

Analyse der Einstellung von Lehramtsstudierenden der Mathematik zur Nutzung von KI-Tools mittels Q-Methode

LAURA JOTSCHKE, TU DRESDEN

Zusammenfassung: Der europäische Kompetenzrahmen DigCompEdu fordert von Lehrkräften zukünftig die Vermittlung von Kompetenzen im reflektierten Umgang mit Künstlicher Intelligenz (KI) an ihre Schüler:innen. Um auf diese Aufgabe vorbereitet zu sein, müssen angehende Lehrkräfte selbst über fundierte Kenntnisse und KI-Kompetenzen verfügen. Anhand der Q-Methode analysiert dieser Beitrag die Einstellungen von Lehramtsstudierenden der Mathematik zur Nutzung von KI-Tools und gleicht diese mit den Vorgaben des europäischen Kompetenzrahmens DigComp 2.2 ab. Es können drei zentrale Einstellungsprofile klassifiziert, besondere Ausprägungen dieser Gruppen identifiziert und Handlungsempfehlungen für die Lehrkräftebildung abgeleitet werden.

Abstract: The European competence framework DigCompEdu requires teachers to teach their students skills in the reflective use of artificial intelligence (AI) in the future. In order to be prepared for this task, prospective teachers themselves must have sound knowledge and AI skills. Using the Q-method, this article analyzes the mindset of student teachers of mathematics on the use of AI tools and compares it with the requirements of the European Competence Framework DigComp 2.2. Three central mindset profiles can be classified, particular characteristics of these groups can be identified and recommendations for teacher training can be derived.

1 Einleitung

Künstliche Intelligenz (KI) -Technologien werden nahezu alle Lebensbereiche unserer Gesellschaft tiefgreifend verändern. Entsprechend gewinnen Kompetenzen im Umgang mit diesen Technologien sowohl im Alltag als auch in vielen Berufsfeldern zunehmend an Bedeutung. Laut dem Rahmenwerk für digitale Kompetenzen der Europäischen Kommission (DigComp 2.2) ist für einen kompetenten Umgang mit KI-Technologien auch ein grundlegendes technisches Verständnis erforderlich (Vuorikari et al. 2022, S. 77). Einen Beitrag hierzu können vor allem die Schulfächer Mathematik und Informatik leisten (Schönbrodt & Oldenburg, 2024). Um einen kompetenten Umgang mit KI-Technologien zu vermitteln, müssen angehende Lehrkräfte selbst über fundierte Kenntnisse und Kompetenzen im Bereich KI verfügen.

Technologie Akzeptanz Modelle (TAM) gehen davon aus, dass unter anderem die Einstellung zur Nutzung von Technologie die Nutzungsabsicht und damit das tatsächliche Nutzungsverhalten beeinflusst (Simon, 2022; Scherer & Teo, 2019). Erste Studien zeigen, dass sich dies auch auf die Nutzung von KI-Technologien übertragen lässt (Strzelecki, 2023; Heil et al., 2024). Die Datenanalyse von Heil et al. (2024) ergab, dass die Einstellung zu KI signifikant die beabsichtigte Nutzung von KI-Werkzeugen erklärt. Bisherige Studien zur Kompetenz und Einstellung von Lehrkräften gegenüber digitalen und KI-Tools basieren hauptsächlich auf Likert-Skalen (Esteve-Mon et al., 2022; Heil et al., 2024; Strzelecki, 2023). Die vorliegende Studie wählt mit der Q-Methode einen Ansatz, der es ermöglicht komplexere Einstellungsmuster zu erkennen, in dem die Teilnehmenden verschiedene Aussagen in Relation zueinander bewerten müssen (Müller & Kals, 2004). Im Beitrag werden die Einstellungen von Mathematiklehramtsstudierenden an der TU Dresden zur Nutzung von KI-Tools untersucht. Ziel dieser Studie ist es, typische Einstellungsprofile von Mathematiklehramtsstudierenden gegenüber dem Einsatz von KI im Studium zu identifizieren und diese systematisch im Hinblick auf den europäischen Kompetenzrahmen DigComp 2.2 zu analysieren. Die gewonnenen Erkenntnisse sollen als Grundlage für die Entwicklung zielgerichteter hochschulischer Bildungs- und Qualifizierungsangebote zur Förderung digitaler und KI-bezogener Kompetenzen im Lehramtsstudium dienen. Dabei werden folgende Forschungsfragen leitend untersucht:

Welche Einstellungsprofile lassen sich bei angehenden Mathematiklehrkräften im Umgang mit KI-Tools identifizieren?

Welche Handlungsbedarfe und Bildungsmaßnahmen bezogen auf den DigComp 2.2 lassen sich aus diesen Einstellungsprofilen für angehende Mathematiklehrkräfte ableiten?

Der Fokus auf Mathematiklehramtsstudierende ergibt sich dabei aus der besonderen Rolle des Fachs: Mathematische Grundlagen sind essenziell für die Entwicklung und das Verständnis von KI-Technologien (Deutsche Mathematiker Vereinigung, 2024; Schönbrodt & Oldenburg, 2024), gleichzeitig müssen Mathematiklehrkräfte in der Lage sein, KI-

Tools kritisch zu evaluieren und deren Grenzen im mathematischen Kontext zu erkennen (Buchholtz et al. 2024; Bekiarids, 2024). Diese doppelte Anforderung - das Verständnis der mathematischen Grundlagen von KI einerseits, die kompetente und didaktische Nutzung von KI-Tools andererseits - macht Mathematiklehrkräfte zu einer besonders relevanten Zielgruppe für die Untersuchung von Einstellungen gegenüber der Nutzung von KI-Tools.

2 Europäische Rahmenwerke und Kompetenzbegriff

Der Begriff „Kompetenz“ findet in der Literatur diverse Definitionen (North, 2023; André & Bauer et al., 2023). Generell gilt,

„dass erst dann Kompetenzen manifest werden, wenn Wissen in Handlung umgesetzt wird.“ (North, 2023; S. 43)

Bezogen auf KI-Kompetenzen sollen Studierende, also nicht nur über Wissen aus diesem Bereich verfügen, sondern KI-Technologien aktiv im Studium nutzen. Auch hier gibt es (häufig abhängig von der Zielgruppe) unterschiedliche Auslegungen und Definitionen von KI-Kompetenzen (André & Bauer et al., 2023; UNESCO, 2024).

Die europäische Kommission hat das Digital Competence Framework for Citizens (DigComp) 2013 veröffentlicht. Dieses Rahmenwerk bietet eine ausführliche Beschreibung und Definition von digitalen Kompetenzen und gliedert diese in fünf Bereiche: Informations- und Datenkompetenz, Kommunikation, Erstellung von Inhalten, Sicherheit und Problemlösung. Diesen fünf Bereichen werden 21 spezifische Kompetenzen zugeordnet. Jeder dieser Kompetenzen wird auf acht Kompetenzstufen von

grundlegend bis hoch spezialisiert beschrieben, wobei die Stufen den Grad der Ausprägung einer bestimmten Kompetenz anzeigen sollen. Im Jahr 2022 erschien die neuste Version, der DigComp 2.2 (Vuorikari et al. 2022), welche Beispiele bezogen auf KI enthält und damit digitale Kompetenzen auf den Umgang mit KI-Technologien erweitert. Entsprechend werden in diesem Beitrag KI-Kompetenzen als spezifische digitale Kompetenzen gemäß DigComp 2.2 definiert, welche sich auf den Umgang mit KI-Technologien fokussieren. Im DigComp 2.2 wird KI-Kompetenz in drei Dimensionen unterteilt:

- **Wissen:** Umfasst grundlegendes Verständnis der Funktionsweise und Einsatzbereiche von KI sowie theoretisches Wissen über rechtliche Rahmenbedingungen wie die DSGVO.
- **Fähigkeiten:** Bezieht sich auf die praktische Anwendung von KI zur Verbesserung des eigenen Lebens, einschließlich der Auswahl und Nutzung geeigneter Werkzeuge.
- **Einstellung:** Umfasst die Fähigkeit, Chancen und Risiken von KI kritisch zu bewerten und sich fundiert an gesellschaftlichen und politischen Diskussionen zu beteiligen.

Während DigComp den allgemeinen europäischen Rahmen für digitale Kompetenzen aller Bürger:innen darstellt, existieren ergänzende Frameworks für spezifische Kontexte, darunter DigCompEdu, DigCompConsumers und DigCompOrg (Vuorikari et al., 2022, S. 67). Der DigCompEdu (Redecker & Punie, 2017) adressiert insbesondere die digitalen Kompetenzen von Lehrenden, um digitale Technologien didaktisch und pädagogisch sinnvoll in Lehr- und Lernprozesse integrieren können.

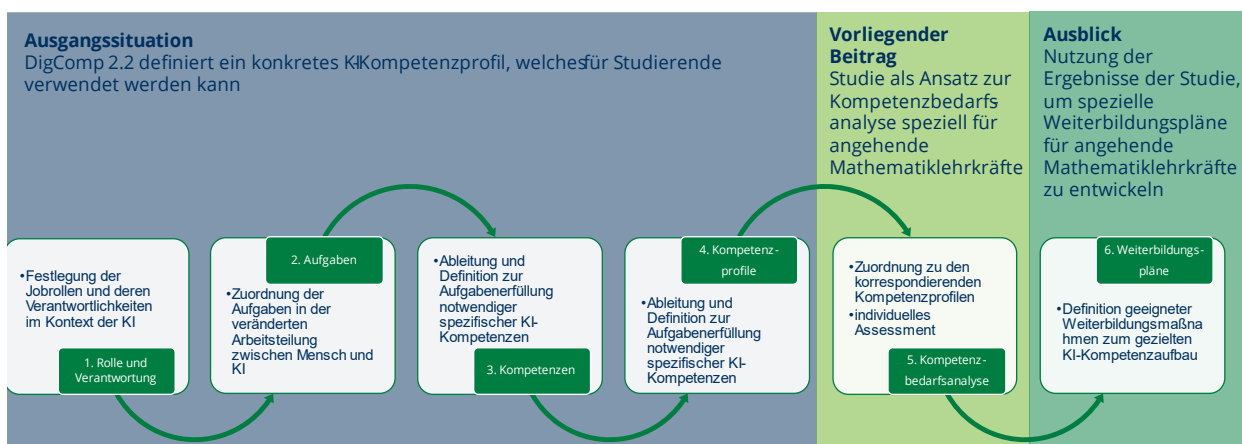


Abb. 1: Darstellung des Kompetenzmanagement-Prozess nach André & Bauer et al. (2023) mit der Einordnung des vorliegenden Forschungsvorhabens

Die vorliegende Studie betrachtet Studierende im ersten und dritten Fachsemester. Vor diesem Hintergrund richtet sich der Fokus der vorliegenden Studie auf die Einstellung von Mathematiklehramtsstudierenden gegenüber KI-Technologien – und zwar im Rahmen des DigComp 2.2, der im Unterschied zum primär lehrbezogenen DigCompEdu-Rahmen auch die Perspektive von Lernenden abbildet. Angesichts der zugrundeliegenden Zielgruppe – Studierende und keine erfahrenen Mathematiklehrkräfte – erscheint der DigComp 2.2 für die Abdeckung relevanter Kompetenzbereiche passend.

Zur Einordnung des Beitrags wird im Folgenden auf den Kompetenzmanagement-Prozess nach André und Bauer (2023) eingegangen. Die KI-Kompetenzentwicklung kann gemäß diesem Prozess über sechs aufeinander aufbauende Schritte realisiert werden (André & Bauer et al., 2023). Dieser Prozess ist in Abb. 1 dargestellt und kurz beschrieben. Bezogen auf die vorliegende Studie ist die Jobrolle und Aufgaben von angehenden Mathematiklehrkräften klar umrissen (vgl. Abb. 1, Schritt 1 und Schritt 2). Der DigComp 2.2 kann – mit Fokus auf den Umgang mit KI-Technologien – als theoretische Grundlage für die Entwicklung eines KI-Kompetenzprofils herangezogen werden (vgl. Abb. 1, Schritte 1-4) (Bekiarids, 2024). Die vorliegende Studie leistet auf dieser Basis einen Beitrag zur Kompetenzbedarfsanalyse angehender Mathematiklehrkräfte. Ziel ist es, auf Grundlage des Kompetenzmanagement-Prozesses und des DigComp 2.2 unterschiedliche Einstellungsprofile im Umgang mit KI-Tools zu identifizieren und daraus Handlungsbedarfe sowie Bildungsmaßnahmen für die hochschulische Ausbildung abzuleiten. Die dabei identifizierten Kompetenzlücken können gezielt für den systematischen Aufbau von KI-Kompetenzen im Lehramtsstudium genutzt werden (André & Bauer et al., 2023).

3 Technologie Akzeptanz Modell

Da sich KI-Kompetenzen – wie zuvor erläutert – unter anderem in der konkreten Nutzung von KI-Tools zeigen, werden in der vorliegenden Studie die Einstellungen zur Nutzung dieser Tools untersucht. Der gewählte Zugang über Einstellungen basiert auf der Technologieakzeptanzforschung, die einen zentralen theoretischen Rahmen zur Erklärung der Akzeptanz und Nutzung innovativer Technologien bietet (Simon, 2022). Dabei stehen verschiedene Modelansätze zur Verfügung, um technologiebezogene Einstellungen und Verhaltensabsichten systematisch zu analysieren.

Das von Davis (1986) entwickelte Technology Acceptance Model (TAM) zählt zu den am weitesten verbreiteten Modellen zur Erklärung nutzerseitiger Technologieakzeptanz. Es geht davon aus, dass die Einstellung zur Nutzung maßgeblich durch zwei Faktoren beeinflusst wird: den wahrgenommenen Nutzen (perceived usefulness) und die wahrgenommene Einfachheit der Nutzung (perceived ease of use). Diese beiden Faktoren wirken sich auf die Nutzungsabsicht (behavioral intention) aus, die wiederum als Prädiktor für die tatsächliche Nutzung eines technologischen Systems gilt. Eine positive Bewertung hinsichtlich Nutzens und Einfachheit fördert somit die Bereitschaft zur Nutzung – und damit die tatsächliche Anwendung (Davis, 1989).

Ein weiterentwickelter Ansatz ist das Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT)-Modell, das auf dem TAM sowie weiteren Akzeptanzmodellen basiert (Simon, 2022). UTAUT integriert mehrere Einflussgrößen auf das Nutzungsverhalten: Leistungserwartung¹, Aufwandserwartung², sozialer Einfluss sowie erleichternde Bedingungen. Die explizite Einstellung zur Nutzung wird dabei nicht als eigenständiges Konstrukt modelliert, sondern ist in den genannten Faktoren – insbesondere in den Erwartungen und dem sozialen Einfluss – implizit enthalten. Besonders die erleichternden Bedingungen, d. h. die wahrgenommenen technischen und organisatorischen Rahmenbedingungen, wirken sich direkt auf das tatsächliche Nutzungsverhalten aus (Simon, 2022).

Laut Strzelecki (2023) lassen sich die zentralen Annahmen des UTAUT-Modells auch auf KI-Tools wie ChatGPT übertragen. Dabei zeigte sich jedoch kein signifikanter Einfluss der erleichternden Nutzungsbedingungen auf die tatsächliche Nutzung. Heil et al. (2024) erweitern den UTAUT-Rahmen, indem sie die drei Dimensionen von KI-Kompetenz gemäß DigComp 2.2 – Einstellung, Fähigkeit und Wissen – als zusätzliche Prädiktoren der Nutzungsabsicht untersuchen. Ihre Ergebnisse belegen, dass insbesondere die Einstellung gegenüber KI-Technologien einen signifikant positiven Einfluss auf die Nutzungsabsicht hat, während Fähigkeiten sogar negativ und Wissen keinen signifikanten Einfluss zeigen. Weitere Einflussfaktoren wie die Wahrnehmung von KI als Konkurrenz oder Kooperationspartner (Dang & Liu, 2022) sowie die Nutzungsgewohnheit (Strzelecki, 2023) wirken ebenfalls auf die Nutzungsintention, wenngleich deren Wechselwirkungen mit der Kompetenzdimension bislang ungeklärt bleiben.

Diese theoretischen Modelle und empirischen Befunde unterstreichen die Relevanz von Einstellungen als zentrale Dimension digitaler Kompetenzentwicklung – insbesondere im Hinblick auf die Nutzung von KI-Tools. In der vorliegenden Studie fungiert das TAM-Modell somit nicht als zu prüfendes empirisches Modell, sondern als theoretische Grundlage, welche die Erhebung von Einstellungsmustern als notwendige Voraussetzung für die Vorhersage von Nutzungsverhalten legitimiert. Es wird untersucht, welche typischen Einstellungsprofile sich bei Mathematiklehramtsstudierenden im Umgang mit KI-Tools identifizieren lassen.

4 Methodik

Zur Identifizierung der Einstellungsprofile wurde ein Q-methodologischer Zugang gewählt. Die Q-Methode ist ein systematisches Verfahren zur Exploration subjektiver Sichtweisen, das qualitative und quantitative Elemente integriert (Brown, 1993; Watts, 2012; Müller & Kals, 2004). Diesen Ansatz verwendet Jaschke (2018) auch, um mathematikunterrichtsbezogene Überzeugungen zu typisieren.

Im Unterschied zu klassischen Erhebungsverfahren wie Likert-Skalen, die in bisherigen Studien zur digitalen und KI-bezogenen Kompetenz- und Einstellungsmessung dominieren (Heil et al., 2024; Strzelecki, 2023), erlaubt die Q-Methode eine relational-kontextuelle Bewertung von Aussagen. Bei Likert-Skalen kann mehreren Aussagen simultan mit hoher Zustimmung begegnet werden, ohne dass eine Priorisierung erforderlich ist. So wäre es etwa möglich, sowohl der Aussage „KI-generierte Inhalte müssen kritisch reflektiert werden“ als auch „Datenschutzbestimmungen gemäß europäischem Standard sind Grundlage für die Nutzung von KI-Tools“ jeweils uneingeschränkt zuzustimmen. Eine solche parallele Zustimmung erfasst jedoch nicht, welche Einstellung im Handeln ausschlaggebender ist. Die Q-Methode adressiert dieses Defizit, indem sie Teilnehmende dazu auffordert, Aussagen in ein Verhältnis zueinander zu setzen und entlang eines vorgegebenen Rasters – zumeist in Form einer quasinormalverteilten Matrix – zu sortieren (Müller & Kals, 2004). Dieses Vorgehen zwingt die Teilnehmenden dazu, Aussagen zueinander in Relation zu setzen und zu gewichten – was eine tiefergehende Einschätzung individueller Prioritäten ermöglicht (Müller & Kals, 2004; Jaschke, 2018).

Gerade im Hinblick auf Modelle wie TAM und UTAUT kann dies ein relevanter Vorteil sein: Wenn – wie Heil et al (2024) festgestellt – Einstellungen die Nutzungsabsicht von KI-Tools signifikant beeinflussen,

dann sind besonders stark priorisierte Aussagen möglicherweise auch verhaltensrelevanter als andere (Fischer, Jander & Krueger, 2018). Es lässt sich mit der Q-Methode also nicht nur erkennen, ob etwas befürwortet wird, sondern wie stark im Verhältnis zu anderen Aspekten.

Die Q-Methode arbeitet in der Regel mit 10 bis 50 Teilnehmenden und umfasst vier zentrale Phasen: die Entwicklung des Q-Samples, die Durchführung der Q-Sortierung, die statistische Auswertung und die inhaltliche Interpretation. In der deutschsprachigen Sozialforschung ist die Q-Methode kaum bekannt (Müller & Kals, 2004). Aus diesem Grund werden in den folgenden Abschnitten die einzelnen Phasen kurz theoretisch und dann beispielhaft für die vorliegende Studie beschrieben werden. Eine detaillierte Einführung in die Methode bieten (Müller & Kals, 2004) oder (Brown, 1993).

5 Entwicklung des Q-Samples

In der Q-Methode bildet das Q-Sample die zentrale theoretische Grundlage der Erhebung. Es handelt sich dabei um eine bewusst zusammengestellte Auswahl von Aussagen, die das gesamte Meinungsspektrum zu einer spezifischen Forschungsfrage möglichst vollständig abbilden sollen (Watts, 2012). Diese Aussagen werden systematisch durch Literaturrecherchen, Experteninterviews oder frühere Studien entwickelt, um eine umfassende Sammlung relevanter Meinungen, Standpunkte und Argumente, die zum Thema existieren, sicherzustellen. Ziel ist es, eine repräsentative, aber überschaubare Sammlung an Aussagen zu schaffen, die die Vielfalt der Perspektiven widerspiegelt und eine differenzierte Positionierung der Teilnehmenden ermöglicht. Die Auswahl des Q-Samples ist von zentraler Bedeutung, da eine unvollständige oder unausgewogene Auswahl die Ergebnisse verzerren und die Interpretierbarkeit der Faktoren einschränken kann (Watts, 2012).

Da zum Zeitpunkt der Erhebung keine standardisierten Aussagen zur Repräsentation der Einstellung gegenüber der Nutzung von KI-Tools in Bezug auf digitale Kompetenzen existieren, wird im Rahmen der vorliegenden Untersuchung ein spezifisches Q-Sample entwickelt. Die Fundierung dieses Q-Samples erfolgt primär auf Basis der im DigComp 2.2 (Vuorikari et al., 2022) verankerten digitalen Kompetenzen, wobei eine spezifische Adaptation an den Nutzungskontext von KI-Tools erfolgt. Hierbei sind Anwendungsbeispiele zu KI aus DigComp 2.2 (Vuorikari et al., 2022; S. 77 ff.), sowie eines eigens konzipierten und durchgeführten Seminars „Einsatz von KI im

MINT-Studium“ im Wintersemester 2023/24 (Jotschke, 2024) in die Entwicklung des Q-Samples eingeflossen.

Das Q-Sample umfasst 16 Aussagen, von denen jeweils acht der Kategorie „reflektierte Einstellung zur Nutzung“ und acht der Kategorie „unreflektierte Einstellung zur Nutzung“ zugeordnet sind (siehe Anhang). Die Zuordnung der Aussagen zu den einzelnen Einstellungskategorien basiert auf den Kompetenzen des DigComp 2.2. Die reflektierten Aussagen

betonen unter anderem das Hinterfragen generierter Antworten, das Verstehen der Datengrundlage und das Bewusstsein für Datenschutzrisiken. Die unreflektierten Aussagen spiegeln hingegen Verhaltensweisen wider wie ein ungeprüftes Vertrauen in KI-generierte Inhalte, fehlendes Interesse an Datensicherheitsaspekten oder die Annahme, dass KI-Generierungen stets korrekt sind. In Tab. 1 werden beispielhaft Aussagen des Q-Samples der vorliegenden Studie beider Kategorien aufgeführt und bezogen auf den DigComp 2.2 eingeordnet.

Aussagen für reflektierte Einstellung zur Nutzung von KI-Tools	
Aussage	Inhaltliche Einordnung
Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, lasse ich verschiedene Lösungsansätze/-methoden vergleichen, treffe aber selbst die endgültige Entscheidung, welcher Ansatz/Methode am besten zum vorliegenden Problem passt.	• Informations- und Datenkompetenz (Kompetenzbereich 1, DigComp 2.2) • u. a. bezogen auf Anwendung von KI-Tools in der Mathematik
Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, beschäftige ich mich mit möglichen Verzerrungen in KI-Antworten, die durch Trainingsdaten entstehen und überprüfe die Auswirkung auf meine Arbeit.	• Ethischer Aspekt • u. a. bezogen auf Anwendungsbeispiel aus DigComp 2.2, S. 81; AI 49 und AI 56
Die zielführende Nutzung von KI im Studium, setzt ein grundlegendes Verständnis der Funktionsweise von KI-Tools voraus.	• Problemlösekompetenz (Kompetenzbereich 5, DigComp 2.2) • u. a. bezogen auf „[...] to engage confidently, critically and safely with [...] systems driven by artificial intelligence (AI), they need to acquire a basic understanding of such tools and technologies“ (Vuorikari et al., 2022, S. 77)
Aussagen für unreflektierte Einstellung zur Nutzung von KI-Tools	
Aussage	Inhaltliche Einordnung
Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, ist es unwichtig, ob meine (Forschungs-)Daten von einer KI verarbeitet werden, solange die Ergebnisse nützlich sind.	• Sicherheit (Kompetenzbereich 4, DigComp 2.2) • u. a. bezogen auf Anwendungsbeispiel aus DigComp 2.2, S. 79; AI 31 • u. a. bezogen auf erhobene Forschungsdaten aus Evaluationen der eigenen Lehre
Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, hinterfrage ich plausible KI-Antworten nicht weiter.	• Informations- und Datenkompetenz (Kompetenzbereich 1, DigComp 2.2) • Kritisches Hinterfragen generierter Antworten • u. a. bezogen auf mathematische Kontexte: z. B. Generieren eines Lösungswegs von einer mathematischen Aufgabe, Endergebnis stimmt, Lösungsweg kann jedoch Logikfehler enthalten

Tab. 1: Beispiele für die inhaltliche und kategoriale Einordnung für Aussagen des Q-Samples der vorliegenden Studie (vollständige Tabellen im Anhang)

Das ausgewählte und den Studierenden zur Bearbeitung vorgelegte Q-Sample gewichtet bewusst drei Kompetenzbereiche: Informations- und Datenkompetenz, Problemlösefähigkeit und Sicherheitsbewusstsein (vgl. Tab. 1, Inhaltliche Einordnung). Informations- und Datenkompetenz, sowie Problemlösefähigkeit erweisen sich als besonders relevant für angehende Mathematiklehrkräfte, da sie eng mit dem kritischen Hinterfragen von KI-Generierungen und einem Verständnis der Funktionsweise von KI-Tools verbunden sind. Der Kompetenzbereich Sicherheit wurde bewusst integriert, da die Evaluation des KI-Einführungseminars „Einsatz von KI im MINT-Studium“ ergab, dass dieses Bewusstsein bei Studierenden selten ausgeprägt und in der Vermittlung besonders herausfordernd ist (Jotschke, 2024). Angehende Lehrkräfte müssen nicht nur mit den eigenen Daten, sondern auch mit persönlichen Daten ihrer Schüler:innen verantwortungsbewusst umgehen. Entsprechend soll die Einstellung zur Sicherheit mit abgebildet werden. Einige Aussagen weisen eine spezifische Relevanz für angehende Mathematiklehrkräfte auf, beispielsweise die Aussage „Wenn KI-Tools im Studium genutzt werden, werden verschiedene Lösungsansätze/-methoden verglichen, die endgültige Entscheidung, welcher Ansatz/Methode für das vorliegende Problem am besten geeignet ist, wird jedoch selbst getroffen.“ (vgl. Tab. 1). Diese Fähigkeit ist insbesondere für die Lösung mathematischer Problemstellungen mittels generativen KI-Tools relevant, da es häufig mehrere Lösungsansätze und Herangehensweisen an mathematische Problemstellungen gibt. Eine weitere spezifisch relevante Aussage ist: „Die zielführende Nutzung von KI im Studium setzt ein grundlegendes Verständnis der Funktionsweise von KI-Tools voraus“, welche für zukünftige Mathematiklehrkräfte, die mit der Vermittlung von mathematischen Grundlagen von KI einen Beitrag zum grundlegenden Verständnis dieser Technologien leisten sollen, potenziell eine höhere Relevanz besitzt als für andere Studierende.

Zur Gewährleistung der Verständlichkeit der Aussagen erfolgt in einem ersten Schritt ein Durchsprechen des kompletten Q-Samples mit drei unabhängigen Personen³, wobei die Formulierung der Aussagen bei rezipierter Abweichung von der intendierten Bedeutung angepasst wird. Anschließend sind das Q-Sample und der zugehörige Fragebogen einer Gruppe von Didaktiker:innen und KI-Expert:innen der TU Dresden (insgesamt 6 Personen) zur Begutachtung vorgelegt und deren Anmerkungen eingearbeitet worden. Die Aussagen des Q-Samples sind so formuliert, dass sie für die Studierenden wertneutral

erscheinen. Dies wird durch eine sprachliche Vereinheitlichung sichergestellt, sodass die Mehrheit der Aussagen einheitlich mit „Wenn ich KI-Tools im Studium nutze...“ beginnt. Zwei Aussagen weisen jedoch die Formulierung „Die zielführende Nutzung von KI im Studium...“ auf, da die Zielorientierung in der Nutzung in diesen Aussagen eine entscheidende Rolle spielt: So setzt die Nutzung von KI-Tools im Studium nicht zwingend ein grundlegendes Verständnis ihrer Funktionsweise voraus, kann jedoch davon profitieren (Vuorikari et al., 2022; S. 77 ff.).

6 Durchführung der Q-Sortierung

Im Rahmen der Q-Methode wurden die Teilnehmenden gebeten, 16 vorgegebene Aussagen zur Nutzung von KI-Technologien gemäß ihrer subjektiven Zustimmung in eine vorgegebene Rangordnung einzusortieren. Dieses Vorgehen, auch als Q-Sortierung bezeichnet, erforderte eine relative Priorisierung der Aussagen, welche typischerweise über eine quasinnormalverteilte Sortiermatrix erfolgt (Brown, 1993; Müller & Kals, 2004): Starke Zustimmung bzw. Ablehnung wurden an den Polen der Skala (+3 bis -3) verortet, neutrale Einschätzungen im Zentrum. Die erzwungene Verteilung ermöglichte es, subjektive Präferenzen im Verhältnis zueinander sichtbar zu machen und zentrale Einstellungsmerkmale innerhalb des individuellen Überzeugungssystems differenziert zu erfassen (Brown, 1993; Müller & Kals, 2004).

Die Q-Sortierung wurde in einen Fragebogen integriert, der zusätzlich demografische Daten sowie Angaben zu bisherigen Erfahrungen im Umgang mit KI-Tools erhob. Der Schwerpunkt lag jedoch klar auf der Q-Methode. Die Bearbeitung des vollständigen Fragebogens nahm im Durchschnitt⁴ 25,2 Minuten in Anspruch.

Die Erhebung wurde online über die sächsische Lernplattform OPAL realisiert. Zielgruppe waren Lehramtsstudierende der Mathematik an der TU Dresden Wintersemester 2024/25 der Lehrveranstaltungen „Einführung in die Didaktik der Mathematik“ sowie „Schulmathematik vom höheren Standpunkt“. In der erstgenannten Lehrveranstaltung war der Fragebogen zu Beginn des Semesters über einen Zeitraum von zwei Wochen zugänglich. Die Teilnahme wurde durch einen Hinweis in der Vorlesung sowie eine Erinnerungsmail unterstützt. Diese Veranstaltung richtet sich vorrangig an Studierende im 3. Fachsemester sowie an Seiteneinsteiger:innen der Schulformen Oberschule, Gymnasium und berufsbildende Schulen.

Die zweite Erhebung erfolgte analog gegen Ende des Semesters in der Lehrveranstaltung „*Schulmathematik vom höheren Standpunkt*“, um sicherzustellen, dass die Teilnehmenden bereits eigene Erfahrungen mit KI-Tools im Studium sammeln konnten. Diese Veranstaltung adressiert primär Studierende im 1. Fachsemester aller Schulformen.

Insgesamt nahmen 52 Lehramtsstudierende der Mathematik an der Befragung teil, von denen 42 (20 männlich, 20 weiblich, eine Person divers, eine ohne Angabe) den Fragebogen vollständig ausgefüllt haben. Die Teilnehmenden verteilten sich auf verschiedene Ausbildungsphasen: 22 im 1. Fachsemester, 14 im 3. Fachsemester, eine Person im 5. Fachsemester und fünf im Seiteneinstieg. Die Altersspanne reichte von 18 bis 53 Jahren. Die Stichprobe bildet somit ein breites Spektrum angehender Mathematiklehrkräfte ab, weist eine ausgewogene Geschlechterverteilung auf und ist in Bezug auf das gewählte Verfahren als angemessen einzuschätzen.

7 Statistische Auswertung

Die gesammelten Sortierungen werden häufig mittels Faktorenanalyse ausgewertet (Brown, 1993; Jaschke, 2017; Jaschke, 2018). Dabei kehrt in der Q-Methode sich das klassische Variablenverständnis im Vergleich zur R-Methode (z. B. klassische Umfragen via Likert-Skala) um. Die teilnehmenden Personen stellen in der Q-Methode die Variablen dar, während die zu untersuchenden Einstellungsmuster durch extrahierte Faktoren repräsentiert werden. Ziel ist es also nicht, Mittelwerte oder Korrelationen zwischen Aussagen zu berechnen, sondern Gruppen von Personen mit ähnlichen Sortiermustern zu identifizieren.

Zur Auswertung der vorliegenden Studie wurde die frei verfügbare Ken-Q-Analysis-Software (<https://shawnbanasick.github.io/ken-q-analysis/>) verwendet, eine interaktive webbasierte Anwendung, die speziell für die Durchführung von Q-methodologischen Analysen entwickelt wurde. Die zentralen Schritte der Auswertung sind:

1) Korrelationsmatrix der Q-Sortierungen

Zunächst wird eine Korrelationsmatrix (hier 42x42) erstellt, welche die Ähnlichkeit der Sortiermuster aller Teilnehmenden untereinander abbildet. Diese Matrix bildet die Grundlage für die anschließende Faktorenanalyse.

2) Faktorenextraktion

Mittels explorativer Faktorenanalyse (hier mittels Hauptkomponentenanalyse) werden gemeinsame Muster in den Q-Sortierungen

identifiziert (Brown, 1993). Dabei entstehen Faktoren, die jeweils für ein typisches Einstellungsprofil stehen – also ein geteiltes Einstellungsprofil mehrerer Personen. Die Entscheidung über die Anzahl der zu extrahierenden Faktoren basiert auf mehreren Kriterien, welche im Abschnitt 7.1 genauer beschrieben werden.

3) Faktorenrotation

Um eine bessere Interpretierbarkeit der Faktoren zu erreichen, erfolgt eine Rotation der Faktorstruktur (hier mittels Varimax-Rotation). Diese verbessert die Trennschärfe der einzelnen Faktoren und ermöglicht die eindeutige Zuordnung von Q-Sortierungen zu einem dominanten Faktor (Bortz & Schuster, 2010).

4) Faktorladen und Signifikanz

Jede Q-Sortierung (also jede teilnehmende Person) erhält einen Faktorladungswert für jeden extrahierten Faktor (vgl. Tab. 2). Eine Person wird demjenigen Faktor zugeordnet, bei dem sie eine signifikant hohe Ladung aufweist, üblicherweise ab einem Schwellenwert von $\pm 0,40$ bis $\pm 0,50$, abhängig von Stichprobengröße und Varianzstruktur (Bortz & Schuster, 2010).

5) Erstellung von Faktor-Arrays

Für jeden extrahierten Faktor wird ein sogenanntes Faktor-Array erstellt – ein idealtypische Q-Sortierung, welche die durchschnittliche Platzierung jeder Aussage durch Personen mit hoher Faktoraffinität widerspiegelt. Diese Arrays dienen der inhaltlichen Interpretation der Faktoren (Jaschke, 2018).

7.1 Faktorenextraktion und Entscheidung über die Anzahl der Faktoren

Die Anzahl der zu extrahierenden Faktoren wurde auf Basis etablierter methodischer Kriterien festgelegt. Diese Entscheidung wurde durch folgende Verfahren theoretisch und empirisch begründet:

- **Kaiser-Kriterium (Eigenwert > 1):** Gemäß dem Kaiser-Kriterium (Kaiser, 1960) werden nur solche Faktoren berücksichtigt, deren Eigenwert größer als 1 ist, da diese mehr Varianz erklären als eine einzelne ursprüngliche Variable. In der vorliegenden Analyse erfüllen alle acht Faktoren dieses Kriterium (vgl. Tab. 2). Dennoch wurde aus inhaltlichen und weiteren methodischen Gründen eine Reduktion auf drei Faktoren vorgenommen.

	Faktor 1	Faktor 2	Faktor 3	Faktor 4	Faktor 5	Faktor 6	Faktor 7	Faktor 8
Eigenwert	14.8777	3.8923	3.7698	2.7125	2.1828	2.2935	1.6379	1.4737
Erklärte Varianz in %	35	9	9	6	5	5	4	4
Kumulative erklärte Varianz in %	35	44	53	59	64	69	73	77

Tab. 2: Ergebnisse Faktorenanalyse mittels Hauptkomponentenanalyse

- **Scree-Test (Cattell, 1966):** Der Scree-Plot (vgl. Abb. 2) zeigt einen markanten Knick („Elbow“) nach dem zweiten Faktor. Dies deutet darauf hin, dass die ersten zwei Faktoren den größten Beitrag zur erklärten Varianz leisten. Gleichwohl wurde die Analyse auf drei Faktoren erweitert, da der Faktor 3 statistisch relevant ist (Eigenwert > 3) und inhaltlich klar interpretierbare Einstellungsmuster abbildet.
- **Erklärte Varianz:** Die drei extrahierten Faktoren erklären zusammen 53 % der Gesamtvarianz, was als zufriedenstellender Wert gilt (Bortz & Schuster, 2010). Jeder weitere Faktor trägt kleiner gleich 6 % zur Gesamtvarianz bei (siehe Tab. 2), was die zusätzliche Erklärungskraft relativiert.
- **Inhaltliche Interpretierbarkeit:** Die drei extrahierten Faktoren lassen sich eindeutig durch inhaltlich kohärente Merkmalscluster beschreiben. Das Berücksichtigen weiterer Faktoren erschwert eine klare Deutung und Interpretation der Einstellungsprofile.

Diese vier Entscheidungsgrundlagen – Kaiser-Kriterium, Scree-Test, erklärte Varianz und inhaltliche Interpretierbarkeit – wurden gemeinsam berücksichtigt und führten zur begründeten Festlegung auf drei Faktoren. Diese Auswahl stellt einen theoretisch abgesicherten und zugleich empirisch gestützten Kompromiss zwischen Datenreduktion und Interpretierbarkeit dar.

7.2 Faktorenrotation und Zuordnung der Q-Sortierungen

Die extrahierten Faktoren wurden mittels Varimax-Rotation orthogonal rotiert, um die Zuordnung der Q-Sortierungen zu den Faktoren zu optimieren und die Trennschärfe zwischen den Faktoren zu erhöhen. Anschließend wurden die individuellen Q-Sortierungen demjenigen Faktor zugeordnet, auf den sie mit einer Ladung von $|z| \geq 0,45$ signifikant luden. Insgesamt konnten 35 der 42 Q-Sortierungen ($\approx 83,3\%$)

eindeutig einem der drei Faktoren zugeordnet werden.

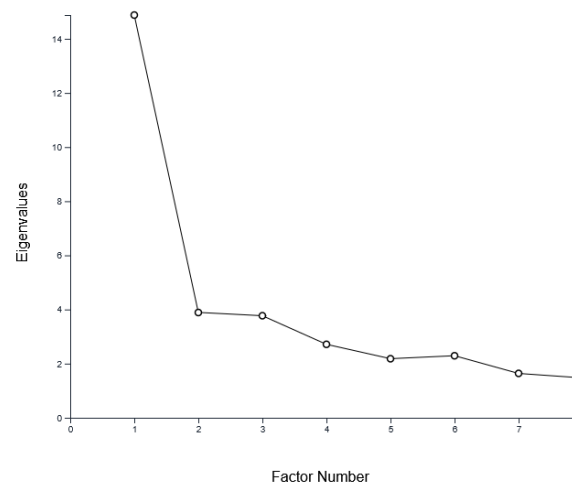


Abb. 2: Darstellung des Scree-Plots aus Ken-Q-Analyse

Person	Faktor 1	Faktor 2	Faktor 3
27	0.845	-0.0935	0.234
20	0.8434	0.1133	0.15
18	0.132	0.8351	-0.0574
24	0.3538	0.7095	0.1185
26	0.0095	-0.3979	0.7017
7	-0.0086	0.0815	0.7191

Tab. 3: Beispiele aus Faktorladung-Tabelle für die Drei-Faktoren-Lösung aus Ken-Q-Analyse

Zur Verdeutlichung werden in Tab. 3 beispielhaft Werte aus der Faktorladung-Tabelle der Ken-Q-Analyse-Software für die Drei-Faktoren-Lösung nach der Varimax-Rotation dargestellt. Grün markiert werden dabei die Faktoren, denen die Sortierung der Person zugeordnet sind. Sieben Sortierungen weisen dabei für alle drei Faktoren eine Ladung $|z| \leq 0,45$ auf. Diese wurden in der Erstellung der Faktor-Arrays nicht berücksichtigt. Insgesamt können $n=20$ Personen dem Faktor 1, $n=8$ Personen Faktor 2 und $n=7$

Personen Faktor 3 zugeordnet werden. Nach (Bortz, 2010) ist für eine generalisierende Interpretation erforderlich, dass mindestens vier Variablen (bei der Q-Methode entsprechend Personen) pro Faktor eine Ladung von über 0,60 aufweisen. Diese Bedingung ist in der vorliegenden Analyse für alle drei Faktoren erfüllt.

Für jeden Faktor wurde eine idealtypische Q-Sortierungsmatrix (Faktor-Array) berechnet (vgl. Abb. 3-5). Dieses Array gibt die durchschnittliche Platzierung jeder Aussage wieder, die von den jeweiligen Teilnehmenden, die den Faktor repräsentieren, abgegeben wurde. Die Faktor-Arrays bilden die Grundlage für die inhaltliche Interpretation der Faktoren und ermöglichen einen direkten Vergleich der Einstellungsprofile.

8 Inhaltliche Interpretation

Die drei extrahierten Faktoren werden im Folgenden inhaltlich interpretiert. Grundlage hierfür sind die für jeden Faktor charakteristischen Aussagen gemäß der jeweiligen idealtypischen Q-Sortierungsmatrix (vgl. Abb. 3-5). Die Interpretation orientiert sich an den Z-Werten (Bortz & Schuster, 2010), die anzeigen, in welchem Maß eine Aussage von den Teilnehmenden, die auf einen Faktor laden, im Vergleich zu anderen Aussagen positiv oder negativ bewertet wurde. Ein hoher Z-Wert zeigt hohe Zustimmung an, ein niedriger starke Ablehnung.

In den Abbildungen Abb. 3-5 sind die Aussagen, deren Z-Wert für einen bestimmten Faktor höher ist als in beiden anderen Faktoren, durch ein Dreieck nach rechts (▶) gekennzeichnet. Solche Aussagen gelten als besonders charakteristisch für diesen Faktor. Umgekehrt markieren Dreiecke nach links (◀) Aussagen, deren Z-Wert für den jeweiligen Faktor niedriger ist als in beiden anderen Faktoren. Diese Aussagen sind damit besonders stark abgelehnt und helfen ebenso, die Haltung hinter dem Faktor zu verstehen.

Zudem werden Aussagen mit einem oder zwei Sternen hervorgehoben, wenn sie statistisch signifikant sind. Ein Stern (*) bedeutet, dass die Aussage mit einem p-Wert < 0,05, zwei Sterne (**) mit einem p-Wert < 0,01 besonders signifikant ist. Diese Aussagen spielen eine zentrale Rolle bei der Deutung der jeweiligen Haltung, da die Wahrscheinlichkeit, dass diese Aussagen zufällig so hoch oder niedrig bewertet wurden, weniger als 5 % bzw. 1 % ausmacht.

Da die Interpretation der Faktoren nicht rein objektiv erfolgt, sondern auf dem Verständnis und der Reflexion des Forschenden basiert, ist es besonders

wichtig, die Herleitung und Auswahl zentraler Aussagen transparent zu dokumentieren (Lee, 2017). Die nachfolgenden Interpretationen basieren daher auf der systematischen Analyse signifikant hervorstechender Aussagen sowie der Gesamtschau der jeweiligen idealtypischen Q-Sortierungsmatrix (Faktor-Array) der einzelnen Personen (vgl. Abb. 3-5).

8.1 Faktor 1: *Reflektierte und verantwortungsbewusste KI-Nutzer:innen*

In Abb. 3 ist für die auf Faktor 1 ladenden Personen (N=20) die idealtypische Q-Sortierungsmatrix dargestellt. Dieses Einstellungsprofil weist eine hohe Reflexionsfähigkeit, kritisches Denken sowie ein ausgeprägtes Verantwortungsbewusstsein im Umgang mit KI-Tools auf. Personen dieses Faktors scheinen KI-generierten Inhalten mit einer gesunden Skepsis zu begegnen, diese systematisch anhand weiterer Quellen zu überprüfen und sich aktiv mit Risiken im Datenschutz und mit der Funktionsweise von KI auseinanderzusetzen.

8.1.1 Hervorgehobene Aussagen – Faktor 1

- „Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, vergleiche ich die generierten Antworten immer mit anderen Quellen.“ (1) → Diese Aussage unterstreicht, dass die Evaluation von Lösungsstrategien und kritisches Denken – ein Bestandteil mathematischer Bildung und integraler Bestandteil der kritischen Bewertung der durch KI-Tools generierten Informationen (Bekiarids, 2024, S. 33) – in diesem Einstellungsprofil verankert sind.
- „Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, informiere ich mich über die Datengrundlage, aus denen die von mir genutzten KI-Tools ihr Wissen beziehen.“ (0) → Diese Aussage verweist auf ein reflektiertes, technisches und ethisches Grundverständnis von KI-Systemen. Wer sich aktiv über die Herkunft und Beschaffenheit der Trainingsdaten informiert, versteht, dass die Qualität, Korrektheit und Fairness KI-generierter Inhalte maßgeblich durch diese Daten beeinflusst wird. Dies spricht nicht nur für ein kritisches KI-Verständnis, sondern auch für ein Bewusstsein gegenüber algorithmischen Verzerrungen, potenzieller Diskriminierung und mangelnder Transparenz – Aspekte, die im DigCompEdu-Rahmen verankert (Bekiarids, 2024; Redecker & Punie, 2017) sind. Diese Interpretation wird zusätzlich durch die hohe Zustimmung zur Aussage

Composite Q Sort for Factor 1

-3	-2	-1	0	1	2	3
** ◀ Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, vertraue ich darauf, dass bei korrekten Antworten auch der generierte Lösungsweg korrekt sein muss.	** ◀ Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, ist es nicht notwendig, sich mit den Risiken der Datensicherheit zu beschäftigen.	** Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, hinterfrage ich plausible KI-Antworten nicht weiter.	** ▶ Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, informiere ich mich über die Datengrundlage, aus denen die von mir genutzten KI-Tools ihr Wissen beziehen.	** ▶ Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, vergleiche ich die generierten Antworten immer mit anderen Quellen.	Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, suche ich aktiv nach Fehlern in generierten Aussagen.	Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, muss ich die generierten Antworten hinterfragen.
	** ◀ Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, vertraue ich darauf, dass die generierten Aussagen immer auf dem aktuellsten Stand sind.	Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, ist es unwichtig, ob meine rschungs-)Daten von einer KI verarbeitet werden, solange die Ergebnisse nützlich sind.	Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, weiß ich in der Regel nicht, woher die von mir genutzten KI-Tools ihr Wissen beziehen.	Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, lasse ich verschiedene sätze/-methoden vergleichen, treffe aber selbst die endgültige Entscheidung, welcher Ansatz/Methode am besten zum vorliegenden	** Die zielführende Nutzung von KI im Studium setzt ein grundlegendes Verständnis der Funktionsweise von KI-Tools voraus.	
		Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, vertraue ich darauf, dass Marktanbieter eine mögliche Verzerrung in KI-Antworten durch Trainingsdaten verhindern.	** Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, beschäftige ich mich mit möglichen Verzerrungen in KI-Antworten, die durch Trainingsdaten entstehen und überprüfe die Auswirkung auf meine Arbeit.	** ▶ Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, achte ich darauf, keine persönlichen Informationen an KI-Tools weiterzugeben.		
			Die zielführende Nutzung von KI im Studium ist einfach und kann ohne grundlegendes Verständnis zur Funktionsweise bedient werden.			

Legend

- * Distinguishing statement at $P < 0.05$
- ** Distinguishing statement at $P < 0.01$
- ▶ Z-score for the statement is higher than in all other factors
- ◀ Z-score for the statement is lower than in all other factors

Abb. 3: Faktor-Array für das Einstellungsprofil „Reflektierte und verantwortungsbewusste KI-Nutzer:innen“ erstellt mit Ken-Q-Analysis-Software

„Die zielführende Nutzung von KI im Studium setzt ein grundlegendes Verständnis der Funktionsweise von KI-Tools voraus.“ (+2) und der starken Ablehnung der Aussage „Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, vertraue ich darauf, dass die generierten Aussagen immer auf dem aktuellsten Stand sind.“ (-2) gestützt. Dies deutet darauf hin, dass Personen dieses Einstellungsprofils davon überzeugt sind, dass ein solides Verständnis von Funktionsweisen und Wirkmechanismen von KI eine zentrale Voraussetzung für deren verantwortungsvolle und zielgerichtete Nutzung ist. „Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, vertraue ich darauf, dass bei korrektem Ergebnis auch der generierte Lösungsweg korrekt sein muss.“ (-3) → Die starke Ablehnung dieser Aussage deutet auf ein differenziertes Verständnis von Ergebnissen und Lösungswegen hin. Die Befragten trennen zwischen Output und Prozess – ein Hinweis auf mathematisch reflektiertes Denken und einer kritischen Auseinandersetzung mit KI-generierten Antworten.

- „Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, ist es nicht notwendig sich mit den Risiken der Datensicherheit zu beschäftigen.“ (-2) → Die Ablehnung unterstreicht ein hohes Sicherheitsbewusstsein und Verantwortungsgefühl für den Umgang mit personenbezogenen Daten und sensibler Information. Dies wird durch die Zustimmung zur Aussage „Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, achte ich darauf keine persönlichen Informationen an KI-Tools weiterzugeben.“ (+1) bestätigt.

8.1.2 Interpretation und Einordnung im Kontext von Mathematiklehrkräften – Faktor 1

Für angehende Mathematiklehrkräfte deutet das Einstellungsprofil dieses Faktors auf eine besonders relevante Kompetenzstruktur hin:

Diese Personen scheinen sich kritischen mit KI-generierten (mathematischen) Inhalten auseinanderzusetzen – sei es bei der Validierung von Antworten, der Bewertung von Rechenwegen oder beim Hinterfragen algorithmischer Entscheidungen. Gerade im Mathematikunterricht, wo häufig korrekte Ergebnisse überbewertet werden, hilft die Haltung dieser Gruppe, methodische Genauigkeit und Prozesse stärker in den Fokus zu rücken.

Das im Einstellungsprofil erkennbare Bewusstsein für die Auseinandersetzung mit Datengrundlagen, Fairness und Verzerrung implizieren zudem, dass diese Gruppe KI-basierte Tools nicht nur technisch,

sondern auch gesellschaftlich und ethisch reflektiert im Unterricht thematisieren könnte. Personen dieses Einstellungsprofils könnten damit zentrale Beiträge zu „kritischem digitalen Denken“, Modellierungsprozessen oder der Diskussion von Bias in Datensätzen leisten.

8.1.3 Schlussfolgerungen und Entwicklungsbedarfe – Faktor 1

Die Analyse dieses Einstellungsprofils lässt vermuten, dass ein Teil der befragten Mathematiklehramtsstudierenden bereits ein gut entwickeltes Reflexionsvermögen und ein ausgeprägtes Verantwortungsbewusstsein im Umgang mit KI-Technologien manifestiert hat. Diese Gruppe deutet auf ein Einstellungsmuster hin, welches mit zentralen Zielvorstellungen des DigComp 2.2 in Einklang steht: Sie scheint KI-generierte Inhalte zu hinterfragen, kritisch über die zugrundeliegenden Datensätze zu reflektieren, ein Bewusstsein für die Relevanz der Funktionsweise in diesem Kontext sowie ein hohes Maß an Datenschutzsensibilität zu zeigen. Gerade im Hinblick auf die doppelte Anforderung, die sich im Fach Mathematik ergibt – nämlich sowohl mathematische Grundlagen von KI-Technologien zu vermitteln als auch deren Nutzung im Unterricht kritisch zu begleiten – stellt dieser Faktor eine besonders relevante Kompetenzausprägung dar.

Insgesamt deutet die inhaltliche Interpretation des Faktor-Arrays (vgl. Abb. 3) darauf hin, dass Personen dieses Einstellungsprofils ein hohes Potenzial für die Rolle als kritische Vermittler:innen von KI-Kompetenz im Fach Mathematik mitbringen. Perspektivisch gilt es, diese Studierendengruppe nicht nur zu stärken, sondern auch als Multiplikator:innen für einen reflektierten, verantwortungsvollen KI-Einsatz im schulischen Kontext zu gewinnen.

8.2 Faktor 2: Anwendungsorientierte KI-Nutzer:innen mit selektiv-kritischer Reflexion

In Abb. 4 ist für die auf Faktor 2 ladenden Personen (N=8) die idealtypische Q-Sortierungsmatrix dargestellt. Personen dieses Faktors zeichnen sich durch eine selektiv kritische und handlungsorientierte Einstellung gegenüber KI-Tools aus. Sie scheinen KI-Tools primär als funktionales Hilfsmittel im Studium zu nutzen und eine gewisse Grundskepsis aufzuweisen, jedoch ohne tiefgehende Auseinandersetzung mit technischen, ethischen oder datenschutzbezogenen Aspekten. Dies deutet auf ein selektives, anwendungsbezogenes Nutzungsverhalten hin.

8.2.1 Hervorgehobene Aussagen – Faktor 2

- „Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, lasse ich verschiedene Lösungsansätze/-methoden vergleichen, treffe aber selbst die endgültige Entscheidung, welcher Ansatz/Methode am besten zum vorliegenden Problem passt.“ (+2) → Diese Aussage weist auf eine funktionale Nutzungskompetenz hin, bei der KI als Werkzeug zur Entscheidungsunterstützung genutzt wird. Gleichzeitig zeigt sich hier eine gewisse Reflexion und Kontrolle über den Entscheidungsprozess. Diese Aussage lässt sich dem Kompetenzbereich Informations- und Datenkompetenz des DigComp 2.2 zuordnen, insbesondere im mathematischen Kontext der Lösungswegevalidierung.
- „Die zielführende Nutzung von KI im Studium ist einfach und kann ohne grundlegendes Verständnis zur Funktionsweise bedient werden.“ (+1) → Diese Sichtweise spiegelt ein pragmatisches Technikverständnis wider und deutet darauf hin, dass KI-Tools, auch ohne fundiertes Vorwissen, als zugänglich und intuitiv einsetzbar angesehen werden. Diese Einstellung scheint in diesem Profil konsistent verankert zu sein, da die Aussage „Die zielführende Nutzung von KI im Studium, setzt ein grundlegendes Verständnis der Funktionsweise von KI-Tools voraus.“ (-2) stark abgelehnt wird. Dies steht im Spannungsfeld zur DigComp 2.2-Anforderung, wonach ein grundlegendes Verständnis von KI als notwendig angesehen wird, um sicher, kritisch und effektiv mit KI-Systemen zu arbeiten (Vuorikari et al., 2022, S. 77).
- „Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, beschäftige ich mich mit möglichen Verzerrungen in KI-Antworten, die durch Trainingsdaten entstehen und überprüfe die Auswirkung auf meine Arbeit.“ (+1) → Eine gewisse Offenheit für ethische Fragestellungen scheint vorhanden. Die Zustimmung ist jedoch moderat. Dies legt nahe, dass der Aspekt von algorithmischem Bias zwar bekannt ist, aber nicht konsequent hinterfragt oder überprüft wird. Diese Interpretation kann dadurch gestützt werden, dass die Aussage „Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, vertraue ich darauf, dass Marktanbieter eine mögliche Verzerrung in KI-Antworten durch Trainingsdaten verhindern.“ (0) in diesem Faktor eine höhere Zustimmung erhält als in den beiden anderen Faktoren. Dies deutet auf ein Vertrauen in technische Systeme und ihre Anbieter, jedoch auch auf eine geringe Bereitschaft zur Eigenverantwortung oder zur tieferen

Auseinandersetzung mit systemischen Fehlerquellen hin (vgl. Vuorikari et al., 2022).

- „Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, hinterfrage ich plausible KI-Antworten nicht weiter.“ (-3) → Die starke Ablehnung dieser Aussage deutet auf ein Grundverständnis für die Notwendigkeit von Plausibilitätsprüfungen hin. Dies spiegelt sich auch in der moderaten Zustimmung der Aussage „Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, vergleiche ich die generierten Antworten immer mit anderen Quellen.“ (+1) wider. Im Vergleich zu Faktor 1 ist kritisches Denken und Verifizierung vor allem inhaltlich, bezogen auf KI-generierten Output, erkennbar. So bekommt auch in diesem Faktor die Aussage „Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, muss ich generierten Antworten hinterfragen“ (+3) im Durchschnitt die höchste Zustimmung. Allerdings scheint diese kritische Reflexion nicht konsistent in ethischen Fragestellungen oder Sicherheitsaspekten im Umgang mit KI-Tools praktiziert zu werden. Es könnte sich hier um eine Selbsteinschätzung handeln, die stärker normativ als praktisch begründet ist: Man weiß, dass man kritisch sein *sollte*, handelt aber nicht systematisch danach.

8.2.2 Interpretation und Einordnung im Kontext von Mathematiklehrkräften – Faktor 2

Für angehende Mathematiklehrkräfte beschreibt dieser Faktor eine Personengruppe, die KI-Tools bereits im Studium anwendet, dabei aber eher auf funktionale Unterstützung als auf kritische Analyse fokussiert ist. Im Mathematikunterricht kann diese Einstellung sowohl Chancen als auch Risiken bergen: Einerseits könnte eine hohe Bereitschaft zur Nutzung KI-Tools gegeben sein, andererseits die Gefahr bestehen, dass algorithmische Hintergründe, systematische Fehlerquellen und ethische Fragestellungen nicht adäquat thematisiert werden. Zudem scheinen Sicherheitsaspekte und Datenschutz in diesem Einstellungsprofil eine untergeordnete Rolle zu spielen. Für einen künftig verantwortungsvollen Umgang mit KI-Systemen im Bildungsbereich, muss dieses Bewusstsein geschärft werden. Diese Gruppe könnte das Potenzial zur technischen Integration von KI besitzen, benötigt jedoch gezielte Förderung, um digitale Souveränität und didaktische Verantwortung zu entwickeln.

Composite Q Sort for Factor 2

-3	-2	-1	0	1	2	3
** ◀ Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, hinterfrage ich plausible KI-Antworten nicht weiter.	Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, informiere ich mich über die Datengrundlage, aus denen die von mir genutzten KI-Tools ihr Wissen beziehen.	Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, vertraue ich darauf, dass bei korrekten Antworten auch der generierte Lösungsweg korrekt sein muss.	Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, achte ich darauf, dass keine persönlichen Informationen an KI-Tools weiterzugeben.	* ▶ Die zielführende Nutzung von KI im Studium ist einfach und kann ohne grundlegendes Verständnis zur Funktionsweise bedient werden.	** ▶ Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, lasse ich verschiedene sätze/-methoden vergleichen, treffe aber selbst die endgültige Entscheidung, welcher Ansatz/Methode am besten zum vorliegenden	Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, muss ich die generierten Antworten hinterfragen.
	** ◀ Die zielführende Nutzung von KI im Studium setzt ein grundlegendes Verständnis der Funktionsweise von KI-Tools voraus.	Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, ist es nicht notwendig, sich mit den Risiken der Datensicherheit zu beschäftigen.	Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, vertraue ich darauf, dass die generierten Aussagen immer auf dem aktuellsten Stand sind.	** ▶ Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, beschäftige ich mich mit möglichen Verzerrungen in KI-Antworten, die durch Trainingsdaten entstehen und überprüfe die Auswirkung auf meine Arbeit.	Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, suche ich aktiv nach Fehlern in generierten Aussagen.	
		Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, ist es unwichtig, ob meine (Forschungs-)Daten von einer KI verarbeitet werden, solange die Ergebnisse nützlich sind.	Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, weiß ich in der Regel nicht, woher die von mir genutzten KI-Tools ihr Wissen beziehen.	** Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, vergleiche ich die generierten Antworten immer mit anderen Quellen.		
			** ▶ Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, vertraue ich darauf, dass Marktanbieter eine mögliche Verzerrung in KI-Antworten durch Trainingsdaten verhindern.			

Legend

- * Distinguishing statement at $P < 0.05$
- ** Distinguishing statement at $P < 0.01$
- ▶ Z-score for the statement is higher than in all other factors
- ◀ Z-score for the statement is lower than in all other factors

Abb. 4: Faktor-Array für das Einstellungsprofil „Anwendungsorientierte KI-Nutzer:innen mit selektiv-kritischer Reflexion“ erstellt mit Ken-Q-Analysis-Software

8.2.3 Schlussfolgerungen und Entwicklungsbedarfe – Faktor 2

Die Analyse dieses Faktors deutet darauf hin, dass diese Gruppe bereits über eine solide Nutzungskompetenz von KI-Tools auch im mathematischen Kontext verfügt. Die Einstellung, KI als Entscheidungsunterstützung bei komplexen Lösungswegen einzusetzen, bietet gute Ansätze zur Integration in den Mathematikunterricht.

Diese Gruppe scheint über ein hohes praktisches Anwendungspotenzial für KI im Mathematikunterricht zu verfügen, könnte jedoch wenig reflektiert in sicherheits- und verantwortungsbezogenen Fragen agieren. Um diese Studierenden für ihre zukünftige Rolle als verantwortungsvolle, digital kompetente Lehrkräfte vorzubereiten, bedarf es einer gezielten Erweiterung ihrer kritischen, ethischen und sicherheitsbezogenen Kompetenzen. Nur so können sie KI nicht nur funktional nutzen, sondern auch als reflektierte Vermittler:innen im schulischen Kontext wirken.

8.3 Faktor 3: Vertrauensvolle und effiziente KI-Nutzer:innen mit geringer kritischer Reflexion

In Abb. 5 ist für die auf Faktor 3 ladenden Personen (N=7) die idealtypische Q-Sortierungsmatrix dargestellt. Personen dieses Profils scheinen KI-Tools im Studium vor allem funktional und pragmatisch zu nutzen. Die Anordnung der Aussagen in diesem Faktor deutet darauf hin, dass die kritische Reflexion von Inhalten, Datenquellen oder möglichen Verzerrungen eine untergeordnete Rolle spielt. Im Zentrum dieses Einstellungsprofils steht der praktische Nutzen, weniger die methodische oder ethische Fundierung der Antworten. Plausible Ergebnisse scheinen ungeprüft übernommen zu werden, und die Auseinandersetzung mit Bias, Fairness oder Datenherkunft kaum eine Rolle zu spielen.

8.3.1 Hervorgehobene Aussagen – Faktor 3

- „Die zielführende Nutzung von KI im Studium, setzt ein grundlegendes Verständnis der Funktionsweise von KI-Tools voraus.“ (+3) → Die starke Zustimmung Aussage zum Verständnis der Funktionsweise zeigt, dass die Befragten der Bedeutung eines konzeptionellen Verständnisses von KI zustimmen. Es geht den Personen dieses Einstellungsprofils vermutlich darum, die Tools „richtig“ bedienen zu können – aus einer funktionalen, nicht zwingend kritisch-reflexiven Perspektive.

- „Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, weiß ich in der Regel nicht, woher die von mir genutzten KI-Tools ihr Wissen beziehen.“ (+2) → Dies deutet auf ein Defizit in der aktiven Quellenreflexion hin. Die Zustimmung kann auch als Ausdruck eines bewussten Nichtwissens gedeutet werden – etwa im Sinne: „Ich weiß, dass ich es nicht weiß – aber es ist mir im Nutzungsalltag nicht so wichtig.“
- „Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, ist es unwichtig, ob meine (Forschungs-)Daten von einer KI verarbeitet werden, solange die Ergebnisse nützlich sind.“ (+1) → Die moderate Zustimmung dieser Aussage unterstreicht die funktionalistische Perspektive – Nützlichkeit steht über methodischer Transparenz oder datenschutzbezogenen Bedenken. Reflexion über Datenverarbeitung und -souveränität scheint eine untergeordnete Rolle zu spielen.
- „Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, vergleiche ich die generierten Antworten immer mit anderen Quellen.“ (-2) → Die Ablehnung dieser Aussage spricht gegen eine verankerte Prüfstrategie. Im Gegensatz zu Faktor 1 scheint hier die Verifizierung der KI-generierten Antworten nicht systematisch praktiziert zu werden, was ein zentrales Element informationsbezogener Kompetenz nach DigComp 2.2 untergräbt. Dies spiegelt sich auch in der, im Vergleich zu den anderen beiden Faktoren, stärkeren Zustimmung der Aussage „Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, hinterfrage ich plausible KI-Antworten nicht weiter.“ (+1) wider.
- „Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, beschäftige ich mich mit möglichen Verzerrungen in KI-Antworten, die durch Trainingsdaten entstehen und überprüfe die Auswirkung auf meine Arbeit.“ (-2) → Die Ablehnung dieser Aussage deutet auf eine geringe Auseinandersetzung mit Bias, Fairness und Trainingsdaten. Das ethische Reflexionspotenzial ist wenig ausgeprägt, was auf eine geringe Bewertungskompetenz schließen lässt. Die Ablehnung dieser Aussage ist dahingehend konsistent, dass Personen dieses Einstellungsprofils auch angegeben haben, eher nicht wissen, woher die KI-Tools ihr Wissen beziehen.

Composite Q Sort for Factor 3

-3	-2	-1	0	1	2	3
Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, informiere ich mich über die Datengrundlage, aus denen die von mir genutzten KI-Tools ihr Wissen beziehen.	** ◀ Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, vergleiche ich die generierten Antworten immer mit anderen Quellen.	Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, ist es nicht notwendig, sich mit den Risiken der Datensicherheit zu beschäftigen.	Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, achte ich darauf, keine persönlichen Informationen an KI-Tools weiterzugeben.	** ▶ Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, ist es unwichtig, ob meine (Forschungs-)Daten von einer KI verarbeitet werden, solange die Ergebnisse nützlich sind.	Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, muss ich die generierten Antworten hinterfragen.	** ▶ Die zielführende Nutzung von KI im Studium setzt ein grundlegendes Verständnis der Funktionsweise von KI-Tools voraus.
	** ◀ Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, beschäftige ich mich mit möglichen Verzerrungen in KI-Antworten, die durch Trainingsdaten entstehen und überprüfe die Auswirkung auf meine Arbeit.	** ◀ Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, suche ich aktiv nach Fehlern in generierten Aussagen.	Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, vertraue ich darauf, dass bei korrekten Antworten auch der generierte Lösungsweg korrekt sein muss.	Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, lasse ich verschiedene Sätze/-methoden vergleichen, treffe aber selbst die endgültige Entscheidung, welcher Ansatz/Methode am besten zum vorliegenden	** ▶ Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, weiß ich in der Regel nicht, woher die von mir genutzten KI-Tools ihr Wissen beziehen.	
		Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, vertraue ich darauf, dass Marktanbieter eine mögliche Verzerrung in KI-Antworten durch Trainingsdaten verhindern.	Die zielführende Nutzung von KI im Studium ist einfach und kann ohne grundlegendes Verständnis zur Funktionsweise bedient werden.	** ▶ Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, hinterfrage ich plausible KI-Antworten nicht weiter.		
			Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, vertraue ich darauf, dass die generierten Aussagen immer auf dem aktuellsten Stand sind.			

Legend

- * Distinguishing statement at $P < 0.05$
- ** Distinguishing statement at $P < 0.01$
- ▶ Z-score for the statement is higher than in all other factors
- ◀ Z-score for the statement is lower than in all other factors

Abb. 5: Faktor-Array für das Einstellungsprofil „Vertrauensvolle und effiziente KI-Nutzer:innen mit geringer kritischer Reflexion“ erstellt mit Ken-Q-Analysis-Software

- „Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, suche ich aktiv nach Fehlern in generierten Aussagen.“ (-1) → Die Ablehnung dieser Aussage deutet daraufhin, dass die Nutzer:innen auf die vordergründige Nützlichkeit der Tools vertrauen. Dies kann im Bereich Mathematik problematisch sein, falls KI-Tools fehlerhafte Rechenwege plausibel darstellen.

8.3.2 Interpretation und Einordnung im Kontext von Mathematiklehrkräften – Faktor 3

Für angehende Mathematiklehrkräfte verweist dieser Faktor auf eine Einstellung, bei der KI primär als funktionales Werkzeug begriffen wird – nicht als System, dessen Antworten systematisch hinterfragt werden sollten. Die Befragten zeigen eine grundsätzliche Einsicht in die Relevanz von Funktionsverständnis, ohne daraus jedoch Konsequenzen für die eigene Prüf- und Bewertungspraxis abzuleiten. Das Funktionsverständnis wird hier scheinbar im Sinne der „richtigen Bedienung von KI-Tools“ gedeutet. Damit könnte dieser Gruppe die Einsicht (und/oder Bereitschaft) fehlen, KI-generierte Antworten systematisch mit anderen Quellen abzugleichen oder Lösungsmethoden zu überprüfen. Gerade im Fach Mathematik, wo formal richtige, aber konzeptionell fehlerhafte Lösungen möglich sind, ist diese Haltung problematisch. Die Abwesenheit konsequenter Plausibilitätsprüfungen und eine geringe Aufmerksamkeit gegenüber systemischer Verzerrung schränken das Potenzial dieser Gruppe ein, KI-Tools kritisch und professionell in mathematischen Lehr-Lernkontexten einzusetzen.

8.3.3 Schlussfolgerungen und Entwicklungsbedarfe – Faktor 3

Die Analyse dieses Faktors zeigt ein deutliches Spannungsfeld zwischen nach DigComp 2.2 erwarteten Kompetenzen und im Faktor erhobenen Einstellungen im Umgang mit KI-Tools.

Diese Gruppe scheint nicht über das kritisch-reflexive Einstellungsprofil zu verfügen, welches für eine verantwortungsvolle und didaktisch wirksame Nutzung von KI im Mathematikunterricht notwendig wäre. Das Profil beschreibt eine instrumentell und ergebnisorientiert Perspektive, was im schulischen Kontext insbesondere in Bezug auf Fehlerkultur, Modellkritik und algorithmische Reflexion zu Einschränkungen führen kann.

8.4 Übersicht zu den drei Einstellungsprofile

In Tab. 4 sind die drei Faktoren und Merkmale der herausgearbeiteten Einstellungsprofile zusammen-

fassend aufgeführt. Positiv zu bewerten ist, dass die meisten der teilnehmenden Studierenden (N=20) dem Einstellungsprofil *Reflektierte und verantwortungsbewusste KI-Nutzer:innen* zugeordnet werden.

Die drei Profile verdeutlichen, dass Hochschulen differenzierte Förderansätze benötigen: Während Faktor 1 eine wichtige Multiplikatorfunktion für einen verantwortungsvollen KI-Einsatz übernehmen kann, benötigt Faktor 3 grundlegende Awareness-Programme. Entscheidend ist die Verbindung von technischem Verständnis, kritischer Reflexion und konkreter Unterrichtspraxis – orientiert an den spezifischen Anforderungen des Mathematikunterrichts.

Die Einstellungsprofile von Faktor 1 und Faktor 2 scheinen sich gegenseitig zu ergänzen und könnten in der Praxis – etwa durch gemeinsame Übungen in Peergroups – voneinander profitieren. Zudem legen die Profile nahe, dass die meisten Studierenden bereits über grundlegende KI-Kompetenzen verfügen, die in Hochschullehrveranstaltungen gezielt aufgegriffen und weiterentwickelt werden können.

9. Handlungsempfehlungen

Im Folgenden werden Handlungsempfehlungen formuliert, die einen Beitrag zur Beantwortung der Forschungsfrage leisten, welche Handlungsbedarfe und Bildungsmaßnahmen bezogen auf den DigComp 2.2 sich aus diesen Einstellungsprofilen für angehende Mathematiklehrkräfte ableiten lassen. Die Ansätze basieren auf eigenen Erfahrungen aus Workshops, Einführungsveranstaltungen und hochschuldidaktischer Lehre und verstehen sich als praxisorientierte Impulse, nicht als abschließendes Konzept. Sie sollen in hochschuldidaktischen Kontexten weiter diskutiert und hinsichtlich ihrer Wirksamkeit empirisch evaluiert werden, um langfristig evidenzbasierte Maßnahmen zur Förderung digitaler Kompetenzen zu entwickeln. Der Fokus liegt auf den im Beitrag hervorgehobenen Kompetenzbereichen des DigComp 2.2 – *Problemlösekompetenz*, *Daten- und Informationskompetenz* sowie *Sicherheitskompetenz*. Zur Strukturierung werden curriculare, fachmathematische und fachdidaktische Handlungsebenen unterschieden.

Dimension	Faktor 1	Faktor 2	Faktor 3
Kritisches Denken	Systematisch, tiefenorientiert	Selektiv, anwendungsbezogen	Minimal, ergebnisorientiert
Ethische Sensibilität	Sehr Hoch	Moderat	Gering
Praxisorientierung	Theoriegeleitet	Pragmatisch	Nutzenorientiert
In Einstellung ausgeprägte Kompetenzbereiche des DigComp 2.2	Informationskompetenz Problemlösung Sicherheit	Informationskompetenz Problemlösung	Informationskompetenz
Kompetenzstufen-Zuordnung nach DigComp 2.2	Advanced/Highly Specialised (kritische Reflexion, Ethik, Technik)	Intermediate (anwendungsorientiert, selektive Reflexion)	Foundation (grundlegende Nutzung, wenig Reflexion)
Stärken	- Vorbild für kritische und ethische KI-Nutzung - Fördert Medienkritik bei Lernenden	- Effiziente Integration digitaler Tools - Offen für neue Methoden	- Schnelle Adaption und Nutzung - Entlastung durch Automatisierung
Risiken/Entwicklungsfelder	- Potenziell zu skeptisch gegenüber KI-Innovationen - Zu geringe Effizienz in der tatsächlichen praktischen Anwendung	- Teilweise oberflächliche Prüfung - Geringes Bewusstsein für Risiken vor allem im Bereich Datenschutz	- Gefahr unkritischer Übernahme von KI-Fehlern - Vernachlässigung von Datenschutz und Grundkompetenzen

Tab. 4: Überblick zu den Einstellungsprofilen

9.1 Curriculare Handlungsempfehlungen

Angesichts der bei Faktor 3 identifizierten Defizite in der kritischen Reflexion ist eine systematische Verankerung von KI-Kompetenzen im Lehramtsstudium unumgänglich. Da formale curriculare Änderungen jedoch zeitintensive Abstimmungsprozesse erfordern und oft die Frage nach der Streichung bestehender Inhalte aufwerfen, wird ein gestuftes Implementationsmodell empfohlen:

Niederschwellige Übergangslösungen:

Als kurzfristig umsetzbare Maßnahmen bieten sich Brückenkurse oder Angebote im Rahmen des *Studium Generale* an. Diese Formate sind zwar freiwillig, ermöglichen aber eine schnelle Reaktion auf technologische Entwicklungen und dienen als wertvolles Erprobungsfeld für zukünftige Lehrinhalte. Hier können innovative Konzepte evaluiert werden, bevor sie in die verbindlichen Studienordnungen der Einführungsveranstaltungen einfließen.

Integration in etablierte Strukturen:

Um in der Übergangsphase eine höhere Verbindlichkeit zu erreichen, sollten spezifische KI-Einführungseinheiten direkt in bestehende Pflichtvorlesungen integriert werden. Dieser Ansatz hat den Vorteil, dass er alle Studierenden erreicht, ohne dass neue Module geschaffen werden müssen. Um die Hürden für das Lehrpersonal zu senken, muss die Expertise nicht zwingend bei der jeweiligen Lehrperson selbst liegen. Durch Gastvorträge und Expert:inneneinheiten (z. B. aus der Informatik, Ethik oder Hochschuldidaktik) kann eine hohe fachliche Qualität der Wissensvermittlung sichergestellt werden, ohne das Stammpersonal zu überfordern.

Durch diese Verzahnung von flexiblen Zusatzangeboten und der punktuellen Integration in das Kernstudium kann der heterogene Kenntnisstand der Studierenden effizient ausgeglichen werden, während langfristig eine dauerhafte curriculare Verankerung vorbereitet wird.

9.2 Handlungsempfehlung für Mathematiklehrveranstaltungen

In fachmathematischen Lehrveranstaltungen sollte die KI-Nutzung methodisch so eingebettet werden, dass sie die Studierenden zur aktiven Auseinandersetzung mit fachlichen Prozessen anregt. Dies adressiert insbesondere die bei Faktor 2 und 3 beobachteten Tendenzen, Ergebnisse primär funktional zu nutzen, ohne den mathematischen Weg systematisch zu validieren.

Interaktive Analyse mathematischer Argumentation:

Neben einer dozentenseitigen Demonstration („lautes Denken“) sollte die Prüfung KI-generierter Beweise und Lösungswege als interaktiver Prozess gestaltet werden. Lehrende können dabei durch gezielte Fragestellungen die Studierenden dazu anregen, Logikfehler oder Ungenauigkeiten in KI-Outputs selbst zu identifizieren. Diese kritische Auseinandersetzung sollte sich auch in den Übungen manifestieren: Statt ausschließlich Aufgaben neu zu lösen, können Übungseinheiten darauf ausgerichtet werden, vorgefertigte KI-Lösungen gemeinsam zu analysieren und fachlich zu diskutieren. Dies stärkt die im DigComp 2.2 geforderte Datenbewertungskompetenz direkt im Kontext mathematischer Beweisführung.

Fachspezifische Kurzimpulse zum Werkzeugumgang:

Um die Nutzungskompetenz im Fachbereich (und darüber hinaus in der Mathematikdidaktik) zu verbessern, können regelmäßige Kurzimpulse – etwa in Form eines „KI-Hacks der Woche“ – etabliert werden. Im Fokus steht hierbei der Erfahrungsaustausch über den reflektierten Werkzeugeinsatz:

- **Werkzeugwahl & Prompting:** Welche KI-Tools eignen sich für spezifische mathematische Probleme (z. B. Visualisierung vs. symbolische Manipulation)? Wie lässt sich durch präzises Prompting die Qualität der Antworten steuern?
- **Partizipation & Peer-Learning:** Diese Impulse können sowohl von Lehrenden als auch von Studierenden eingebracht werden, um Best-Practice-Beispiele aus der studentischen Praxis sichtbar zu machen.

Von diesem Format profitiert alle Profile. Insbesondere für Faktor 1 bieten diese Impulse die Chance, die Effizienz in der praktischen Anwendung zu steigern und einen potenziellen Über-Skeptizismus

abzubauen. Zudem können sie ihre Rolle als kritische Multiplikator:innen aktiv einbringen.

Transparenz und explorativer Rahmen:

Lehrende sollten die Nutzung kursbezogener Materialien (z. B. Skripte oder Übungszettel) in KI-Systemen vorab klären. Diese klare Regelung schafft einen rechtssicheren Raum für exploratives Lernen, was insbesondere dem sicherheitsorientierten Profil von Faktor 1 die notwendige Orientierung bietet, während es für alle Profile die Basis für eine professionelle Nutzung darstellt.

9.3 Handlungsempfehlungen für didaktische Lehrveranstaltungen

Während die Fachmathematik die KI als Werkzeug thematisiert, fokussieren didaktische Lehrveranstaltungen auf die pädagogische Verantwortung und die professionelle Ethik angehender Lehrkräfte. Ziel ist es, die Studierenden zu befähigen, den Einsatz von KI im Mathematikunterricht nicht nur technisch zu beherrschen, sondern auch fachdidaktisch und ethisch zu legitimieren.

Förderung der ethischen und rechtlichen Urteilsbildung:

Angesichts der bei Faktor 3 identifizierten geringen ethischen Sensibilität und dem Fokus auf reine Nützlichkeit ist eine explizite Auseinandersetzung mit den Risiken von KI im Schulkontext erforderlich. Hierfür eignen sich Dilemma-Übungen (in Anlehnung an Lind, 2008). Dabei werden die Studierenden mit Konfliktsituationen konfrontiert, für die es keine einfache Lösung gibt – etwa das Spannungsfeld zwischen der Nutzung privater Schülerdaten zur individuellen Förderung und dem Schutz der Privatsphäre. Durch das gemeinsame Diskutieren und Abwägen solcher Fallbeispiele in Kleingruppen wird das theoretische Wissen über den DigComp 2.2 in eine reflektierte berufliche Haltung transformiert.

KI-gestützten Unterrichtsplanung:

In seminaristischen Settings sollte die Grenze zwischen technischer Entlastung und pädagogischer Verantwortung ausgelotet werden. Studierende können beispielsweise aufgefordert werden, vollständige Unterrichtsentwürfe durch KI generieren zu lassen, um diese anschließend kriteriengeleitet zu dekonstruieren. Dabei steht nicht die Zeitersparnis im Vordergrund, sondern die Frage, an welchen Stellen die KI pädagogische Fehlentscheidungen trifft oder fachdidaktische Prinzipien vernachlässigt.

Praxistransfer und Gestaltung von KI-Lernszenarien:

Die Erfahrungen und Sichtweisen von Studierenden im Umgang mit KI-Tools zum Lernen von Mathematik können gezielt genutzt werden, um gemeinsam Integrationskonzepte für den schulmathematischen Unterricht zu entwickeln. Diese Konzepte sollten gezielt in schulpraktischen Übungen erprobt werden. Hierbei können Studierende aller Profile voneinander profitieren: Während Personen des Faktors 1 als Multiplikator:innen für die kritische Reflexion fungieren, können Studierende mit einer eher pragmatischen Ausrichtung (Faktor 2) innovative Wege der technischen Integration aufzeigen. Durch diesen Rückkopplungsprozess gewinnen die Studierenden praxisnahe Erkenntnisse darüber, wie sie KI-Tools sinnvoll nutzen können, ohne die notwendige fachliche und pädagogische Modellkritik zu vernachlässigen.

10 Diskussion

Ziel dieser Studie ist es, typische Einstellungsprofile von Mathematiklehramtsstudierenden gegenüber KI-Tools zu identifizieren und diese im Hinblick des europäischen Kompetenzrahmens DigComp 2.2 zu analysieren. Die Ergebnisse zeigen, dass sich drei klar unterscheidbare Einstellungsprofile herausbilden, die unterschiedliche Zugänge und Haltungen gegenüber der Nutzung von KI-Technologien im Studium aufweisen. Diese Profile liefern wertvolle Hinweise auf Kompetenzbedarfe und bieten Ansatzpunkte für die gezielte Weiterentwicklung hochschulischer Bildungsangebote.

10.1 Bedeutung der Einstellungsprofile für das Nutzungsverhalten

Ein zentraler Aspekt der Ergebnisse ist die Verbindung zu den Technologieakzeptanzmodellen TAM und UTAUT. Diese dienen in der vorliegenden Studie als theoretischer Bezugsrahmen, um die Relevanz der identifizierten Einstellungsprofile für das zu erwartende Nutzungsverhalten zu untermauern. Die identifizierten Einstellungsprofile lassen dabei potenzielle Tendenzen im Hinblick auf das voraussichtliche Nutzungsverhalten vermuten:

- **Profil 1** – Reflektierte und verantwortungsbewusste KI-Nutzer:innen - weist ein reflektiertes und verantwortungsbewusstes Einstellungsprofil auf, welches auf eine nachhaltige und verantwortungsvolle Nutzung hindeutet.
- **Profil 2** – Anwendungsorientierte KI-Nutzer:innen mit selektiv-kritischer Reflexion – Dieses Einstellungsprofil verbindet Effizienzorientierung mit selektiver Reflexion, was eine

Pragmatische, aber nicht durchgängig kritisch-reflektierte Nutzung erwarten lässt.

- **Profil 3** – Vertrauensvolle und effiziente KI-Nutzer:innen mit geringer kritischer Reflexion – Dieses Einstellungsprofil stellt primär die unmittelbare Nützlichkeit in den Fokus, was auf eine möglicherweise unreflektierte Nutzung ohne ausreichende kritische Prüfung hinweist.

Diese Einstellungsprofile bieten eine Grundlage, um Handlungsempfehlungen und Bildungsmaßnahmen zielgruppenorientiert zu entwickeln. Sie deuten zugleich auf die Notwendigkeit hin, Reflexionsfähigkeit und pädagogische Gestaltungskompetenz systematisch zu fördern.

10.2 Komplementarität und Peer-Learning-Potenziale

Ein zentrales Ergebnis der Untersuchung ist das komplementäre Potenzial der Profile. Während das kritisch-reflektierte Profil durch hohe Reflexionsbereitschaft und Verantwortungsbewusstsein überzeugt, bringt das pragmatisch-handlungsorientierte Profil Offenheit für effiziente Anwendungsszenarien ein. Peer-Learning-Formate, in denen Studierende ihre Einstellungen austauschen und voneinander lernen, erscheinen besonders geeignet, um Reflexionsfähigkeit und Anwendungskompetenz gleichermaßen zu fördern. Auch Studierende des Profil 3 können durch gezielte Einbindung in solche Austauschformate an Reflexionsfähigkeit gewinnen.

Die Rolle der Hochschuldozierenden verschiebt sich dabei zunehmend von der reinen Wissensvermittlung hin zur Lernbegleitung (Faust, 2023). Sie profitieren selbst von den Erfahrungen und Sichtweisen der Studierenden, insbesondere im Umgang mit dynamisch wachsenden KI-Tools. Seminaristische Explorationen und gemeinsames Entwickeln von Unterrichtskonzepten bieten einen geeigneten Rahmen, um gestaltungsorientierte Handlungskompetenzen zu entwickeln und KI-gestützte Lernszenarien praxisnah zu erproben.

10.3 Grenzen der Studie

Trotz der aufschlussreichen Ergebnisse sind einige Limitationen zu beachten:

- **Subjektive Interpretation:** Die Q-Methode ermöglicht eine differenzierte Erfassung subjektiver Sichtweisen, deren Deutung jedoch durch die Forschenden geprägt bleibt.

- **Ambivalenz der Aussagen:** Es ist möglich, dass einzelne Aussagen von Studierenden unterschiedlich interpretiert wurden.
- **Einstellungen und Verhalten:** Die Studie geht von einem Zusammenhang zwischen Einstellungen und tatsächlicher Nutzung aus, wie ihn Akzeptanzmodelle postulieren. In der Praxis beeinflussen jedoch auch andere Faktoren wie soziale Normen, institutionelle Rahmenbedingungen und Vorerfahrungen das Verhalten. Es bleibt offen, inwieweit sich die Einstellungsprofile auch in der tatsächlichen Nutzung unterscheiden.
- **Fokus auf Teilaspekte von KI-Kompetenz:** Die Untersuchung konzentriert sich auf drei ausgewählte Dimensionen des DigComp 2.2-Rahmens (Informations- und Datenkompetenz, Sicherheit und Problemlösung). Eine Erweiterung der Bereiche könnte zusätzliche Impulse für die Gestaltung von Bildungsangeboten liefern.

11 Fazit

Die vorliegende Studie leistet einen Beitrag zur evidenzbasierten Entwicklung von Qualifizierungsangeboten im Mathematiklehramtsstudium. Durch die differenzierte Analyse von Einstellungen angehender Mathematiklehrkräfte und die Ableitung von Kompetenzbedarfen und resultierenden Empfehlung für Bildungsangebote kann die Ausbildung angehender Mathematiklehrkräfte im Umgang mit KI-Technologien zielgerichteter und wirksamer gestaltet werden. Der gezielte Austausch zwischen Profilen, die Kombination von Fachlichkeit und Reflexion sowie die curriculare Verankerung relevanter Kompetenzen erscheinen dabei als zentrale Handlungsfelder für Hochschulen.

Besonders hervorzuheben ist der wechselseitige Zusammenhang zwischen Einstellung, Kompetenz und Kompetenzentwicklung. Die identifizierten Profile liefern Hinweise darauf, wie Lehramtsstudierende KI-Tools aktuell wahrnehmen und nutzen, aber auch, welche Bildungsmaßnahmen sich eignen könnten, um eine reflektierte, verantwortungsvolle Nutzung zu fördern. Aktuelle Forschungsarbeiten bestätigen, dass gezielte Bildungsangebote nicht nur KI-Kompetenzen erweitern, sondern auch zu einer Einstellungsverschiebung in Richtung einer reflektierteren Haltung im Sinne des DigComp 2.2 führen können (Jotschke, 2024).

Die Ergebnisse dieser Studie bieten eine Grundlage für die Entwicklung modularer, differenzierter Lehrangebote und unterstreichen das Potenzial von Peer-Learning-Formaten, in denen Studierende

unterschiedlicher Profile voneinander profitieren können. Die Einbindung der Studierenden in die Entwicklung von Unterrichtskonzepten – etwa durch seminaristische Explorationen – erlaubt zudem eine praxisnahe Verankerung der gestaltungsorientierten Handlungskompetenz.

Insbesondere Mathematiklehrkräfte verfügen über die notwendigen fachlichen Voraussetzungen zur Beurteilung KI-relevanter Modelle und nehmen eine Schlüsselrolle bei der Vermittlung von KI-Kompetenzen im Schulkontext ein. Die verbindliche curriculare Verankerung mathematischer Grundlagen von KI sowie ethischer, datenschutzrechtlicher und didaktischer Reflexionskompetenzen erscheint daher als unabdingbar für eine zukunftsfähige Lehrer:innenbildung.

Danksagung

Ich danke den gutachtenden Personen für die hilfreichen und konstruktiven Anmerkungen und Kommentare, sowie den Personen, die bei der Erstellung des Q-Samples unterstützt haben. Ein besonderer Dank geht an Frau Prof. Hoffkamp, welche mich bei der Datenerhebung und der Auswahl des Forschungsdesigns unterstützt hat und Frau Prof. Rach.

Endnoten

- ¹ Leistungserwartung entspricht dem Wahrgenommenen Nutzen aus TAM
- ² Aufwandserwartung entspricht der Wahrgenommenen Einfachheit der Nutzung aus TAM
- ³ Ein wissenschaftlicher Mitarbeiter, welcher KI-Kompetenzen von Lehrkräften beforscht; eine Studentin, welche Erfahrungen im Umgang mit KI-Tools hat; eine Bürgerin, welche selbst kaum Erfahrung im Umgang mit KI-Tools hat
- ⁴ Arithmetische Mittel der benötigten Zeit der Teilnehmenden

Literatur

- André, E., Bauer, W. et al. (2023). *Kompetenzentwicklung für KI – Veränderungen, Bedarfe und Handlungsoptionen* (Tech. Rep.). Plattform Lernende Systeme. https://www.plattform-lernendesysteme.de/files/Downloads/Publikationen/AG2_WP_Kompetenzentwicklung_KI.pdf
- Bekiari, G. (2024). Ergänzung DigCompEDU Rahmenwerks – Skizzierung der Fähigkeiten und Kompetenzen von pädagogischen Fachkräften im Zusammenhang mit KI in der Bildung (Tech. Rep.). AI Pioneers. https://aipioneers.org/wp-content/uploads/2024/01/WP3_Ergaenzung-DigCompEDU_Deutsch.pdf
- Bortz, J. & Schuster, C. (2010). *Statistik für Human- und Sozialwissenschaftler*. Springer Berlin Heidelberg. <https://doi.org/10.1007/978-3-642-12770-0>
- Brown, S. R. (1993). A Primer on Q Methodology. *Operant Subjectivity*, 16, 91–138. <https://doi.org/10.22488/ok-state.93.100504>

- Buchholtz, N., Schorcht, S., Baumanns, L., Huget, J., Noster, N., Rott, B., Siller, H.-S. & Sommerhoff, D. (2024). Damit rechnet niemand! Sechs Leitgedanken zu Implikationen und Forschungsbedarfen zu KI-Technologien im Mathematikunterricht. *Mitteilungen der Gesellschaft für Didaktik der Mathematik*, 117, 15–24.
- Cattell, R. B. (1966). The Scree Test For The Number Of Factors. *Multivariate Behavioral Research*, 1(2), 245–276. https://doi.org/10.1207/s15327906mbr0102_10
- Dang, J. & Liu, L. (2022). Implicit theories of the human mind predict competitive and cooperative responses to AI robots. *Computers in Human Behavior*, 134, 107300. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2022.107300>
- 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>
- Deutsche Mathematiker-Vereinigung. (2024, Juli). *Warum ist Mathematik für Künstliche Intelligenz unentbehrlich?* DMV-Blog. <https://www.mathematik.de/dmv-blog/5090-warum-ist-mathematik-fuer-kuenstliche-intelligenz-unentbehrlich>
- Esteve-Mon, F. M., Llopis-Nebot, M. Á., Viñoles-Cosentino, V. & Adell-Segura, J. (2022). Digital Teaching Competence of University Teachers: Levels and Teaching Typologies. *International Journal of Emerging Technologies in Learning (IJET)*, 17(13), 200–216. <https://doi.org/10.3991/ijet.v17i13.24345>
- Faust, D. A. (2023). *Integration von KI-Tools in die Lehre*. Hochschulforum Digitalisierung. <https://hochschulforumdigitalisierung.de/integration-von-ki-tools-in-die-lehre/>
- Fischer, P., Jander, K. & Krueger, J. (2018). Einstellungen und Verhalten. In *Sozialpsychologie für Bachelor* (S. 95–114). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-662-56739-5_6
- Heil, J., Delcker, J., Ifenthaler, D., Seufert, S. & Spirgi, L. (2024). KI-Kompetenz zu Studienbeginn als Prädiktor für die Nutzung von KI-Werkzeugen zur Unterstützung von Lernprozessen. *Informatik Spektrum*, 47, 51–59. <https://doi.org/10.1007/s00287-024-01570-2>
- Jaschke, T. (2017). Mathematikunterrichtsbezogene Überzeugungen mithilfe der Q-Methode erfassen. *Zeitschrift für Weiterbildungsforschung*, 40, 261–274. <https://doi.org/10.1007/s40955-017-0102-4>
- Jaschke, T. (2018). Mathematikunterrichtsbezogene Überzeugungen mithilfe der Q-Methode typisieren. <https://doi.org/10.25656/01:16571>
- Jotschke, L. (2024). Vom Werkzeug zur Kompetenz: Evaluation eines KI-Einführungseminars für MINT-Studierende. Angenommener Beitrag zur Publikation in einem Sammelband.
- Kaiser, H. F. (1960). The Application of Electronic Computers to Factor Analysis. *Educational and Psychological Measurement*, 20, 141–151. <https://doi.org/10.1177/001316446002000116>
- Lee, B. S. (2017). THE FUNDAMENTALS OF Q METHODOLOGY. *Journal of Research Methodology*, 2, 57–95. <https://doi.org/10.21487/jrm.2017.11.2.2.57>
- Lind, G. (2008). The meaning and measurement of moral judgment competence: A dual-aspect model. *Contemporary Educational Psychology*, 33(4), 865–886. https://www.researchgate.net/publication/45817666_The_meaning_and_measurement_of_moral_judgment_competence_A_dual-Aspect_model
- Müller, F. H. & Kals, E. (2004). Die Q-Methode. Ein innovatives Verfahren zur Erhebung subjektiver Einstellungen und Meinungen. *Forum Qualitative Sozialforschung / Forum: Qualitative Social Research*, 5. <https://doi.org/10.17169/fqs-5.2.614>
- North, K., Reinhardt, K. & Sieber-Suter, B. (2013). Was ist Kompetenz? In *Kompetenzmanagement in der Praxis* (S. 11–28). Gabler Verlag. https://doi.org/10.1007/978-3-8349-3696-7_2
- Redecker, C. & Punie, Y. (2017). *European Framework for the Digital Competence of Educators: DigCompEdu*. Publications Office of the European Union. <https://doi.org/10.2760/159770>
- Scherer, R. & Teo, T. (2019). Unpacking teachers' intentions to integrate technology: A meta-analysis. *Educational Research Review*, 27, 90–109. <https://doi.org/10.1016/j.edurev.2019.03.001>
- Schönbrodt, S. & Oldenburg, R. (2024). Mathematische Grundlagen als Schlüssel zu einem allgemeinbildenden Verständnis von KI: Theoretische Perspektiven und praktische Unterrichtsideen. *Mathematik im Unterricht*, 15. <https://eplus.uni-salzburg.at/miu/content/tit-leinfo/11608126/full.pdf>
- Simon, T. (2022). Nutzungsakzeptanz von digitalen Werkzeugen in den Geisteswissenschaften [Dissertation]. Universität Koblenz-Landau.
- Strzelecki, A. (2023). To use or not to use ChatGPT in higher education? A study of students' acceptance and use of technology. *Interactive Learning Environments*, 32, 5142–5155. <https://doi.org/10.1080/10494820.2023.2209881>
- UNESCO. (2024). *AI competency framework for students*. UNESCO. <https://doi.org/10.54675/ikjb9835>
- 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>
- Watts, S. (2012). *Doing Q methodological research: Theory, method & interpretation*. Sage.
- Weinrich, C., Carolus, A., Markus, A. & Augustin, Y. (2023). *AI Literacy: Kompetenzdimensionen und Einflussfaktoren im Kontext von Arbeit* (Tech. Rep.). Bundesministerium für Arbeit und Soziales. https://www.denkfabrik-bmas.de/fileadmin/Downloads/Publikationen/AI_Literacy_Kompetenzdimensionen_und_Einflussfaktoren_im_Kontext_von_Arbeit.pdf
- Zabala, A. (2014). qmethod: A Package to Explore Human Perspectives Using Q Methodology. *The R Journal*, 6, 163–173. <https://doi.org/10.32614/RJ-2014-032>

Laura Jotschke
TU Dresden
Bereich Mathematik und Naturwissenschaften
Zellescher Weg 12 - 14
01069 Dresden
laura.jotschke@tu-dresden.de

Anhang

	Aussage	Einordnung
U1	Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, hinterfrage ich plausible KI-Antworten nicht weiter.	• Informations- und Datenkompetenz (Kompetenzbereich 1, DigComp 2.2) • Kritisches Hinterfragen generierter Antworten • u. a. bezogen auf mathematische Kontexte: z. B. Generieren eines Lösungswegs von einer mathematischen Aufgabe, Endergebnis stimmt, Lösungsweg kann jedoch Logikfehler enthalten
U2	Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, ist es nicht notwendig sich mit den Risiken der Datensicherheit zu beschäftigen.	• Sicherheit (Kompetenzbereich 4, DigComp 2.2) • u. a. bezogen auf Anwendungsbeispiel aus DigCom 2.2. S. 80; AI 39 und AI 42
U3	Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, weiß ich in der Regel nicht, woher die von mir genutzten KI-Tools ihr Wissen beziehen.	• Informations- und Datenkompetenz (Kompetenzbereich 1, DigComp 2.2) • u. a. bezogen auf Anwendungsbeispiel aus DigCom 2.2. S. 79; AI 30 • u. a. bezogen auf „Glaubwürdigkeit und Zuverlässigkeit der Informationen und ihrer Quellen kritisch zu bewerten“ DigComEdu
U4	Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, vertraue ich darauf, dass bei korrektem Ergebnis auch der generierte Lösungsweg korrekt sein muss.	• Informations- und Datenkompetenz (Kompetenzbereich 1, DigComp 2.2) • u. a. bezogen auf Anwendung von KI-Tools in der Mathematik
U5	Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, vertraue ich darauf, dass die generierten Aussagen immer auf dem aktuellsten Stand sind.	• Informations- und Datenkompetenz (Kompetenzbereich 1, DigComp 2.2) • u. a. bezogen auf „Glaubwürdigkeit und Zuverlässigkeit der Informationen und ihrer Quellen kritisch zu bewerten“ DigComEdu
U6	Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, ist es unwichtig, ob meine (Forschungs-)Daten von einer KI verarbeitet werden, solange die Ergebnisse nützlich sind.	• Sicherheit (Kompetenzbereich 4, DigComp 2.2) • u. a. bezogen auf Anwendungsbeispiel aus DigCom 2.2. S. 79; AI 31 • u. a. bezogen auf erhobene Forschungsdaten aus Evaluationen der eigenen Lehre (DigCompEdu)
U7	Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, vertraue ich darauf, dass Marktanbieter eine mögliche Verzerrung in KI-Antworten durch Trainingsdaten verhindern.	• Ethischer Aspekt • u. a. bezogen auf Anwendungsbeispiel aus DigCom 2.2. S. 81; AI 56
U8	Die zielführende Nutzung von KI im Studium ist einfach und kann ohne grundlegendes Verständnis zur Funktionsweise bedient werden.	• Problemlösekompetenz (Kompetenzbereich 5, DigComp 2.2) • u. a. bezogen auf „[...] to engage confidently, critically and safely with [...] systems driven by artificial intelligence (AI), they need to acquire a basic understanding of such tools and technologies“ (DigCom 2.2, S 77)

Q-Sample der vorliegenden Studie - Aussagen der Kategorie "unreflektierte Einstellung zur Nutzung"

	Aussage	Einordnung
R1	Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, vergleiche ich die generierten Antworten immer mit anderen Quellen.	• Informations- und Datenkompetenz (Kompetenzbereich 1, DigComp 2.2) • u. a. bezogen auf Anwendungsbeispiel aus DigCom 2.2. S. 79; AI 30 • u. a. bezogen auf „Glaubwürdigkeit und Zuverlässigkeit der Informationen und ihrer Quellen kritisch zu bewerten“ DigComEdu
R2	Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, achte ich darauf keine persönlichen Informationen an KI-Tools weiterzugeben.	• Sicherheit (Kompetenzbereich 4, DigComp 2.2) • u. a. bezogen auf Anwendungsbeispiel aus DigCom 2.2. S. 80; AI 39, AI 41, AI 45 und AI 46
R3	Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, informiere ich mich über die Datengrundlage, aus denen die von mir genutzten KI-Tools ihr Wissen beziehen.	• Informations- und Datenkompetenz (Kompetenzbereich 1, DigComp 2.2) • u. a. bezogen auf „Glaubwürdigkeit und Zuverlässigkeit der Informationen und ihrer Quellen kritisch zu bewerten“ DigComEdu
R4	Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, muss ich die generierten Antworten kritisch hinterfragen.	• Informations- und Datenkompetenz (Kompetenzbereich 1, DigComp 2.2) • Kritisches Hinterfragen generierter Antworten • u. a. bezogen auf (Ergänzung Digcomp Edu S. 47)
R5	Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, suche ich aktiv nach Fehlern in generierten Aussagen.	• Informations- und Datenkompetenz (Kompetenzbereich 1, DigComp 2.2) • u. a. bezogen auf mathematische Kontexte: z. B. Generieren eines Lösungswegs von einer mathematischen Aufgabe, Endergebnis stimmt, Lösungsweg kann jedoch Logikfehler enthalten
R6	Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, lasse ich verschiedene Lösungsansätze/-methoden vergleichen, treffe aber selbst die endgültige Entscheidung, welcher Ansatz/Methode am besten zum vorliegenden Problem passt.	• Informations- und Datenkompetenz (Kompetenzbereich 1, DigComp 2.2) • u. a. bezogen auf Anwendung von KI-Tools in der Mathematik
R7	Wenn ich KI-Tools im Studium nutze, beschäftige ich mich mit möglichen Verzerrungen in KI-Antworten, die durch Trainingsdaten entstehen und überprüfe die Auswirkung auf meine Arbeit.	• Ethischer Aspekt • u. a. bezogen auf Anwendungsbeispiel aus DigCom 2.2. S. 81; AI 49 und AI 56 • u. a. bezogen auf (Ergänzung Digcomp Edu S. 47)
R8	Die zielführende Nutzung von KI im Studium, setzt ein grundlegendes Verständnis der Funktionsweise von KI-Tools voraus	• Problemlösekompetenz (Kompetenzbereich 5, DigComp 2.2) • u. a. bezogen auf „[...] to engage confidently, critically and safely with [...] systems driven by artificial intelligence (AI), they need to acquire a basic understanding of such tools and technologies“ (DigCom 2.2, S 77)

Q-Sample der vorliegenden Studie - Aussagen der Kategorie „reflektierte Einstellung zur Nutzung“