah.2023.100014>
- Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS Quarterly*, 13(3), 319–340. <https://doi.org/10.2307/249008>
- Du, H., Sun, Y., Jiang, H., Islam, A. Y. M. A. & Gu, X. (2024). Exploring the effects of AI literacy in teacher learning: An empirical study. *Humanities and Social Sciences Communications*, 11, 559. <https://doi.org/10.1057/s41599-024-03101-6>
- Franceschini, C. (2024). *Pilot:in bleiben: Potentiale und Risiken generativer KI in Hinblick auf Schreibzentrumsarbeit an Hochschulen*. Abschlussarbeit zur Schreibberater:innen-Ausbildung. Akademie für wissenschaftliche Weiterbildung in Kooperation mit der Pädagogischen Hochschule Freiburg und der Fachhochschule Vorarlberg. Verfügbar unter: https://opus.fhv.at/frontdoor/deliver/index/docId/5390/file/Abschlussarbeit_final.pdf
- Grünangerl, M. & Prandner, D. (2024). *Digital Skills Austria 2024*. Zenodo. <https://doi.org/10.5281/zenodo.14295830>

- Habibi, A., Muhaimin, M., Danibao, B.K., Wibowo, Y.G., Wahyuni, S. & Octavia, A. (2023). ChatGPT in higher education learning: Acceptance and use. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 5, 100190. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2023.100190>
- Liu, Y., Su, Y.-Y., Alhur, A.A. & Bin Naeem, S. (2025). *Factors influencing artificial intelligence (AI) literacy in the age of generative AI chatbots for health information seeking. Information Development*. <https://doi.org/10.1177/02666669251343030>
- Livingstone, S., Mascheroni, G. & Stoilova, M. (2023). The outcomes of gaining digital skills for young people's lives and wellbeing: A systematic evidence review. *New Media & Society*, 25, 1176–1202. <https://doi.org/10.1177/14614448211043189>
- Long, D. & Magerko, B. (2020). What is AI literacy? Competencies and design considerations. In *Proceedings of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems* (pp. 1–13). ACM. <https://doi.org/10.1145/3313831.3376727>
- Marikyan, D. & Papagiannidis, S. (2026). Unified Theory of Acceptance and Use of Technology: A review. In S. Papagiannidis (Hrsg.), *TheoryHub Book*. <https://open.ncl.ac.uk/theory-library/unified-theory-of-acceptance-and-use-of-technology.pdf>
- Neyer, F.J., Felber, J. & Gebhardt, C. (2012). Entwicklung und Validierung einer Kurzsкала zur Erfassung von Technikbereitschaft. *Diagnostica*, 58(2), 87–99. <https://doi.org/10.1026/0012-1924/a000067>
- Nuwasiima, M., Ahonon, M.P. & Kadiri, C. (2024). The role of artificial intelligence (AI) and machine learning in social work practice. *World Journal of Advanced Research and Reviews*, 24(1), 80–97. <https://doi.org/10.30574/wjarr.2024.24.1.2998>
- Prandner, D. (2026). Are they aware when AI is used? And what do they think that AI should be used for? Insights into the Digital Skills Austria III Study. In L. Hagedorn, U. Schmid, S. Winter & S. Woltran (Hrsg.), *Digital humanism. DIG-HUM 2025* (Lecture Notes in Computer Science, Bd. 16319, S. 381–389). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-032-11108-1_29
- Schindler, K. (2023). ChatGPT oder Überlegungen zu den Veränderungen des Schreibens in der Schule. *MiDU – Medien im Deutschunterricht*, 5(2), 1–21. <https://doi.org/10.18716/OJS/MIDU/2023.2.5>
- Strzelecki, A. (2024). Students' acceptance of ChatGPT in higher education: An extended unified theory of acceptance and use of technology. *Innovative Higher Education*, 49, 223–245. <https://doi.org/10.1007/s10755-023-09686-1>
- Swoboda, M. (2023). *Wissenschaftlich schreiben leicht gemacht: Ein Leitfaden für Architektur- und Designstudiengänge*. Wiesbaden: Springer Vieweg. <https://doi.org/10.1007/978-3-658-42166-3>
- Ursavaş, Ö.F. (2022). Unified Theory of Acceptance and Use of Technology Model (UTAUT). In *Conducting Technology Acceptance Research in Education* (pp. 111–133). Cham: Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-031-10846-4_6

-
- Venkatesh, V., Morris, M. G., Davis, G. B. & Davis, F. D. (2003). User Acceptance of Information Technology: Toward a Unified View. *MIS Quarterly*, 27(3), 425–478. <https://doi.org/10.2307/30036540>
- Wang, B., Rau, P. L. P. & Yuan, T. (2023). Measuring user competence in using artificial intelligence: Validity and reliability of artificial intelligence literacy scale. *Behaviour & Information Technology*, 42(9), 1324–1337. <https://doi.org/10.1080/0144929X.2022.2072768>

