

## Künstliche Intelligenz Akzeptanz und AI-Literacy unter Lehramtsstudierenden

### Theoretischer Hintergrund

Die fortschreitende Digitalisierung und die dadurch bedingte Transformation schulischer Lehr- und Lernprozesse (Scheiter, 2017) stellen Lehrkräfte bei der Unterrichtsgestaltung immer wieder vor neue Herausforderungen (z.B. Eickelmann, 2018). Lehramtsstudierende müssen zukünftig diese Bildungsaufgaben übernehmen. Auch wenn die Studierenden von klein auf mit digitalen Medien aufgewachsen und scheinbar mit diesen Technologien vertraut sind, zeigt sich in der Forschung ein anderes Bild. Trotz der zunehmenden Relevanz digitaler Medien sammeln Lehramtsstudierende in ihrem Studium häufig zu wenig praktische Erfahrungen mit digitalen Technologien (Eickelmann, Bos & Labusch, 2019) und schätzen ihre digitalen Kompetenzen nur als mittelmäßig ein (Drossel & Eickelmann, 2018). Die Diskrepanz zwischen den digitalen Anforderungen und den unzureichenden Erfahrungen im Lehramtsstudium verdeutlicht einen akuten Handlungsbedarf. Somit gewinnen insbesondere die Auseinandersetzung mit neuen Technologien wie Künstlicher Intelligenz (KI) und deren Implementierung in die Lehre zunehmend an Bedeutung. Die Bereitschaft zur Auseinandersetzung mit KI bildet dabei eine wichtige Grundlage. Im Technologie-Akzeptanz-Modell (siehe Abb. 1) lassen sich zwei Einflussfaktoren auf die Einstellung und somit auf die Akzeptanz einer Technologie durch eine Person identifizieren: Der wahrgenommene Nutzen und die Benutzerfreundlichkeit. Aus diesen beiden Faktoren leiten sich sowohl positive als auch negative Einstellungen ab, die die Gesamteinstellung einer Person formen. Eine positive Einstellung fördert die Absicht zur Nutzung der Technologie, wohingegen eine negative Einstellung die Nutzungsabsicht verringert. Darüber hinaus kann die Nutzungsintention einer Technologie auch unabhängig von den individuellen Ansichten einer Person beeinflusst werden. Dies ist gegeben, wenn beispielsweise der Mehrwert oder die Effizienzsteigerung durch die Technologie offensichtlich erscheint. Die Nutzungsintention bedingt schließlich die tatsächliche Nutzung einer Technologie. Jede Nutzung einer Technologie führt automatisch zu Erfahrungen, sodass sich das Technologie-Akzeptanz-Modell um diese Komponente erweitern lässt. Durch positive Erfahrungen verstärkt sich nach Banduras Selbstwirksamkeitstheorie (Bandura, 1997) das Vertrauen in die eigene Kompetenz und es entsteht ein Gefühl der Kontrolle. Die erfolgreiche Anwendung einer Technologie kann auch den wahrgenommenen Nutzen steigern und sich positiv auf die Einstellung auswirken, da erfahrene Nutzer beispielsweise mehr Einsatzmöglichkeiten einer Technologie erkennen und ihnen die Bedienung aufgrund der Vertrautheit intuitiver erscheint.

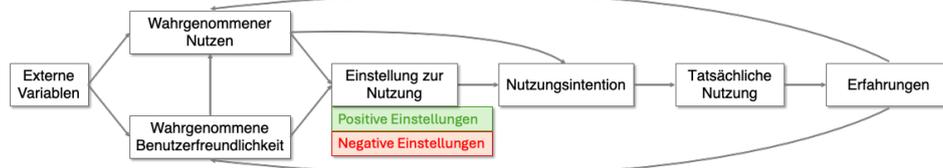


Abb. 1 Um Erfahrungen erweitertes Technologie-Akzeptanz-Modell (nach Davis, 1986)

## **Forschungsinteresse und Hypothesen**

Der Fokus dieser Arbeit liegt auf der Analyse der Einstellung und Kompetenzeinschätzung von Lehramtsstudierenden bzgl. KI in Abhängigkeit von bereits gesammelten Erfahrungen. Vor dem dargelegten theoretischen Hintergrund lassen sich folgende Hypothesen ableiten:

- Lehramtsstudierende sammeln im Studium zu wenig Erfahrungen mit digitalen Medien (Eickelmann, Bos, & Labusch, 2019), d.h. (H1) KI-Werkzeuge werden in Lehrveranstaltungen und auch von den Studierenden kaum genutzt.
- Die Einstellung einer Person zu einer Technologie ist ein entscheidender Prädiktor für die Nutzung (Davis, 1986), d.h. (H2) Lehramtsstudierende, die KI-Werkzeuge nutzen, sehen mehr Chancen und weniger Risiken bzgl. der Technologie als unerfahrene Studierende.
- Durch positive Erfahrungen erhöht sich das Vertrauen einer Person in die eigenen Kompetenzen (Bandura, 1997), d.h. (H3) Lehramtsstudierende, die KI-Werkzeuge nutzen, schätzen ihre KI-Kompetenzen, ihre Selbstwirksamkeit und ihre Selbstkompetenz höher ein als unerfahrene Studierende.

## **Studiendesign und Ergebnisse**

Diesem Beitrag liegen Daten aus einer zu Beginn des Sommersemesters 2024 an der Universität Würzburg durchgeführten Online-Erhebung zugrunde. An der anonymen Studie beteiligten sich insgesamt 221 Lehramtsstudierende aller Fächer (60 m, 160 w, 1 d) unterschiedlicher Lehrämter (36,7 % GYM, 35,3 % GS, 15,4 % FS, 7,7 % RS, 5,0 % MS).

Im Rahmen der Erhebung haben die Studierenden auf einer vierstufigen Likert-Skala eingeschätzt, wie häufig KI-Werkzeuge in den von ihnen besuchten Lehrveranstaltungen eingesetzt wurden und wie häufig sie KI-Werkzeuge für ihr Studium nutzen. Hinsichtlich der Lehrveranstaltungen geben die Befragten an, dass KI-Werkzeuge bislang nie (75,1 %) bzw. nur selten (18,6 %) genutzt werden. Nur ein sehr geringer Anteil der Studierenden bewertet die Häufigkeit des Einsatzes als gelegentlich (5,4 %) bzw. regelmäßig (0,9 %). Im Vergleich dazu nutzen Lehramtsstudierende im Studium KI-Werkzeuge etwas häufiger (29,0 % gelegentlich, 6,8 % regelmäßig), obwohl auch hier noch ein erheblicher Anteil diese Technologie nie (40,3 %) oder nur selten (24,0 %) einsetzt. Die Studierenden, die angaben, KI-Werkzeuge für ihr Studium zu nutzen, erhielten automatisch eine ergänzende offene Frage zum spezifischen Nutzungszweck. In den Antworten wurden unter anderem die Unterstützung bei der Recherche für Hausarbeiten, das Lösen von Übungsblättern sowie die Vorbereitung auf Prüfungen genannt.

Basierend auf den angegebenen Erfahrungen im Einsatz von KI-Werkzeugen im Studium wurden die befragten Studierenden für die weiteren Analysen in zwei Erfahrungsgruppen aufgeteilt: Die erste Gruppe umfasst alle Studierenden ohne Nutzungserfahrungen und die zweite Gruppe diejenigen mit vorhandenen Erfahrungen. Zum Vergleich der Einstellungen bezüglich KI in den beiden erwähnten Gruppen wurde das Testinstrument GAAIS (Schepman & Rodway, 2023) genutzt. Der Test besteht aus zwölf Items zu positiven Einstellungen ( $\alpha = 0.82$ ) und acht Items zu negativen Einstellungen ( $\alpha = 0.78$ ), die auf einer fünfstufigen Likert-Skala bewertet werden. Eine einfaktorielle MANOVA zeigt einen statistisch signifikanten Unterschied zwischen den Erfahrungsgruppen für die Mittelwerte der positiven und negativen Einstellungen als abhängige Variablen,  $F(2, 218) = 18.5$ ,  $p < .0001$ ,  $\eta_{part}^2 = 0.15$ , Wilk's  $\Lambda = 0.855$ . In den post-hoc-Analysen zeigen die einfaktoriellen ANOVAs signifikante Unterschiede bei den positiven Einstellungen  $F(1, 219) = 37.2$ ,  $p < 0.0001$ ,  $\eta_{part}^2 = 0.145$  (große Effektstärke) und bei den negativen Einstellungen,  $F(1, 219) = 4.76$ ,  $p = 0.03$ ,  $\eta_{part}^2 = 0.021$  (kleine Effektstärke).

Mithilfe des Meta-AI-Literacy-Tests MAELS (Carolus et al., 2023) und einem Strukturgleichungsmodell (siehe Abb. 2) wurden übergeordnete Faktoren zur AI-Literacy (AILit), AI-Self-Efficacy (AISEff) und AI-Self-Competency (AISCom) im Umgang mit KI miteinander in Beziehung gesetzt. Die Fit-Indizes (CFI = .95, RMSEA = .052, SRMR = .055) sprechen für eine akzeptable bis gute Passung des Modells (Hu & Bentler, 1999; MacCallum et al., 1996), auch wenn der Chi-Quadrat-Test aufgrund der Komplexität des Modells signifikant ist ( $\chi^2(381) = 625^{***}$ ).

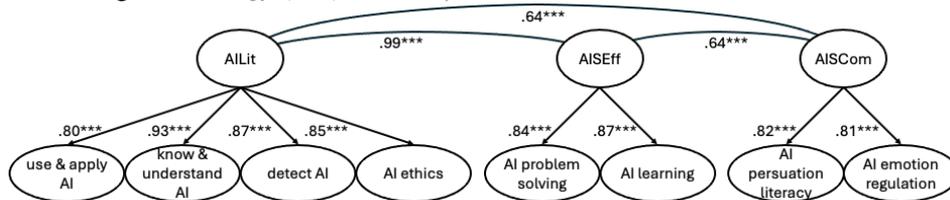


Abb. 2 Strukturgleichungsmodell zum Meta-AI-Literacy-Test (nach Carolus et al., 2023)

Eine einfaktorische MANOVA zeigt einen statistisch signifikanten Unterschied zwischen den Erfahrungsgruppen und den drei abhängigen Variablen AILit, AISEff und AISCom ( $F(3, 217) = 12.58, p < .0001, \eta_{part}^2 = 0.15, \text{Wilk's } \Lambda = 0.852$ ). In den post-hoc-Analysen zeigen alle einfaktorischen ANOVAs signifikante Unterschiede:

- AILit:  $F(1, 219) = 34.4, p < 0.0001, \eta_{part}^2 = 0.136$  (mittlere Effektstärke)
- AISEff:  $F(1, 219) = 34.7, p < 0.0001, \eta_{part}^2 = 0.137$  (mittlere Effektstärke)
- AISCom:  $F(1, 219) = 9.43, p = 0.002, \eta_{part}^2 = 0.041$  (kleine Effektstärke)

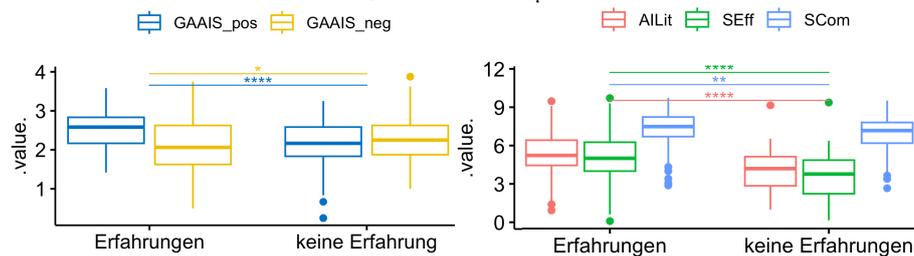


Abb. 3 Ergebnisse zum GAAIS (links) und MAELS (rechts) in Abhängigkeit der Erfahrungen

### Ergebnisdiskussion und Ausblick

Ausgehend von den Ergebnissen können alle aufgestellten Hypothesen bestätigt werden. KI scheint bislang in der Hochschullehre noch eine untergeordnete Rolle zu spielen. Ein Großteil der Lehramtsstudierenden nutzt noch keine KI-Werkzeuge im Studium. Sie sehen im Vergleich zu Studierenden, die bereits KI-Werkzeuge verwenden, weniger Chancen und mehr Risiken dieser Technologie. Auch schätzen sie ihre Kompetenzen, ihre Selbstwirksamkeit und ihr Selbstkonzept niedriger ein. Das alles sind entscheidende Faktoren für die Bereitschaft, KI später im schulischen Kontext zu nutzen. Setzen sich Lehramtsstudierende selbst mit KI auseinander, erhöht dies die Wahrscheinlichkeit der zukünftigen unterrichtlichen Nutzung. Gleichzeitig birgt eine unreflektierte Nutzung ethische und datenschutzrechtliche Risiken. Umso wichtiger erscheint es, KI bewusst und didaktisch fundiert in die Hochschullehre zu integrieren. Damit dies gelingt, ist die empirische Erforschung innovativer Ideen wichtig. Ein Beispiel hierfür stellt das Würzburger KI-Projekt dar, bei dem Studierende mit Hilfe von ChatGPT im Rahmen eines Lehr-Lern-Labor ihre ersten Unterrichtserfahrungen reflektieren (Danköhler, Lutz & Trefzger, 2024).

## Literatur

- Bandura, A. (1997). *Self-efficacy: The exercise of control*. Macmillan.
- Damköhler, Lutz & Trefzger (2024). Das Würzburger KI-Projekt: ChatGPT als Reflexionscoach im Lehr-Lern-Labor-Seminar Physik. In: Johannes Huwer, Sebastian Becker-Genschow, Christoph Thyssen, Lars-Jochen Thoms, Alexander Finger, Lena von Kotzebue, Erik Kremser, Monique Meier, Till Bruckermann (Hrsg.). *Kompetenzen für den Unterricht mit und über Künstliche Intelligenz Perspektiven, Orientierungshilfen und Praxisbeispiele für die Lehramtsausbildung in den Naturwissenschaften*. Münster: Waxmann.
- Davis, F. D. (1986). A technology acceptance model for empirically testing new end-user information systems. *Theory and Results/Massachusetts Institute of Technology*.
- Drossel, K., & Eickelmann, B. (2018). Die Rolle der Lehrerprofessionalisierung für die Implementierung neuer Technologien in den Unterricht—Eine Latent-Class-Analyse zur Identifikation von Lehrertypen. *MedienPädagogik: Zeitschrift für Theorie und Praxis der Medienbildung*, 31, 166-191.
- Eickelmann, B. (2018). Digitalisierung in der schulischen Bildung – Entwicklungen, Befunde und Perspektiven für die Schulentwicklung und die Bildungsforschung. In N. McElvany, F. Schwabe, W. Bos & H. G. Holtappels (Hrsg.), *Digitalisierung in der schulischen Bildung. Chancen und Herausforderungen* (S. 11–25). Münster: Waxmann.
- Eickelmann, B., Bos, W., & Gerick, J. (2019): ICILS 2018 #Deutschland: Computer- und informationsbezogene Kompetenzen von Schülerinnen und Schülern im zweiten internationalen Vergleich und Kompetenzen im Bereich Computational Thinking. Münster.
- Eickelmann, B. & Gerick, J. (2018). Herausforderungen und Zielsetzungen im Kontext der Digitalisierung von Schule und Unterricht. Teil 3: Neue Aufgaben für die Schulleitung. *Schulverwaltung Hessen/Rheinland-Pfalz*, 23(7–8), 200–202.
- Hu, L. T., & Bentler, P. M. (1999). Cutoff criteria for fit indexes in covariance structure analysis: Conventional criteria versus new alternatives. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 6(1), 1-55.
- MacCallum, R. C., Browne, M. W., & Sugawara, H. M. (1996). Power analysis and determination of sample size for covariance structure modeling. *Psychological Methods*, 1(2), 130-149.
- Scheiter, K. (2017). Lernen mit digitalen Medien – Potenziale und Herausforderungen aus Sicht der Lehr-Lernforschung. *Schulmanagement Handbuch*, 164(4), 33–47.
- Schepman, A., & Rodway, P. (2023). The General Attitudes towards Artificial Intelligence Scale (GAAIS): Confirmatory validation and associations with personality, corporate distrust, and general trust. *International Journal of Human–Computer Interaction*, 39(13), 2724-2741.