



**Hochschule
Bonn-Rhein-Sieg**
University of Applied Sciences



**HOCHSCHULE
HAMM-LIPPSTADT**



**KI:
EDU.
NRW**

Gesamtauswertung der Umfrage

Ein Kooperationsvorhaben empfohlen durch die:



INNOVATION DURCH KOOPERATION

Gefördert durch:

Ministerium für
Kultur und Wissenschaft
des Landes Nordrhein-Westfalen



Inhaltsverzeichnis

1. Deskriptive Auswertung der Umfrageergebnisse	3
2. Interpretation der Umfrageergebnisse	5
2.1. Einleitung.....	5
2.2. Theoretischer Rahmen/Hypothesen.....	6
2.3. Selbstwirksamkeit (Self-Efficacy) im Umgang mit KI und die Fähigkeit, Prompts zu verstehen	6
2.4. Hypothesenbasiertes Forschungsmodell	7
2.5. Methodik.....	8
2.6. Messverfahren	9
2.7. Quantitative Datenanalyse	9
2.8. Ergebnisse	9
2.9. Diskussion und Schlussfolgerungen.....	10
2.10. Implikationen für Theorie und Praxis.....	10
2.11. Limitationen und Ausblick	11
Literaturverzeichnis	12

1. Deskriptive Auswertung der Umfrageergebnisse

Stichprobe (N = 158 Personen)

Geschlechterverteilung:

weiblich	männlich	divers
35	117	6

Bei einer Umfrage mit 158 Teilnehmenden verteilen sich die Geschlechter wie folgt: Etwa 22 Prozent der Teilnehmenden sind weiblich, etwa 74 Prozent sind männlich und etwa 4 Prozent der Teilnehmenden identifizieren sich als divers.

Das Vorwissen bzw. die Erfahrung mit KI beträgt im Durchschnitt 3.56. Die Befragten verfügen somit bereits über ein mittleres bis eher höheres Vorwissen. Die Motivation zur KI-Nutzung fällt ebenfalls überwiegend positiv aus. Besonders das Item KI02_02 (M = 3.91) zur Zeitersparnis weist eine hohe Zustimmung auf.

Der höchste Mittelwert der gesamten Skala liegt bei der Hinterfragung der KI-Antwort (NP01_06: M = 4.22). Dies deutet auf eine sehr starke Zustimmung zu dieser Nutzungsform hin. Vorgehen bei der Nutzung: Das Item PL01_02 „Ich vergleiche die Lösung mit meinen eigenen (Vor-)Kenntnissen“ (M = 4.25) zeigt eine sehr hohe Zustimmung. Das Item PL01_05 „Ich nehme keine Überprüfung vor.“ (M = 1.58) weist dagegen eine sehr geringe Zustimmung auf. Hier besteht der deutlichste Unterschied innerhalb einer Skala.

Der höchste Mittelwert der gesamten Untersuchung wird im Bereich der Problemlösung durch PL02_01 mit einem Wert von M = 4.51 repräsentiert. Das vorliegende Item thematisiert die Relevanz einer kritischen Prüfung der Antworten, die durch den Einsatz eines KI-Chatbots zur Lösung von MINT-Aufgaben generiert werden. Dabei wird betont, dass die Plausibilität der Antworten als entscheidender Faktor betrachtet werden muss. Es konnte festgestellt werden, dass dies die höchste Zustimmung erhält. Die Zustimmung der Befragten zu diesem Aspekt der Problemlösung ist signifikant.

Die wahrgenommene Selbstwirksamkeit, auch als Self-Efficacy bezeichnet, ist insgesamt im mittleren bis positiven Bereich anzusiedeln. Das Item SE01_03 (M=3.65) KI-Skills: „Ich traue mir zu, den KI-Chatbot gezielt so zu steuern, dass ich hilfreiche Ergebnisse erhalte.“ erfährt die höchste Zustimmung. Im Rahmen der Analyse wurde festgestellt, dass die Befragten den Nutzen der KI überwiegend positiv bewerten. Die zur Auswertung der Nutzung und Bewertung herangezogenen Items lassen sich wie folgt zusammenfassen: Die Aufgaben sollen schneller erledigt (TA01_01 (M=3.60)), die Arbeitsleistung verbessert (TA01_02 (M=3.67)) und die Produktivität soll gesteigert werden (TA01_03 (M=3.48)). Die Analyse ergibt, dass alle Items im mittleren Bereich anzusiedeln sind und eine positive Zustimmung erfahren.

In Bezug auf die Benutzerfreundlichkeit erzielt das Item TA02_01 (M= 3.96) die höchste Zustimmung. Die Aussage „Mir fällt es leicht, den Umgang mit KI-Chatbots zu erlernen.“ ist demnach als besonders zutreffend zu erachten. Die Benutzerfreundlichkeit erfährt eine insgesamt positive Bewertung.

Hinsichtlich der Nutzungsintention ist festzustellen, dass die Absicht, KI künftig weiter zu nutzen, im mittleren bis positiven Bereich liegt. Die Analyse ergibt, dass das Item TA03_02 (M= 3.43) mit der Aussage „Ich gehe davon aus, dass ich KI-Chatbots in Zukunft häufiger zur Lösung von MINT-Aufgaben nutzen werde.“ eine hohe Zustimmung erfährt. Die vorliegenden empirischen Untersuchungen zeigen, dass die Widerstände gegenüber dem KI-Chatbot insgesamt als gering einzustufen sind. Nichtsdestotrotz findet das Item TR01_03 (M = 3.06) „Ich bevorzuge klassische Arbeitsmethoden (z. B. eigene Berechnung, Lehrmaterial), auch wenn ein KI-Chatbot verfügbar wäre“ die höchste Zustimmung.

Die Anforderungen an das Lehrpersonal werden von den Studierenden als adäquat empfunden. Die Analyse der Daten ergibt, dass das Item WV01_02 (M=4.0) mit dem Anspruch an Dozierende „Vorschläge und Hilfestellungen bei der Nutzung von Tools (Wolfram Alpha, MATLAB, Python usw.)“ die höchste Zustimmung erhält. Die Items „Beispiele und Übungsaufgaben“ (WV01_04, M=3.73) und „einen Leitfaden oder Anleitungen“ für Studierende (WV01_03, M=3.44) werden demnach dicht gefolgt.

Im Rahmen der Analyse der offenen Frage zu den persönlichen Wünschen erfolgt nach Abschluss der quantitativen Auswertung und Priorisierung der Studentenwünsche eine Kategorisierung, die sich wie folgt darstellt: In Kategorie A werden die technischen Anforderungen an KI adressiert, die einen Anteil von 33 Prozent ausmachen. In der Kategorie B, die sich mit didaktischen Aspekten befasst, können 19 Prozent der Studierendenwünsche zugeordnet werden. In Kategorie C (3 Prozent) wird der Aspekt Datenschutz aufgegriffen. In der Kategorie D, die sich mit den Nutzungsregeln für KI befasst, konnten 31 Prozent der persönlichen Wünsche verzeichnet werden. In der Kategorie E, die der Kritik und den Bedenken zugeordnet ist, beträgt der Anteil insgesamt 15 Prozent.

- C1 Korrektheit, Zuverlässigkeit und Selbstkorrektur von KI-Ergebnissen
- C2 Nachvollziehbare und methodisch korrekte Lösungswege
- C3 Überprüfung und Korrektur eigener Lösungen durch KI
- C4 Transparenz über Wissensgrenzen und Vermeidung von Halluzinationen
- C5 Fachliche Kompetenz der KI im MINT-Bereich
- C6 Übersichtliche und verständliche Darstellungen
- C7 Bereitstellung von Übungsaufgaben und Beispielen
- C8 KI als tutorielle Lernunterstützung
- C9 Chatbot Empfehlungen
- C10 Datenschutz und Schutz persönlicher Nutzungsdaten
- C11 Regelung und institutionelle Einbettung von KI im Studium
- C12 Schulungen und Aufklärung zum kompetenten Umgang mit KI
- C13 Grundsätzliche Kritik und gesellschaftliche Bedenken gegenüber KI
- C14 Instruktionsstreue und Prompting
- C15 Kostenloser Zugang zu erweiterten KI-Funktionen
- C16 Mehr Musterlösung statt KI

- Kategorie A: Technische Anforderungen an KI (33 %)
- Kategorie B: Didaktische Aspekte (19 %)
- Kategorie C: Datenschutz Aspekte (3 %)
- Kategorie D: Nutzungsregeln für KI (31 %)
- Kategorie E: Kritik und Bedenken (15 %)

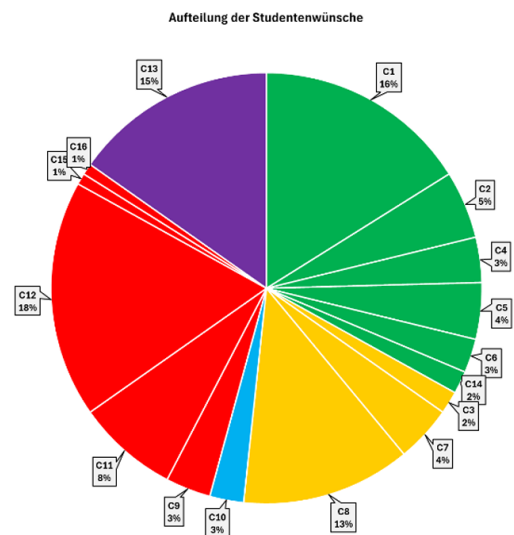


Abbildung 1: Quantitative Auswertung und Priorisierung der Studentenwünsche

Fazit

Die deskriptive Analyse zeigt eine überwiegend positive Einstellung gegenüber der Nutzung des KI-Chatbots. Insbesondere die Aspekte der Problemlösung ($M = 4.51$), des Vorgehens ($M = 4.25$) sowie bestimmter Nutzungsformen ($M = 4.22$) verzeichnen hohe Zustimmungswerte. Des Weiteren werden die wahrgenommene Benutzerfreundlichkeit sowie der Nutzen der Anwendung positiv bewertet. Demgegenüber fallen die Widerstände gegenüber dem KI Chatbot vergleichsweise gering aus.

2. Interpretation der Umfrageergebnisse

2.1. Einleitung

Hintergrund und Ziel der Untersuchung

KI-Chatbots unterstützen die Lösung mathematischer und technischer Probleme und verändern so etablierte Lernpraktiken. Studierende erarbeiten Lösungen möglicherweise nicht mehr eigenständig, sondern gemeinsam mit dem Tool. Gleichzeitig fehlt es Dozenten oft an einem klaren Verständnis dafür, wie Studierende diese Tools tatsächlich nutzen (Dai, 2025). Große Sprachmodelle (LLMs) liefern überwiegend vertrauenswürdige Ergebnisse und plausible, aber falsche Informationen (Kalia et al., 2025). Dies kann es besonders für Studierende in frühen Studienphasen schwierig machen, die Gültigkeit von KI-generierten Ergebnissen zu beurteilen. Diese Entwicklungen erfordern neue Urteilsfähigkeiten in allen MINT-Fächern. Die Herausforderung ist, KI als Werkzeug zu nutzen, um eigenständiges Wissen zu erwerben und zu festigen, Modelle zu reflektieren und Probleme autonom zu lösen.

In dem vom Ministerium für Kultur und Wissenschaft geförderten Projekt „Prompt.Think.Check“ von KI:edu.nrw haben Lehrkräfte der Hochschule Bonn-Rhein-Sieg und der Hochschule Hamm-Lippstadt gemeinsam Lernressourcen und digitale Werkzeuge für Kompetenzen in der KI-bezogenen MINT-Bildung entwickelt, getestet und evaluiert. Der Schwerpunkt lag dabei auf der Ingenieurwissenschaft. Die empirische Grundlage der Studie basiert auf einer quantitativen Analyse der Chatprotokolle von $N = 30$ Studierenden, die im November 2025 ingenieurwissenschaftliche Aufgaben lösten. Die Ergebnisse der Chatprotokoll-Auswertung zeigen, dass die Studierenden sich überwiegend auf „Zero-Shot“ Prompts stützen und keiner der Studierenden die von KI-Chatbots generierten Lösungen bezweifelte.

Obwohl viele Studierende Bedenken hinsichtlich der Genauigkeit von KI-generierten Antworten äußerten, wird dies nicht kritisch hinterfragt. Dies unterstreicht die Notwendigkeit, Studierende bei der kritischen Bewertung von KI-generierten Inhalten besser zu unterstützen. Dazu wurde das Technologieakzeptanzmodell (TAM) als theoretischer Rahmen zur Untersuchung der Zusammenhänge zwischen verschiedenen Faktoren verwendet. Das Forschungsmodell wurde im Januar 2026 im Rahmen einer Online-Umfrage unter $N = 158$ Studierenden aus dem Bereich Ingenieurwissenschaften getestet. Die Kombination aus Chatprotokollanalyse und Umfragedaten ermöglicht eine differenzierte Rekonstruktion typischer Interaktionsmuster, Aufforderungsstrategien und Überprüfungspraktiken.



2.2. Theoretischer Rahmen/Hypothesen

Technologieakzeptanzmodell (TAM) und Widerstand gegen Veränderungen (RTC)

Das Technologieakzeptanzmodell (TAM) von Davis (1985) ist ein theoretischer Rahmen, der die Wahrscheinlichkeit der Annahme neuer Technologien durch Einzelpersonen vorhersagt. Dies geschieht auf Grundlage zweier Determinanten: der wahrgenommenen Nützlichkeit bzw. „perceived usefulness“ (PU) und der wahrgenommenen Benutzerfreundlichkeit bzw. „perceived ease of use“ (PEoU). Die Nützlichkeit bezieht sich auf die Arbeitsleistung, die Benutzerfreundlichkeit auf die mühelose Nutzung (Davis, 1989, S. 320). Sowohl die Nützlichkeit als auch die Benutzerfreundlichkeit beeinflussen die Einstellung zur Nutzung, die emotionale Reaktion, die Nutzungsabsicht und die tatsächliche Nutzung.

Insbesondere im Zusammenhang mit GenAI zeigt sich, dass technologiebezogene Bewertungen eng mit deren Nutzung verknüpft sind. Verschiedene Studien betonen, dass das Technology Acceptance Model (TAM) dazu geeignet ist, die Akzeptanz und Einführung von GenAI im Lernverhalten von Studierenden zu erklären und vorherzusagen (Hsiao & Tang, 2025; Ma, 2025). Allerdings könnten einige Studierende Bedenken haben, die sie davon abhalten, GenAI anzunehmen (Dai, 2025). Der dispositionelle Widerstand gegen Veränderungen (RTC) nach Oreg (2003) ist ein Konzept zur Untersuchung der Ablehnung von Technologie. Mit ihm lässt sich die Einstellung gegenüber GenAI erfassen (Al Mulhim, 2025). RTC umfasst zwei Faktoren: emotionale Reaktion auf Veränderungen und Angst vor Kontrollverlust, ebenso kurzfristiges Denken.

2.3. Selbstwirksamkeit (Self-Efficacy) im Umgang mit KI und die Fähigkeit, Prompts zu verstehen

Self-Efficacy bzw. Selbstwirksamkeit bezeichnet die Überzeugung einer Person, dass sie in der Lage ist, „die zur Bewältigung potenzieller Situationen erforderlichen Handlungen auszuführen“ (Bandura, 1982, S. 122). Diese Überzeugung wird durch frühere Erfahrungen sowie durch die Wahrnehmung der Person geprägt, ob Erfolg auf den eigenen Fähigkeiten, äußerer Unterstützung oder Glück beruht. Infolgedessen unterscheiden sich Menschen in ihrem Grad an Selbstwirksamkeit, was wiederum ihre Einstellungen und ihr Verhalten beeinflusst (Sherer & Adams, 1983).

Im Kontext der Hochschulbildung wird Selbstwirksamkeit als Schutzfaktor definiert, wenn Studierende mit potenziell anspruchsvollen oder unsicheren Lernsituationen konfrontiert sind, in denen der Einsatz von GenAI möglich ist (W. Jia et al., 2025; Shahzad et al., 2025). Studierende, die über ein hohes Maß an Selbstwirksamkeit im Umgang mit KI verfügen, gehen wahrscheinlich mit größerer Zuversicht an KI-basierte Tools heran, was die Unsicherheit hinsichtlich der Interpretation von KI-generierten Erklärungen oder deren Einbindung in ihre eigenen Problemlösungsprozesse verringern kann (Paredes-Aguirre et al., 2026).

Es ist jedoch nicht nur relevant, ob Studierende KI nutzen, sondern auch, wie sie diese nutzen und insbesondere, wie viel Erfahrung sie mit Prompt-Strategien haben. Aus diesem Grund soll die KI-Prompt-Kompetenz der Studierenden widerspiegeln, wie fortgeschritten, komplex und

durchdacht ihre Prompt-Strategie im Umgang mit einem KI-Chatbot ist (Gattupalli et al., 2023). Es wird erwartet, dass die KI-Selbstwirksamkeit und die KI-Prompt-Kompetenz der Studierenden die „perceived usefulness“ (PU) und die „perceived ease of use“ (PEoU) positiv beeinflussen.

2.4. Hypothesenbasiertes Forschungsmodell

Auf der Grundlage des in den vorangegangenen Abschnitten erörterten theoretischen Rahmens lassen sich die folgenden Hypothesen ableiten. Abbildung 1 zeigt das Forschungsmodell.

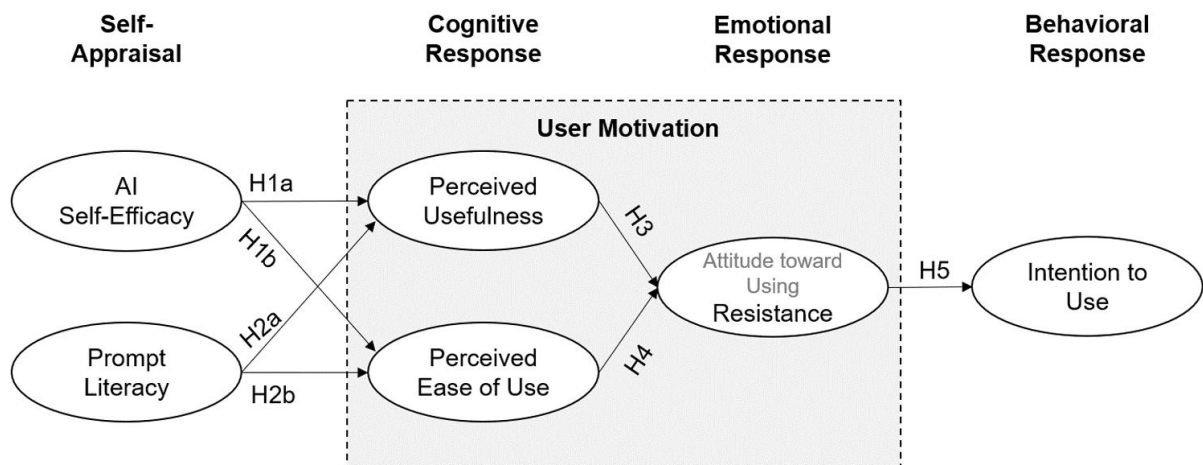


Abbildung 2: Forschungsmodell

H1a: Die Selbstwirksamkeit der Studierenden im Umgang mit KI steht in einem positiven Zusammenhang mit der wahrgenommenen Nützlichkeit von KI-Chatbots.

H1b: Die Selbstwirksamkeit der Studierenden im Umgang mit KI steht in einem positiven Zusammenhang mit der wahrgenommenen Benutzerfreundlichkeit von KI-Chatbots.

H2a: Die Prompt-Kompetenz der Studierenden steht in einem positiven Zusammenhang mit der wahrgenommenen Nützlichkeit von KI-Chatbots.

H2b: Die Prompt-Kompetenz der Studierenden steht in einem positiven Zusammenhang mit der wahrgenommenen Benutzerfreundlichkeit von KI-Chatbots.

H3: Der wahrgenommene Nutzen von KI-Chatbots steht in einem negativen Zusammenhang mit der dispositionellen Veränderungsresistenz der Studierenden.

H4: Die wahrgenommene Benutzerfreundlichkeit von KI-Chatbots steht in einem negativen Zusammenhang mit der dispositionellen Veränderungsresistenz der Studierenden.

H5: Die dispositionelle Veränderungsresistenz der Studierenden steht in einem negativen Zusammenhang mit ihrer Absicht, KI-Chatbots zu nutzen.

2.5. Methodik

Datenerhebung und Stichprobe

Zur Überprüfung des hypothetischen Modells wurde eine anonyme Online-Umfrage durchgeführt. Im Vergleich zu persönlichen Befragungen gelten Online-Umfragen als besser geeignet, um eine Verzerrung durch soziale Erwünschtheit zu vermeiden (Heerwegh, 2009). Letzteres bezieht sich auf die Tendenz der Forschungsteilnehmenden, „sozial erwünschte Antworten zu geben, anstatt Antworten zu wählen, die ihre wahren Gefühle widerspiegeln“ (Grimm, 2010, S. 537).

Um Studierende in MINT-Studiengängen mit Schwerpunkt Ingenieurwesen zu erreichen, verteilten die jeweiligen Lehrenden der Hochschule Bonn-Rhein-Sieg und der Hochschule Hamm-Lippstadt im Januar 2026 in MINT-Kursen einen QR-Code mit einem Link zur Online Umfrage. Darüber hinaus wurde der Link per E-Mail sowie über die WhatsApp- und Instagram Kanäle der Studierendenvertretungen verbreitet. Nach fünf Wochen hatten 162 Studierende den Fragebogen ausgefüllt. Ein Befragter musste ausgeschlossen werden, da er angab, sich in einem Promotionsstudiengang zu befinden. Drei Befragte wurden ausgeschlossen, da sie den Fragebogen in weniger als drei Minuten bearbeitet hatten. Daraus ergab sich eine effektive Stichprobengröße von 158 Studierenden. Die durchschnittliche Bearbeitungszeit für den Fragebogen betrug 5:52 Minuten.

Alle Teilnehmenden der effektiven Stichprobe gaben an, in einem MINT-Studiengang eingeschrieben zu sein. Der Anteil der männlichen Teilnehmenden lag bei 74,1 Prozent, der der weiblichen bei 22,2 Prozent und der der Studierenden, die dem Geschlechtsmerkmal divers zuzuordnen sind, bei 3,8 Prozent. Die befragten Personen im Alter von 18 bis 45 Jahren wiesen einen Mittelwert von 22,6 Jahren auf. Die Mehrheit der Teilnehmenden (93 Prozent) absolvierte ein Bachelor-Studium, während 7 Prozent ein Master-Studium absolvierten. Die nachfolgende Tabelle 1 gibt einen Überblick über die Struktur der Stichprobe.

Tabelle 1: Merkmale der Stichprobe

	Studierende (in Prozent von N = 158)
Geschlecht	
Männlich	74,1
Weiblich	22,2
Divers	3,8
Abschluss	
Bachelor	93,0
Master	7,0
Studiengang	
Maschinenbau	19,6
Elektrotechnik	15,2
Mechatronik	14,6
Nachhaltige Ingenieurwissenschaften	13,9
Wirtschaftsingenieurwesen	11,4
Weitere MINT-Studiengänge	25,3

2.6. Messverfahren

Sofern nicht anders angegeben, wurde jedes Konstrukt mithilfe einer fünfstufigen Likert-Skala gemessen, deren Endpunkte „stimme überhaupt nicht zu“ und „stimme voll und ganz zu“ waren. Die Selbstwirksamkeit wurde mithilfe von vier Items aus der von Schwarzer und Jerusalem (1995) entwickelten Skala zur allgemeinen Selbstwirksamkeit erfasst. Um speziell die KI-bezogene Selbstwirksamkeit zu erfassen, wurde jedes der vier Items an den jeweiligen Kontext angepasst. Eine Beispielaussage lautete: „Ich fühle mich sicher im Umgang mit KI Chatbots, auch wenn die Aufgaben komplex sind.“ Die Prompt-Kompetenz wurde anhand von vier selbst entwickelten Aussagen gemessen, beispielsweise: „Ich bringe meine eigenen Ideen oder Lösungsansätze ein.“ Der wahrgenommene Nutzen (PU), die wahrgenommene Benutzerfreundlichkeit (PEoU) und die Nutzungsabsicht für GenAI (ITU) wurden jeweils anhand von drei Items gemessen, die aus Venkatesh et al. (2003) adaptiert wurden. Der Widerstand gegen technologischen Wandel wurde anhand von drei Items bewertet, die aus Al Mulhim (2025) adaptiert wurden. Ein Beispiel hierfür ist die Aussage: „Ich ziehe traditionelle Lernmethoden der Verwendung eines KI-Chatbots zur Lösung von Übungen vor.“ Um die Validität der Ergebnisse der Regressionsanalyse zu gewährleisten, wurden zusätzlich zu den Hauptkonstrukten des Forschungsmodells Kontrollvariablen wie Geschlecht, Alter und Studiengang erfasst.

2.7. Quantitative Datenanalyse

Wie von Anderson und Gerbing (1988) vorgeschlagen, wurde das Messmodell vor der Analyse der strukturellen Effekte auf Validität und Reliabilität geprüft. Der Cronbach-Alpha-Wert jedes Konstrukts lag zwischen 0.68 und 0.91, wobei lediglich der Alpha-Wert der Skala zur wahrgenommenen Benutzerfreundlichkeit mit 0.68 leicht unter dem häufig verwendeten Schwellenwert von 0.70 lag. Zur Bewertung der psychometrischen Eigenschaften des Modells wurde eine konfirmatorische Faktorenanalyse durchgeführt. Die Analyse ergab, dass alle Faktorladungen akzeptabel waren, wobei die überwiegende Mehrheit der Items Werte über 0.70 aufwies. Im nächsten Schritt wurde das hypothetische Modell mittels struktureller Gleichungsmodellierung unter Verwendung von JAMOVl bewertet. Die Modellanpassung wurde anhand des Comparative Fit Index (CFI), des Incremental Fit Index (IFI) und des Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA) beurteilt.

2.8. Ergebnisse

Den Ergebnissen zufolge passt das hypothetische Modell gut zu den Daten ($\chi^2/df = 1.78$; CFI = 0.918; IFI = 0.920; RMSEA = 0.072). Darüber hinaus sind alle hypothetischen Haupteffekte signifikant. Im Einklang mit den Hypothesen H1a und H1b steht die KI-Selbstwirksamkeit in einem positiven Zusammenhang mit der wahrgenommenen Nützlichkeit ($\beta = 0.624$; $p < 0.001$) und der wahrgenommenen Benutzerfreundlichkeit ($\beta = -0.786$; $p < 0.001$). Die KI-Prompt Kompetenz steht in einem positiven Zusammenhang mit der wahrgenommenen Nützlichkeit ($\beta = 0.212$; $p < 0,05$), was H2a stützt. Im Gegensatz zu H2b verringert die KI-Prompt-Kompetenz jedoch die wahrgenommene Benutzerfreundlichkeit ($\beta = -0.399$; $p < 0.01$). Somit muss die Hypothese H2b verworfen werden.

Darüber hinaus bestätigen die Ergebnisse, dass sowohl der wahrgenommene Nutzen ($\beta = 0.329$; $p < 0.01$) als auch die wahrgenommene Benutzerfreundlichkeit ($\beta = -0.558$; $p < 0.001$) den Widerstand der Studierenden gegenüber KI verringern, während Letztere einen negativen

Einfluss auf die Absicht hat, GenAI in Zukunft zu nutzen. Somit werden die Hypothesen H3, H4 und H5 bestätigt. Innerhalb des Modells werden 66,1 Prozent der Varianz der Ablehnung und 62,8 Prozent der Varianz der Nutzungsabsicht durch die jeweiligen Prädiktoren erklärt. Abbildung 2 fasst die Ergebnisse zusammen.

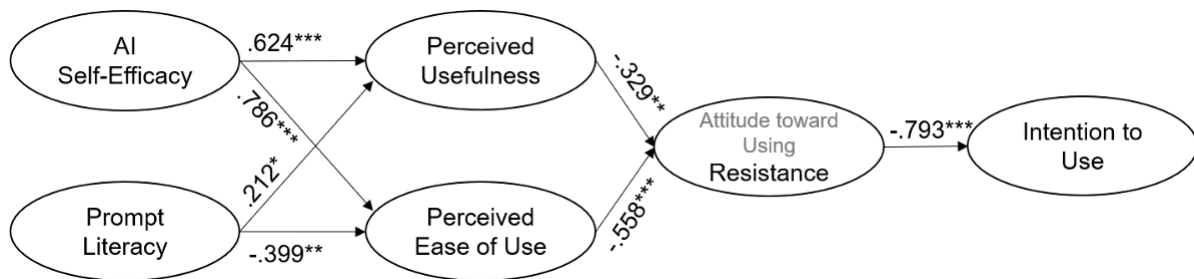


Abbildung 3: Strukturmodell der Studie C unter Einbeziehung der Haupteffekte

Anmerkungen: Standardisierte Regressionsgewichte; * $p < 0.05$; ** $p < 0.01$; *** $p < 0.001$

2.9. Diskussion und Schlussfolgerungen

Die quantitative Datenanalyse zeigt, dass eine zunehmende Selbstwirksamkeit im Umgang mit KI positiv mit dem wahrgenommenen Nutzen von KI-Chatbots korreliert ($\beta = 0.624$). Letzterer verringert wiederum die Vorbehalte gegenüber deren Nutzung ($\beta = -0.329$). Auch die Prompt Kompetenz korreliert positiv mit dem wahrgenommenen Nutzen, wenn auch weniger stark ($\beta = 0.212$). Die Analyse widerlegt jedoch die Hypothese H2b, nach der die Prompt-Kompetenz positiv mit der wahrgenommenen Benutzerfreundlichkeit zusammenhängt. Vielmehr zeigt sich ein negativer Effekt der Prompt-Kompetenz auf die wahrgenommene Benutzerfreundlichkeit ($\beta = -0.399$). Das Verständnis dieser Kausalkette ermöglicht die Ableitung mehrerer Implikationen für Theorie und Praxis.

2.10. Implikationen für Theorie und Praxis

Die Ergebnisse der Untersuchung legen nahe, dass das präsentierte Modell eine valide Hypothese darstellt und alle signifikanten Haupteffekte aufweist. Die Anwendung des TAM Modells erweist sich in diesem Zusammenhang als ein adäquates Instrument, um die Forschungsfrage zu beantworten.

Es konnte eindeutig nachgewiesen werden, dass eine Steigerung der Selbstwirksamkeit PEOU + PU und damit die Akzeptanz und die Nutzungsabsicht fördert. Daher sollten Dozierende in ihren Vorlesungen einen stärkeren Schwerpunkt auf die Förderung der Selbstwirksamkeit im Umgang mit KI legen. Es ist von entscheidender Bedeutung, dass die Studierenden ein Verständnis für die Funktionsweise von KI-Chatbots entwickeln, um Halluzinationen zu erkennen und ihr kritisches Denken zu schärfen. Dozierende können dieses kritische Denken in ihre Lehrveranstaltungen integrieren, indem sie ausgewählte ingenieurwissenschaftliche Problemstellungen als Beispiele heranziehen. Auf diese Weise wird veranschaulicht, wie KI generierte Ergebnisse kritisch bewertet werden können.

In diesem Kontext nimmt das Prompt-Engineering eine entscheidende Rolle ein, da es maßgeblich die Genauigkeit der von KI-Chatbots generierten Ergebnisse beeinflusst. Es ist jedoch zu erwarten, dass sich die Förderung der Prompt-Kompetenz auch positiv auf die

wahrgenommene Nützlichkeit auswirkt. Dennoch empfiehlt es sich, den Umfang dieser Schulung mit Bedacht zu gestalten, da eine unzureichende Prompt-Kompetenz negativ mit der wahrgenommenen Benutzerfreundlichkeit korreliert.

2.11. Limitationen und Ausblick

Es besteht die Möglichkeit, dass Studierende, die die Umfrage im Unterricht beantwortet haben, durch implizite Erwartungen der Dozenten beeinflusst worden sind, was als soziale Erwünschtheit bezeichnet wird.

Auf der Grundlage der Modellergebnisse wird derzeit ein Bildungsumfeld entwickelt, das verschiedene Lernhilfen umfasst, um KI-generierte Ergebnisse zu validieren. Im Folgenden werden Prompting-Strategien, Beispielaufgaben aus den MINT-Kernfächern sowie Unterstützung bei der Nutzung von Computeralgebra-Systemen (CAS-Systemen) erörtert.

Literaturverzeichnis

- Anderson, J. C., & Gerbing, D. W. (1988). Structural equation modeling in practice: A review and recommended two-step approach. *Psychological Bulletin*, 103(3), 411–423. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.103.3.411>
- Bandura, A. (1982). Self-efficacy mechanism in human agency. *American Psychologist*, 37(2), 122–147. <https://doi.org/10.1037/0003-066X.37.2.122>
- Bećirović, S., Polz, E., & Tinkel, I. (2025). Exploring students' AI literacy and its effects on their AI output quality, self-efficacy, and academic performance. *Smart Learning Environments*, 12(1), 29. <https://doi.org/10.1186/s40561-025-00384-3>
- Belkina, M., Daniel, S., Nikolic, S., Haque, R., Lyden, S., Neal, P., Grundy, S., & Hassan, G. M. (2025). Implementing generative AI (GenAI) in higher education: A systematic review of case studies. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 8, 100407. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2025.100407>
- Capdevila, I., Uittenhove, K. L. & J, D. Z. (2025). Designing Institutional Support for Generative AI Adoption: Building on Stem Teachers' Desired and Actual Use. Zenodo (CERN European Organization For Nuclear Research). <https://doi.org/10.5281/zenodo.17631245>
- Dai, Y. (2025). Why students use or not use generative AI: Student conceptions, concerns, and implications for engineering education. *Digital Engineering*, 4, 100019.
- Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS Quarterly*, 13(3), 319–340.
- Gattupalli, S., Maloy, R., & Edwards, S. (2023). Prompt Literacy: A Pivotal Educational Skill in the Age of AI. University of Massachusetts Amherst. <https://doi.org/10.7275/3498-WX48>
- Grimm, P. (2010). Social Desirability Bias. In J. Sheth & N. Malhotra (Eds.), *Wiley International Encyclopedia of Marketing* (1st ed.). Wiley. <https://doi.org/10.1002/9781444316568.wiem02057>
- Heerwegh, D. (2009). Mode Differences Between Face-to-Face and Web Surveys: An Experimental Investigation of Data Quality and Social Desirability Effects. *International Journal of Public Opinion Research*, 21(1), 111–121. <https://doi.org/10.1093/ijpor/edn054>
- Hsiao, C.-H., & Tang, K.-Y. (2025). Beyond acceptance: An empirical investigation of technological, ethical, social, and individual determinants of GenAI-supported learning in higher education. *Education and Information Technologies*, 30(8), 10725–10750. <https://doi.org/10.1007/s10639-024-13263-0>
- Jia, W., Pan, L., & Neary, S. (2025). Effect of GenAI Dependency on University Students' Academic Achievement: The Mediating Role of Self-Efficacy and Moderating Role of Perceived Teacher Caring. *Behavioral Sciences*, 15(10), 1348. <https://doi.org/10.3390/bs15101348>
- Jia, Y., Li, C., Chan, A., & Li, Q. (2026). Human-AI Collaboration in the STEM Classroom: A Systematic Literature Review of GenAI as a Complement in Higher Education. In S. K. S. Cheung, X. Liu, G. Xu, & L.-F. Kwok (Eds.), *Technology in Education. Smart and Innovative Learning* (pp. 389–401). Springer Nature. https://doi.org/10.1007/978-981-95-4499-8_32

- Kalai, A. T., Nachum, O., Vempala, S. S., & Zhang, E. (2025). Why Language Models Hallucinate. ArXiv Preprint ArXiv:2509.04664. arXiv.org. <https://arxiv.org/abs/2509.04664>
- Kersten, P., & Pape, M.M. (2024). AI Chatbots in University Courses from the Perspective of first Semester STEM Students. EDULEARN Proceedings.
- Ma, M. (2025). Exploring the acceptance of generative artificial intelligence for language learning among EFL postgraduate students: An extended TAM approach. *International Journal of Applied Linguistics*, 35(1), 91–108. <https://doi.org/10.1111/ijal.12603>
- Mulhim, A., & Nasser, E. (2025). Mitigating student resistance: The role of chatbots in sustainable educational technology integration. *Frontiers in Education*, 10. <https://doi.org/10.3389/educ.2025.1711832>
- Oreg, S. (2003). Resistance to change: Developing an individual differences measure. *Journal of Applied Psychology*, 88(4), 680–693. <https://doi.org/10.1037/0021-9010.88.4.680>
- Paredes-Aguirre, M., Bolanos-Mendoza, C., Ortiz-Rojas, M., Martinez-Tovar, J., Sanchez Mendoza, M., & Moreno-Abramowicz, M. (2026). Understanding perceived learning and the role of digital self-efficacy in generative AI adoption among STEM and non-STEM students. *Cogent Education*, 13(1), 2614093. <https://doi.org/10.1080/2331186X.2026.2614093>
- Schwarzer, R. and Jerusalem, M. (1995), “Generalized self-efficacy scale”, in Johnston, M., Wright, S. and Weinman, J. (Eds.), *Measures in health psychology: A user’s portfolio. Causal and control beliefs*, Vol. 1, NFER Nelson Publishing, Windsor, pp. 35–37.
- Shahzad, M. F., Xu, S., & Zahid, H. (2025). Exploring the impact of generative AI-based technologies on learning performance through self-efficacy, fairness & ethics, creativity, and trust in higher education. *Education and Information Technologies*, 30(3), 3691–3716. <https://doi.org/10.1007/s10639-024-12949-9>
- Sherer, M., & Adams, C. H. (1983). Construct Validation of the Self-Efficacy Scale. *Psychological Reports*, 53(3), 899–902. <https://doi.org/10.2466/pr0.1983.53.3.899>
- Venkatesh, V., Morris, M. G., Davis, G. B., & Davis, F. D. (2003). User Acceptance of Information Technology: Toward a Unified View (SSRN Scholarly Paper 3375136). Social Science Research Network. <https://papers.ssrn.com/abstract=3375136>
- Zhang, L., & Xu, J. (2025). The paradox of self-efficacy and technological dependence: Unraveling generative AI’s impact on university students’ task completion. *The Internet and Higher Education*, 65, 100978. <https://doi.org/10.1016/j.iheduc.2024.100978>