



universität  
wien

# MASTERARBEIT | MASTER'S THESIS

Titel | Title

Wer nutzt KI?: Studierende im Umgang mit LLMs

verfasst von | submitted by

Mara Giuliani BSc

angestrebter akademischer Grad | in partial fulfilment of the requirements for the degree of  
Master of Science (MSc)

Wien | Vienna2026

Studienkennzahl lt. Studienblatt | Degree  
programme code as it appears on the  
student record sheet:

UA 066 840

Studienrichtung lt. Studienblatt | Degree  
programme as it appears on the student  
record sheet:

Masterstudium Psychologie

Betreut von | Supervisor:

emer. Univ.-Prof. Mag. Dr. Dr. Christiane Spiel

## **Abstract**

Large Language Models (LLMs) wie ChatGPT werden mittlerweile von einer breiten Bevölkerung genutzt. Doch wie gestaltet sich ihre Verwendung im Hochschulkontext? Die vorliegende Studie untersucht das Nutzungsverhalten von Studierenden an Wiener Universitäten. Als theoretische Grundlage dienten etablierte Modelle der Technologieakzeptanz wie das Technology Acceptance Model (TAM) und die Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT), aus denen Hypothesen für die Nutzung von LLMs abgeleitet wurden. Die Online-Erhebung wurde im Oktober 2025 durchgeführt und erreichte eine Stichprobengröße von 1.442 Studierenden. Zur Überprüfung der Hypothesen kamen multiple Regressionsanalysen zum Einsatz. Die Ergebnisse zeigen, dass über 90% der Teilnehmenden LLMs für ihr Studium nutzen, während unter 10% der Studierenden angeben, LLMs überhaupt nicht zu nutzen. Einstellung und wahrgenommene Nützlichkeit stehen in positivem Zusammenhang mit der Nutzung, während wahrgenommene Risiken und akademische Selbstwirksamkeit negativ mit der Nutzung assoziiert sind. Auch einzelne Persönlichkeitsdimensionen, darunter Offenheit für neue Erfahrungen, Extraversion und Neurotizismus, zeigten einen relevanten Zusammenhang mit der Nutzung von LLMs. Den größten Beitrag zur Varianzerklärung der LLM-Nutzung leistete die Einstellung, gefolgt von der akademischen Selbstwirksamkeit. Die explorativen Analysen ergaben zudem fachspezifische Unterschiede: Studierende der Geistes-, Musik- und Kunstwissenschaften nutzen LLMs signifikant seltener als Studierende anderer Fachrichtungen, wobei die höchste Nutzungsfrequenz in den Ingenieurwissenschaften beobachtet wurde. Für zukünftige Forschung bieten sich insbesondere Untersuchungen zu den Folgen des LLM-Einsatzes im Studium an, etwa hinsichtlich der Lernmotivation oder der Zufriedenheit mit den erzielten Leistungen bei eigenständiger Aufgabenbearbeitung im Vergleich zu LLM-gestützter Aufgabenbearbeitung.

Schlüsselwörter: LLMs, Studierende, TAM, TPB, UTAUT, Persönlichkeit, wahrgenommene Risiken, akademische Selbstwirksamkeit

Large Language Models (LLMs) such as ChatGPT are now used by a broad segment of the population. However, little is known about their use in the higher education context. The present study investigates the usage behavior of students enrolled at universities in Vienna. Established models of technology acceptance, including the Technology Acceptance Model (TAM) and the Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT), served as the theoretical framework from which hypotheses regarding LLM use were derived. An online survey was conducted in October 2025 and yielded a sample of 1,442 students. Multiple regression analyses were employed to test the hypotheses. The results indicate that more than 90% of participants use LLMs for their studies, while fewer than 10% report not using LLMs at all. Attitudes toward LLMs and perceived usefulness were positively associated with usage, whereas perceived risks and academic self-efficacy showed negative associations with usage. In addition, several personality dimensions, including openness to experience, extraversion, and neuroticism, were significantly related to LLM use. Attitude contributed most strongly to the explanation of variance in LLM usage, followed by academic self-efficacy. Exploratory analyses further revealed discipline-specific differences: students in the humanities, music, and arts used LLMs significantly less frequently than students in other fields, while the highest usage frequency was observed among engineering students. Future research should focus in particular on the consequences of LLM use in higher education, such as effects on learning motivation or satisfaction with academic performance when completing tasks independently compared to LLM-assisted task completion.

**Keywords:** LLMs, students, TAM, TPB, UTAUT, personality, perceived risks, academic self-efficacy

## Inhaltsverzeichnis

---

|                                                           |    |
|-----------------------------------------------------------|----|
| <b>Einleitung</b>                                         | 5  |
| <b>Theoretischer Hintergrund</b>                          | 6  |
| Large Language Models (LLMs)                              | 6  |
| Technology Acceptance Model (TAM)                         | 8  |
| Theory of Planned Behavior (TPB)                          | 10 |
| United Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT) | 12 |
| Big-5-Persönlichkeitsmodell & LLMs                        | 13 |
| <b>Fragestellung und Hypothesen</b>                       | 17 |
| <b>Methodik</b>                                           | 21 |
| Erhebungsinstrumente                                      | 21 |
| Vorgehen                                                  | 23 |
| Stichprobenbeschreibung                                   | 24 |
| <b>Ergebnisse</b>                                         | 27 |
| Reliabilitätsanalysen & deskriptive Statistik             | 27 |
| Hypothesenprüfung                                         | 28 |
| Explorative Analysen                                      | 31 |
| <b>Diskussion</b>                                         | 34 |
| Zusammenfassung der Ergebnisse                            | 34 |
| Implikationen                                             | 37 |
| Limitationen & zukünftige Forschung                       | 38 |
| <b>Literaturverzeichnis</b>                               | 41 |
| <b>Anhang</b>                                             | 58 |
| Ergänzende Stichprobenbeschreibung                        | 58 |
| Ergänzende explorative Analysen                           | 60 |
| Fragebogen                                                | 62 |

## Einleitung

Noch vor wenigen Jahren waren sogenannte Large Language Models (LLMs) weitgehend unbekannt. Heute hingegen werden sie von einer großen Zahl von Menschen für unterschiedlichste Zwecke eingesetzt. ChatGPT, das wohl bekannteste LLM, erreichte dabei die bislang schnellste und umfangreichste Nutzerzunahme in der Geschichte digitaler Anwendungen (Hu, 2023). LLMs sind auf Künstlicher Intelligenz (KI) basierende Sprachmodelle, die auf statistischen Zusammenhängen beruhen und die wahrscheinlichste Abfolge von Wörtern innerhalb eines gegebenen Kontexts vorhersagen (Sohail & Zhang, 2025). Sie können für eine Vielzahl von Aufgaben eingesetzt werden, darunter Textzusammenfassungen, Übersetzungen, Beantwortung von Fragen, Generierung von Programmcodes sowie die Erstellung von Inhalten unterschiedlichster Art. Auch im Hochschulkontext gewinnen LLMs zunehmend an Bedeutung, da insbesondere Studierende ChatGPT vielseitig für ihr Studium nutzen. Eine in Deutschland durchgeführte Studie aus dem Jahr 2025 zeigt, dass bereits rund 90% der befragten Studierenden angaben, mindestens einmal KI-Tools wie ChatGPT für ihr Studium verwendet zu haben. Etwa die Hälfte nutzte diese häufig oder sehr häufig, ein Fünftel gelegentlich, und ein Drittel selten oder gar nicht (Garrel & Mayer, 2025). Die aktuelle Forschung befasst sich, abseits der Anzahl der Nutzungshäufigkeit, verstärkt mit der Frage, welche Faktoren die Akzeptanz und Nutzung von LLMs bei Studierenden beeinflussen. Dabei stützten sich diese Untersuchungen auf etablierte Modelle zur Erklärung der Akzeptanz und Nutzung neuer Technologien, wie das Technology Acceptance Model (TAM) oder die Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT). Die Studien dazu finden jedoch vorwiegend in Asien statt und beziehen sich meist auf die Nutzungsbereitschaft anstatt der aktuellen Nutzung. Die vorliegende Studie soll hier einen Beitrag liefern. Konkret soll folgende Frage untersucht werden: Warum nutzen manche Studierende Large Language Models wie ChatGPT häufiger als andere? Dabei werden zentrale Einflussfaktoren berücksichtigt, die aus diesen Technologienakzeptanzmodellen stammen, etwa die Einstellung gegenüber der Technologie die wahrgenommene Nützlichkeit und der soziale Einfluss. Darüber hinaus sollen weitere Variablen wie Persönlichkeitsmerkmale des Big-5-Modells, wahrgenommene Risiken und die akademische Selbstwirksamkeit einbezogen werden. Ebenso soll explorativ untersucht werden, ob sich die Nutzung von LLMs zwischen verschiedenen Studienfächern unterscheidet. Der Schwerpunkt dieser Studie liegt auf der tatsächlichen Nutzung von LLMs durch Studierende und den Faktoren, die mit dieser Nutzung in Zusammenhang stehen.

## Theoretischer Hintergrund

### Large Language Models (LLMs)

Large Language Models (LLMs) sind eine spezielle Form der künstlichen Intelligenz (KI), die auf statistischen Zusammenhängen in der Sprache basieren. Sie werden darauf trainiert, aus einer Vielzahl möglicher Antworten die passendste Option in Bezug auf eine gegebene Eingabe zu generieren (Sohail & Zhang, 2025). Künstliche Intelligenz befasst sich allgemein mit der Entwicklung intelligenter Systeme, die in der Lage sind, menschenähnliche Denk- und Handlungsweisen zu imitieren. Solche Systeme lernen aus ihrer Umgebung und treffen Entscheidungen auf Grundlage der erhaltenen Daten (Deng & Lin, 2023). LLMs können subtile, kontextabhängige Ausdrucksformen mentaler Zustände erfassen, menschenähnliche Texte generieren, Informationen aus unterschiedlichsten Quellen synthetisieren, natürliche Dialoge führen und verschiedene Sprachstile sowie Personas simulieren. Grundlage hierfür sind Trainingsdaten in enormem Umfang, bestehend aus Hunderten Milliarden von Textelementen aus digitalen Quellen wie Webseiten, Büchern, Zeitschriften, sozialen Medien, Wikipedia und Online-Foren (Demszky et al., 2023). Dieser dialogorientierten künstlichen Intelligenz stellt man einfach Fragen oder gibt Anweisungen, sogenannte Prompts, und sie generiert in einem konversationellen Stil Antworten zu unterschiedlichen Themen und Anwendungsbereichen (Ortiz-Bonnin & Blahopoulou, 2025). Beispiele für solche LLMs sind unter anderem ChatGPT, Bard, Claude, Gemini, Ernie, Mistral, Llama, Grok und andere (Wangsa et al., 2024; IBM, o.J.). Das bekannteste Modell ist ChatGPT, das im November 2022 der Öffentlichkeit zugänglich gemacht wurde und sich innerhalb kürzester Zeit zur Anwendung mit dem bisher schnellsten Nutzerwachstum entwickelte (Hu, 2023).

LLMs finden Anwendung in verschiedensten Fachbereichen, etwa im Gesundheitswesen, im Rechts- und Finanzwesen, im Kundensupport sowie in zahlreichen weiteren Sektoren (Carrasco et al., 2025; Schicchi et al., 2025). Studien zufolge sind sie in der Lage, bei Aufgaben wie medizinischer Diagnostik oder juristischer Analyse Inhalte zu generieren, die mit menschlichem Fachwissen vergleichbar sind (Carrasco et al., 2025). Auch im Bildungsbereich haben LLMs bereits signifikante Auswirkungen, da sie Lehrende, Lernenden und politischen Entscheidungsträgern sowohl vielfältige Möglichkeiten als auch neue Herausforderungen präsentieren (Gao et al., 2024). Zu diesen Möglichkeiten im akademischen Bereich zählen beispielsweise personalisierte Lernprozesse. LLMs können sich an die individuellen Bedürfnisse der Lernenden anpassen, maßgeschneiderte Lerninhalte bereitstellen und auf spezifische Anfragen detailliertes Echtzeit-Feedback geben (Symeou et al., 2025). Durch diese unmittelbare Rückmeldung unterstützen LLMs

Lernende dabei, komplexe Konzepte besser zu verstehen und autonomes Lernen zu fördern (Alshamy et al., 2025). Dies erleichtert nicht nur den Zugang zu Lerninhalten, sondern steigert auch die Attraktivität des Lernprozesses, indem Engagement und Motivation der Lernenden durch ein dynamisches, reaktionsschnelles Lehrmittel erhöht werden, das traditionelle Lehrmethoden ergänzt. Darüber hinaus kann die Interaktion mit LLMs zu einer vertieften Auseinandersetzung mit dem Lernmaterial führen und somit langfristiges Behalten von Wissen unterstützen (Ahmed et al., 2024). Auch in der Forschung leisten LLMs wertvolle Unterstützung, indem sie große Mengen an Informationen effizient verarbeiten, zusammenfassen und zentrale Erkenntnisse herauszufiltern sowie die Datenanalyse beschleunigen. (Symeou et al., 2025; Alqahtani et al., 2023). Selbst beim Verfassen wissenschaftlicher Arbeiten können LLMs hilfreich sein, indem sie Formulierungsvorschläge in Bezug auf Stil, Ton und Struktur bereitstellen (Kooli, 2023). Für Lehrkräfte bieten LLMs ebenfalls vielseitige Einsatzmöglichkeiten, etwa bei der Erstellung von Lernmaterialien, Unterrichtsplänen oder Prüfungen. Darüber hinaus ermöglichen sie eine automatisierte Korrektur von Aufgaben und Tests sowie die Generierung von individualisiertem Feedback (Farrokhnia et al., 2024; Grassini, 2023). LLMs ermöglichen durch ihre einfache Bedienbarkeit und Nutzerfreundlichkeit eine zeitsparende und effizientere Gestaltung der Arbeitsprozesse bei gleichzeitig potenzieller Qualitätssteigerung. Dennoch weisen sie neben diesen Möglichkeiten auch bedeutende Schwächen auf. Large Language Models können beispielsweise sogenannte Halluzinationen generieren, also plausibel klingende, aber faktisch inkorrekte Informationen. Weiteres besteht ein genereller Mangel an Transparenz darüber, welche Daten LLMs zur Generierung ihrer Inhalte verwenden. Eine Quellenangabe erfolgt in der Regel nur auf ausdrückliche Nachfrage, was bei Lernenden leicht zu fehlerhaften oder fehlenden Referenzierungen führen kann. Zudem besteht die Gefahr, dass sie veraltete Inhalte wiedergeben, da das Modell nur auf Basis von Daten bis zu einem bestimmten Zeitpunkt trainiert wurde. Weiterhin können LLMs bestehende Vorurteile in der Gesellschaft reproduzieren oder verstärken, insbesondere wenn sie mit voreingenommenen oder unzuverlässigen Daten trainiert wurden. Auch die Wiedergabe fehlerhafter Inhalte aufgrund der Qualität der Trainingsdaten ist nicht auszuschließen. Auch im Hinblick auf Datenschutz und Sicherheit ergeben sich Risiken, da persönliche Daten potenziell von Unbefugten eingesehen oder unrechtmäßig verwendet werden könnten (Kasneci et al., 2023; Garrel & Mayer, 2025; Farrokhnia et al., 2024; Symeou et al., 2025; Ahmed et al., 2024; Davar et al., 2025). Zudem ist der erhebliche Energiebedarf dieser Modelle als weiterer kritischer Aspekt zu bewerten (Kasneci et al., 2023).

Abgesehen dieser technologiebezogenen Einschränkungen treten im akademischen Bereich auch nutzungsbedingte Herausforderungen durch LLMs auf. Für Lernende besteht das Risiko, dass ein übermäßiger Gebrauch von LLMs zu einer Verschlechterung der Fähigkeiten im kritischen Denken und in der Problemlösung führt, da diese kognitiven Prozesse durch LLMs weitgehend ersetzt werden. (Zhai et al., 2024). Darüber hinaus besteht die Gefahr, dass LLMs zum Betrug bei Online-Prüfungen verleiten, wodurch es möglich wird, ohne nennenswerten Aufwand oder ausreichendes Fachwissen zu bestehen (Humble, 2024). Auch bei der Erstellung von z.B. Hausaufgaben oder Seminararbeiten verleitet der Einsatz von LLMs Studierende dazu, diese für ihre Zwecke zu missbrauchen, indem sie KI-generierte Ergebnisse als ihre eigenen ausgeben, zumal KI-generierte Inhalte von Plagiatsprüfprogrammen wie Turnitin nicht erkannt werden können. (Williams, 2024; Ward et al., 2024). Dies liegt daran, dass die von LLMs generierten Texte in der Regel keine direkten Kopien bestehender Quellen darstellen, sondern eine originäre Mischung aus Informationen erzeugen, die aus dem Trainingsmaterial abgeleitet wurden (Farrokhnia et al., 2024). Dadurch wird jedoch die akademische Integrität von Studierenden gefährdet, ein Konzept, das die Einhaltung ethischer Prinzipien wie Ehrlichkeit, Vertrauen, Fairness, Respekt und Verantwortungsbewusstsein in akademischen Kontexten beinhaltet. Dies umfasst insbesondere das Vermeiden von Plagiaten, Täuschung und unerlaubten Hilfsmitteln sowie die transparente und korrekte Angabe von Quellen (Bin-Nashwan et al., 2023; Balalle & Pannilage, 2025; Ortiz-Bonnin & Blahopoulou, 2025). Vor diesem Hintergrund stehen Bildungseinrichtungen und politische Entscheidungsträger vor der Herausforderung, angemessene Regelungen für den Umgang mit LLMs zu finden. Während einige Universitäten den Einsatz von Künstlicher Intelligenz grundsätzlich untersagen, erarbeiten andere Leitlinien für den verantwortungsvollen Umgang mit LLMs (Sohail & Zhang, 2025; Giannakos et al., 2025).

### **Technology Acceptance Model (TAM)**

Das Technology Acceptance Model (TAM) ist ein etabliertes und weit verbreitetes theoretisches Rahmenmodell zur Erklärung der Akzeptanz und Nutzung neuer Technologien. Auch im Bildungskontext wurde das TAM vielfach eingesetzt, um die Akzeptanz und Nutzung verschiedener technologischer Hilfsmittel und Systeme durch Lernende zu untersuchen und vorherzusagen (Scherer et al., 2019). Das Modell basiert auf zwei zentralen Konstrukten: der wahrgenommenen Benutzerfreundlichkeit (Perceived Ease of Use) und der wahrgenommenen Nützlichkeit (Perceived Usefulness). Erstere beschreibt das Ausmaß, in dem eine Person die Nutzung einer Technologie als mühelos

und frei von kognitiver Belastung wahrnimmt. Zweitens hingegen bezieht sich darauf, inwieweit eine Person überzeugt ist, dass die Nutzung der Technologie ihre Leistung oder Produktivität steigert. Diese zwei Konstrukte sind im TAM die entscheidenden Einflussfaktoren für die Nutzungsintention, die als unmittelbare Voraussetzung für die tatsächliche Nutzung der Technologie gilt (Davis, 1989).

Im akademischen Kontext bedeutet dies, dass Studierende, die Large Language Models wie ChatGPT als benutzerfreundlich wahrnehmen und davon ausgehen, dass diese ihre Produktivität und akademische Leistung steigern, eine höhere Bereitschaft zur Nutzung solcher Systeme zeigen (Al-kfairy, 2024). Zahlreiche empirische Studien belegen, dass die wahrgenommene Benutzerfreundlichkeit und Nützlichkeit signifikant mit der Nutzungsintention von LLMs bei Studierenden assoziiert sind. (Argan et al., 2024; Ma et al., 2025; Almorgen et al., 2024; Foroughi et al., 2025; Shahzad et al., 2024; Duong et al., 2023; Abdi et al., 2025). Meta-Analysen zeigen, dass mithilfe des TAM etwa 50% der Varianz der Nutzungsintention und rund 30% der Varianz der tatsächlichen Nutzung eines Systems erklärt werden können (King & He, 2006; Schepers & Wetzels, 2007).

Im Laufe der Jahre wurde das TAM weiterentwickelt und um zusätzliche Variablen ergänzt. Diese Erweiterungen integrieren neue Einflussfaktoren, Moderatoren oder Prädiktoren der beiden Hauptkonstrukte (Marangunić & Granić, 2015). Auch im Bildungsbereich wurden im Zusammenhang mit KI-Tools wie LLMs verschiedene Konstrukte ergänzt, um ein umfassenderes Verständnis ihrer Akzeptanz und Nutzung zu ermöglichen (Bilquise et al., 2024; Abdi et al., 2025; Almorgen et al., 2024; Foroughi et al., 2025). Beispiele für solche Erweiterungen sind Variablen wie etwa hedonische Motivation, also das subjektiv empfundene Vergnügen bei der Nutzung eines Systems (Abdi et al., 2025), Anthropomorphismus, womit die Zuschreibung menschlicher Eigenschaften auf ein technisches System gemeint ist (Bilquise et al., 2024) oder auch persönliche Innovationsneigung, die die individuelle Bereitschaft und das Interesse einer Person beschreibt, neue Technologien frühzeitig auszuprobieren und zu nutzen (Hsiao & Tang, 2025). Vertrauen in ein System ist ebenfalls eine häufig berücksichtigte Variable in Technologieakzeptanzmodellen, da es das Nutzungsverhalten maßgeblich beeinflusst. Wird ein System von den Nutzenden als zuverlässig, vertrauenswürdig und sicher wahrgenommen, steigt die Wahrscheinlichkeit, dass es akzeptiert und genutzt wird, dies gilt insbesondere auch für LLMs (Polyportis, 2024; Choudhury & Shamszare, 2023). Wahrgenommene Risiken rücken auch zunehmend in den Fokus der Forschung, angesichts der Herausforderungen, die durch den Einsatz von LLMs im akademischen Kontext entstehen. Wahrgenommenen Risiken stehen in einem entgegengesetzten

Verhältnis zum Vertrauen in die Technologie und können als dessen Gegenstück betrachtet werden. Es umfasst die Sorge der Nutzer\*innen hinsichtlich potenzieller Fehlinformationen, mangelnder Sicherheit sowie ethischen Missbrauchs. Dieses wirkt sich nachweislich negativ auf die Nutzungsintention von LLMs bei Studierenden aus (Balaskas et al., 2025; Al-kfairy, 2024; Bhaskar et al., 2024).

Ein überarbeitetes Modell des TAM, das speziell auf die Adaption von ChatGPT im Bildungskontext ausgerichtet ist, ist das Technology Acceptance Model Edited to Assess ChatGPT Adoption (TAME-ChatGPT). Dieses Modell wurde entwickelt, um das Nutzungsverhalten von Studierenden im Umgang mit ChatGPT zu erfassen. Neben den beiden zentralen Konstrukten des ursprünglichen TAM, wahrgenommene Nützlichkeit und Benutzerfreundlichkeit, integriert TAME-ChatGPT zwei zusätzliche Faktoren zur Erklärung des Nutzungsverhaltens: wahrgenommene Risiken sowie verhaltensbezogenen Faktoren, die unter anderem erfassen, in welcher Weise ChatGPT im Studienkontext genutzt wird (Sallam et al., 2023).

### **Theory of Planned Behavior (TPB)**

Die Theory of Planned Behavior (TPB) ist ein sozialpsychologisches Modell zur Erklärung menschlichen Verhaltens und von Entscheidungsprozessen. Sie wird in verschiedenen Kontexten angewendet, unter anderem im Bereich der Technologieakzeptanz und -nutzung (Jo, 2023; Al-Emran et al., 2024). Die TPB geht davon aus, dass Verhaltensabsichten, die als unmittelbare Prädiktoren des tatsächlichen Verhaltens gelten, durch drei zentrale Komponenten bestimmt werden: Einstellung (Attitude), subjektive Norm (Subjective Norms) und wahrgenommene Verhaltenskontrolle (Perceived Behavioral Control). Die Einstellung gegenüber einem Verhalten ergibt sich aus der Kombination kognitiver, affektiver und verhaltensbezogener Komponenten und beschreibt die individuelle Bewertung eines Verhaltens oder Objekts als positiv oder negativ. Subjektive Normen bezeichnen den wahrgenommenen sozialen Druck, ein bestimmtes Verhalten auszuüben oder zu unterlassen, basierend auf den Erwartungen wichtiger Bezugspersonen oder gesellschaftlicher Gruppen. Die wahrgenommene Verhaltenskontrolle bezieht sich auf die subjektive Einschätzung einer Person hinsichtlich der Leichtigkeit oder Schwierigkeit, ein bestimmtes Verhalten auszuführen. Entscheidend ist dabei nicht nur die wahrgenommene äußere Kontrolle, also die Verfügbarkeit relevanter Ressourcen für die Ausführung eines bestimmten Verhaltens, sondern auch das Vertrauen in die eigene Fähigkeit, dieses Verhalten ausführen zu können. Letzteres entspricht dem Konzept der Selbstwirksamkeit, das die Überzeugung einer Person beschreibt, eine

bestimmte Aufgabe erfolgreich bewältigen zu können. Gemäß der Theory of Planned Behavior gilt: Je positiver die Einstellung, je stärker der wahrgenommene soziale Druck und je höher die wahrgenommene Kontrolle, desto ausgeprägter ist die Verhaltensabsicht und damit die Wahrscheinlichkeit, dass das Verhalten tatsächlich gezeigt wird (Ajzen, 1991).

Da die TPB häufig zur Untersuchung der Akzeptanz und Nutzung von Technologien herangezogen wird, findet sie auch im Bildungsbereich in Verbindung mit LLMs breite Anwendung (Wang et al., 2025b; Al-Emran et al., 2024; Ahadzadeh et al., 2024; Jo, 2023). Dabei stellt sie ein geeignetes Modell dar, um das Nutzungsverhalten von Studierenden im Umgang mit LLMs zu erklären. Je positiver die Einstellung von Studierenden gegenüber LLMs, desto wahrscheinlicher die Absicht diese zu nutzen. Ebenso steigt die Nutzungsabsicht bzw. die aktuelle Nutzung, wenn Studierende wahrnehmen, dass bedeutende Personen in ihrem sozialen Umfeld (z. B. Kommiliton\*innen, Dozierende) den Einsatz generativer KI befürworten. Darüber hinaus entwickeln Studierende eher eine starke Verhaltensabsicht zur Nutzung von LLMs, wenn sie davon überzeugt sind, über die notwendigen Kompetenzen, etwa die Fähigkeit, LLMs effektiv im Studium einzusetzen, sowie über die erforderlichen Ressourcen, wie technische Ausstattung, zu verfügen. Alle drei Hauptkomponenten zeigen in mehreren Studien signifikante Zusammenhänge mit der Nutzungsintention von Studierenden für LLMs (Al-Qaysi et al., 2025; Zhao et al., 2024; Ahadzadeh et al., 2024; Ivanov et al., 2024; Allahyari et al., 2025).

Auch im Rahmen der TPB werden neben diesen drei zentralen Faktoren zusätzliche Komponenten in das Modell einbezogen, um ein differenzierteres Verständnis der Einflussfaktoren auf die Nutzungsintention gegenüber LLMs zu ermöglichen (Jo, 2023; Al-Emran et al., 2024; Wang et al., 2025b).

Überdies wurde Selbstwirksamkeit im Zusammenhang mit LLMs nicht nur als Kompetenz verstanden, effektiv mit diesem neuen System umgehen zu können, wie es im Konzept der wahrgenommenen Verhaltenskontrolle der Fall ist, sondern auch in einem erweiterten Sinne betrachtet. Im Fokus stand bei der Studie von Daha & Altelwany (2025) die akademische Selbstwirksamkeit, also die Überzeugung der Studierenden, akademische Aufgaben eigenständig und erfolgreich bewältigen zu können. In diesem Zusammenhang wurde untersucht, inwiefern diese Form der Selbstwirksamkeit mit der Nutzung von LLMs, konkret ChatGPT, zusammenhängt. Es zeigte sich, dass Studierende mit niedriger akademischer Selbstwirksamkeit ChatGPT häufiger nutzen, während Studierende mit hoher akademischer Selbstwirksamkeit seltener auf das Tool zurückgreifen. Die Annahme dabei ist, dass Studierende mit hoher Selbstwirksamkeit

mehr Vertrauen in ihre eigenen Fähigkeiten bei der Planung und Bearbeitung akademischer Aufgaben haben und daher weniger auf KI-gestützte Hilfsmittel angewiesen sind. Umgekehrt könnten Studierende mit geringerer Selbstwirksamkeit tendenziell stärker auf KI-Tools wie ChatGPT zurückgreifen, möglicherweise aus Unsicherheit oder fehlendem Vertrauen in die eigene Leistungsfähigkeit (Daha & Altelwany, 2025). Bislang ist dies jedoch die einzige Studie, die dieses Ergebnis feststellen konnte.

### **Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT)**

Die Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT), ist ebenso wie das Technology Acceptance Model (TAM) und die Theory of Planned Behavior (TPB) ein theoretisches Modell, das erklären soll, welche Faktoren die Nutzung von Technologien beeinflussen und gilt auch als eine der wichtigsten Theorien zur Erklärung und Vorhersage der Akzeptanz technologischer Systeme (Oc et al., 2025). Das UTAUT-Modell integriert zentrale Elemente aus acht früheren Modellen zur Erklärung der Akzeptanz und Nutzung von Technologien, darunter auch das TAM und die TPB, und fasst diese in vier zentrale Konstrukte zusammen: Leistungserwartung (Performance Expectancy), Aufwandserwartung (Effort Expectancy), sozialer Einfluss (Social Influence) und förderliche Bedingungen (Facilitating Conditions) (Venkatesh et al., 2003). Diese vier Konstrukte weisen deutliche konzeptionelle Überschneidungen mit den bereits genannten Modellen auf (Gado et al., 2022). Die Aufwandserwartung bezeichnet die subjektive Einschätzung, wie mühelos ein System zu bedienen ist, und wird im Technology Acceptance Model im Wesentlichen durch das Konstrukt der wahrgenommenen Benutzerfreundlichkeit abgebildet. Die Leistungserwartung bezieht sich auf die erwartete Verbesserung der eigenen Leistung durch den Einsatz des Systems und entspricht der wahrgenommenen Nützlichkeit im TAM. Der soziale Einfluss, die Wahrnehmung, ob wichtige Bezugspersonen die Nutzung der Technologie befürworten oder ablehnen, deckt sich mit dem Konzept der subjektiven Normen in der TPB (Venkatesh et al., 2003; Gado et al., 2022). Die fördernden Bedingungen umfassen die Verfügbarkeit notwendiger Ressourcen und technischer Unterstützung und weisen teilweise inhaltliche Parallelen zur wahrgenommenen Verhaltenskontrolle in der TPB auf, da Letztere ebenfalls Aspekte der Ressourcenzugänglichkeit beinhaltet (Al-Emran et al., 2024). Zusätzlich berücksichtigt das UTAUT-Modell moderierende Variablen wie Alter, Geschlecht und Nutzungserfahrung, um individuelle Unterschiede in der Erhebung der Technologieakzeptanz aufzunehmen. Das Modell wurde umfassend validiert und soll bis zu 70% der Varianz der Nutzungsintention sowie 48% der tatsächlichen Nutzung erklären (Venkatesh et al., 2003). Spätere Meta-

Analysen kommen jedoch zu dem Ergebnis, dass im Durchschnitt etwa 38% der Varianz der Nutzungsintention und 21% der tatsächlichen Nutzung erklärt werden können (Dwivedi et al., 2019; Khechine et al., 2016).

Das UTAUT hat sich als nützliches Rahmenmodell zur Erklärung der Akzeptanz und Nutzung von Large Language Models im Hochschulkontext erwiesen und wurde in zahlreichen empirischen Studien verwendet. Ein nicht unerheblicher Teil dieser Studien zeigte, dass alle vier zentralen Konstrukte signifikante Effekte auf die Nutzungsintention hatten (Lee et al., 2024; Chopra et al., 2025; Saihi et al., 2025; Arthur et al., 2024). Auch die Moderatoren Geschlecht oder Alter beeinflussen in einzelnen Studien den Zusammenhang zwischen bestimmten Einflussvariablen und der Outcome-Variable (Arthur et al., 2024; Ma et al., 2025; Chopra et al., 2025). Gleichzeitig existieren ebenso Untersuchungen, in denen weder die Moderatoren noch die zentralen Konstrukte des Modells signifikante Effekte aufweisen konnten (Amin et al., 2024; Strzelecki, 2024; Jasrai, 2025; Salifu et al., 2024; Tian et al., 2024).

Das UTAUT-Modell wurde später zum UTAUT2-Modell weiterentwickelt, das um drei zusätzliche Konstrukte erweitert wurde: hedonistische Motivation (Freude an der Nutzung der Technologie), Preis-Wert-Verhältnis (Kosten-Nutzen-Abwägung) und Gewohnheit (automatisiertes Nutzungsverhalten) (Venkatesh et al., 2012). Beide Modelle, UTAUT und UTAUT2, werden ebenfalls häufig durch zusätzliche Variablen ergänzt, um eine differenziertere Analyse der Faktoren zu ermöglichen, die das Nutzungsverhalten neuer Technologien beeinflussen könnten (Amin et al., 2024; Polyportis & Pahos, 2025; Oc et al., 2025; Salifu et al., 2024; Tian et al., 2024; Strzelecki, 2024; Jasrai, 2025). Insbesondere die Variabel Einstellung wird häufig integriert, da sie in einem signifikanten Zusammenhang mit anderen zentralen Faktoren steht, wie etwa der Aufwandserwartung/ wahrgenommenen Benutzerfreundlichkeit, der Leistungserwartung/ wahrgenommenen Nützlichkeit, dem sozialen Einfluss/ der subjektiven Normen und den wahrgenommenen Risiken (Polyportis & Pahos, 2025; Lee et al., 2024; Helmiatin et al., 2024).

### **Big-5-Persönlichkeitsmodell & LLMs**

Neben den Einflussfaktoren der Modelle zur Technologieakzeptanz und -nutzung, ist es ebenso wichtig, diejenigen Merkmale zu identifizieren, die individuelle Unterschiede in der Einstellung, Akzeptanz und Nutzung von Technologien erklären. Individuelle Unterschiede wie Alter und Geschlecht finden bereits im UTAUT-Modell als moderierende Variablen Berücksichtigung. Aber auch die Persönlichkeit stellt eine zentrale individuelle Eigenschaft dar, die häufig genutzt wird, um Differenzen in der Bewertung und Nutzung

technologischer Systeme zu erklären. Sie kann Aufschluss darüber geben, warum Menschen dieselbe technologische Anwendung unterschiedlich wahrnehmen, bewerten und nutzen. Die Einbeziehung der Persönlichkeit als personenspezifischer Einflussfaktor ermöglicht somit eine differenzierte Erfassung von Einstellung, Akzeptanz und Nutzung technologischer Innovationen (Wang et al., 2025a; Zabel et al., 2025; Symasek et al., 2025; Cuc et al., 2025; Weger et al., 2022).

Die Persönlichkeit beschreibt relativ stabile individuelle Unterschiede im Denken, Fühlen und Verhalten von Menschen (Montag & Panksepp, 2017). In der Persönlichkeitspsychologie existieren verschiedene theoretische Modelle, die versuchen, diese Unterschiede zu klassifizieren und zu erklären. Ein bekanntes Beispiel ist das Persönlichkeitsmodell von Eysenck, das auf drei grundlegenden Dimensionen basiert: Extraversion, Neurotizismus und Psychotizismus (Eysenck & Eysenck, 1976). Ein weiteres Modell ist der Myers-Briggs-Typenindikator (MBTI), der auf vier Dichotomien beruht: Extraversion vs. Introversion, Empfinden vs. Intuition, Denken vs. Fühlen sowie Urteilen vs. Wahrnehmen. Diese Kombinationen ergeben insgesamt 16 Persönlichkeitstypen (Myers & Myers, 1980). Das heute in der Wissenschaft am weitesten verbreitete, am besten empirisch validierte und theoretisch anerkannte Modell ist jedoch das Fünf-Faktoren-Modell, auch bekannt als das Big-Five-Modell (Ibrahim et al., 2025; Kaya et al., 2024; Sindermann et al., 2022; Gessl et al., 2019). Es beschreibt Persönlichkeit anhand von fünf übergeordneten Dimensionen: Offenheit für Erfahrungen, Gewissenhaftigkeit, Extraversion, Verträglichkeit und Neurotizismus (Goldberg, 1990). Offenheit für Erfahrungen geht mit der Bereitschaft einher, Neues auszuprobieren sowie Interesse an neuen Ideen, Erfahrungen und Diskussionen zu zeigen. Menschen mit geringer Offenheit sind eher bodenständig und konventionell und bevorzugen das Vertraute gegenüber dem Neuem. Gewissenhaftigkeit zeichnet sich durch Selbstdisziplin, Organisationstalent, Verantwortungsbewusstsein und zielorientiertes Verhalten aus. Personen mit niedrigen Ausprägungen in diesem Merkmal gelten als eher spontan, impulsiv, unorganisiert und nachlässig. Extraversion beschreibt die Tendenz, kontaktfreudig, gesprächig, gesellig, energiegeladent und aktiv zu sein. Menschen mit geringer Extraversion hingegen fühlen sich in ihrer eigenen Gesellschaft und reizarmen Umgebungen wohl und gelten als ruhig und zurückhaltend. Verträglichkeit ist ein Indikator für Altruismus, Hilfsbereitschaft, Gutmütigkeit, Nachgiebigkeit und Rücksichtnahme. Personen mit niedrigen Werten in dieser Eigenschaft legen weniger Wert auf soziale Harmonie und werden häufig als wettbewerbsorientiert und konfrontativ beschrieben. Neurotizismus bezieht sich auf die Neigung, ängstlich, nervös, launisch und besorgt zu denken oder zu handeln. Menschen

mit einem niedrigen Neurotizismus-Wert hingegen sind resistent gegenüber Belastungen und gelten als emotional stabil, optimistisch und selbstsicher (Roccas et al., 2002; Matz et al., 2016).

Verschiedene Studien haben bereits Persönlichkeitsmerkmale, insbesondere die der Big Five, mit der Akzeptanz, Nutzungsbereitschaft und vor allem der Einstellung gegenüber diversen Technologien mit künstlicher Intelligenz in Verbindung gebracht (Park & Woo, 2022; Stein et al., 2024; Kaya et al., 2024; Schepman & Rowdy, 2023; Sindermann et al., 2022; Weger et al., 2022; Kovbasiuk et al., 2024; Cuc et al., 2025). Bezogen auf den Zusammenhang zwischen den Big Five-Persönlichkeitsmerkmalen und der Einstellung gegenüber künstlicher Intelligenz im Allgemeinen zeigt sich, dass insbesondere bei Offenheit, Verträglichkeit und Neurotizismus eine gewisse Übereinstimmung in den Befunden besteht. Offenheit und Verträglichkeit zeigten überwiegend positive Zusammenhänge mit der Einstellung gegenüber KI, während Neurotizismus tendenziell negativ mit dieser in Verbindung stand. Die Effekte sind jedoch gering, was darauf hindeutet, dass andere Variablen zusätzliche Unterschiede in der Einstellung gegenüber KI erklären. In Bezug auf Extraversion und Gewissenhaftigkeit zeigen sich uneinheitliche Befunde (Zabel et al., 2025).

Die Forschung zu Persönlichkeitsmerkmalen im Zusammenhang mit der Nutzung von Large Language Models ist bislang noch karg. Eine Studie, die die Einstellung zu ChatGPT anhand der Big Five analysierte, kam zu dem Ergebnis, dass Offenheit, Gewissenhaftigkeit, Extraversion und Verträglichkeit einen signifikanten positiven Einfluss auf die Einstellung gegenüber ChatGPT haben. Neurotizismus hingegen zeigte einen negativen Zusammenhang (Wang et al., 2025a). Eine weitere Studie untersuchte die Big-Five-Dimensionen im Zusammenhang mit der tatsächlichen Nutzung von ChatGPT. Die Ergebnisse zeigten eine positive Korrelation mit Offenheit und eine negative mit Neurotizismus in Bezug auf die Nutzung, während die anderen Dimensionen keine Effekte aufzeigten (De Winter et al., 2024). In einer anderen Untersuchung, die sich auf drei der fünf Big-Five-Dimensionen konzentrierte, nämlich Offenheit, Gewissenhaftigkeit und Neurotizismus, wurde lediglich für Gewissenhaftigkeit ein signifikanter negativer Zusammenhang mit der Nutzung von LLMs festgestellt. Die beiden anderen Dimensionen wiesen keinen signifikanten Einfluss auf. Die Autor\*innen dieser Studie vermuten, dass Personen mit hoher Gewissenhaftigkeit LLMs als potenziell unehrlich oder unfair empfinden und sie aufgrund ihres ausgeprägten Verantwortungsbewusstseins eher nicht nutzen (Azeem & Abbas, 2025). Diese Annahme deckt sich mit den Befunden von Greitemeyer und Kastenmüller (2023), die das HEXACO-Modell, eine Erweiterung des

Big-Five-Modells um die Dimension Ehrlichkeit-Bescheidenheit, verwendeten, um die Absicht zu untersuchen, Chatbot-generierte Texte für akademisches Fehlverhalten einzusetzen. Die Ergebnisse zeigten, dass sowohl Ehrlichkeit-Bescheidenheit als auch Gewissenhaftigkeit negativ mit der Absicht korrelierten, KI-generierte Texte zum Betrügen oder Schummeln zu verwenden. Entgegen der ursprünglichen Hypothese wies auch Offenheit zur Erfahrung einen negativen Zusammenhang mit der Betrugsabsicht auf. Dabei wies die Dimension Ehrlichkeit-Bescheidenheit den stärksten Zusammenhang auf.

## Fragestellung und Hypothesen

Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass das Technology Acceptance Model (TAM), die Theory of Planned Behavior (TPB) sowie die Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT) einen zentralen Beitrag zur Erklärung der Akzeptanz und Nutzung neuer Technologien leisten. Alle drei Modelle berücksichtigen unterschiedliche, teilweise jedoch überlappende Einflussfaktoren. Sie zählen auch im Bildungskontext zu den am häufigsten herangezogenen Ansätzen, um die Akzeptanz und das Nutzungsverhalten von Studierenden in Bezug auf LLMs zu untersuchen. Wahrgenommene Nützlichkeit bzw. Leistungserwartung, soziale Einflüsse bzw. subjektive Normen sowie Einstellungen gegenüber der Nutzung zeigen in der bisherigen Forschung robuste Befunde. Diese Faktoren stehen konsistent in einem positiven Zusammenhang mit der Nutzungsintention von LLMs. Eine Einschränkung der bisherigen Studien besteht jedoch darin, dass der Fokus überwiegend auf der Nutzungsintention liegt, das heißt, die Mehrheit der Studien, die die Akzeptanz und Nutzung von LLMs im Bildungskontext untersuchten, analysieren welche Einflussfaktoren sich positiv oder negativ auf die Bereitschaft auswirken LLMs für studienbezogene Zwecke zu nutzen, während die tatsächliche Nutzung bislang selten untersucht wurde. Zudem stammen viele dieser Befunde aus asiatischen Ländern, was die Relevanz der vorliegenden Studie unterstreicht, die in einem deutschsprachigen Hochschulkontext durchgeführt wird und die aktuelle Nutzung von LLMs erfasst. Darüber hinaus adressiert die vorliegende Studie weitere Forschungslücken. Zum einen wird akademische Selbstwirksamkeit als Einflussfaktor berücksichtigt, zu der bislang nur ein empirischer Befund vorliegt. Zum anderen werden Persönlichkeitsmerkmale des Big-Five-Modells einbezogen, zu denen die bisherige Forschung uneinheitliche und teilweise widersprüchliche Ergebnisse berichtet. Schließlich fokussieren etablierte Technologieakzeptanzmodelle primär auf positive und soziale Aspekte der Technologienutzung, während potenzielle Risiken keine Beachtung finden. Aus diesem Grund werden in der vorliegenden Studie auch wahrgenommene Risiken berücksichtigt. Während Risiken wie die Zuverlässigkeit generierter Inhalte oder Datenschutzbedenken bereits mit einer geringeren Nutzung in Zusammenhang gebracht wurden, werden auch bisher unbeachtete Aspekte, wie etwa Sorgen hinsichtlich des hohen Energieverbrauchs von LLMs, erstmals einbezogen. Ziel dieser Studie ist es, das Nutzungsverhalten von LLMs bei Studierenden anhand des Zusammenspiels der herangezogenen Variablen zu analysieren. Die Forschungsfrage lautet dementsprechend:

## Welche Faktoren erklären Unterschiede in der Häufigkeit der studienbezogenen Nutzung von Large Language Models (LLMs) bei Studierenden?

Ausgehend von den Modellen TAM, TPB und UTAUT werden in dieser Studie die wahrgenommene Nützlichkeit, der soziale Einfluss und die Einstellung gegenüber LLMs als zentrale Einflussfaktoren herangezogen. Frühere Untersuchungen zeigen überwiegend positive Zusammenhänge zwischen diesen Variablen und der Bereitschaft von Studierenden, LLMs im Studium zu nutzen (Polyportis & Pahos, 2025; Sergeeva et al., 2025; Salifu et al., 2024; Strzelecki, 2024; Zhao et al., 2024; Han et al., 2025). Die wenigen Studien, die sich auf die tatsächliche Nutzung beziehen, weisen ähnliche Befunde auf (Sallam et al., 2023; Al-Emran et al., 2024; Oc et al., 2025). Andere Variablen aus den Modellen, wie die wahrgenommene Nutzerfreundlichkeit, werden nicht berücksichtigt, da LLMs allgemein als einfach bedienbar gelten (Humble, 2024). Ebenso wird die wahrgenommene Verhaltenskontrolle/ die förderlichen Bedingungen nicht einbezogen, da für die Zielgruppe ausreichender technischer Zugang angenommen werden kann. Die erste Hypothese lautet daher:

H1: Wahrgenommene Nützlichkeit, sozialer Einfluss und Einstellung von Studierenden stehen in einem positiven Zusammenhang mit der Nutzung von Large Language Models im Studium.

Bisher gibt es nur eine Studie, die einen negativen Zusammenhang zwischen akademischer Selbstwirksamkeit und der Nutzung von LLMs berichtet (Daha & Altelwany, 2025). Dieses Ergebnis soll in der vorliegenden Studie überprüft werden. Zudem konnten einige Studien zeigen, dass wahrgenommene Risiken, wie Datenschutzbedenken oder Bedenken hinsichtlich der Zuverlässigkeit generierter Inhalte, negativ mit der Nutzungsintention bzw. der tatsächlichen Nutzung zusammenhängen (Sallam et al., 2023; Oc et al., 2025; Balaskas et al., 2025; Aminifard et al., 2025). Die zweite Hypothese lautet deshalb:

H2: Wahrgenommene Risiken und akademische Selbstwirksamkeit von Studierenden stehen in einem negativen Zusammenhang mit der Nutzung von Large Language Models im Studium.

Persönlichkeitsmerkmale wurden in bisherigen Studien meist anhand des Big-Five-Modells untersucht, häufig in Verbindung mit Einstellung, Akzeptanz und Nutzungsbereitschaft gegenüber allgemeiner Künstlicher Intelligenz. Spezifische Untersuchungen zum Einsatz von LLMs im Bildungskontext sind jedoch selten. Die hierzu vorliegenden Studien konnten keine einheitlichen Ergebnisse liefern, zeigen aber Tendenzen, dass Offenheit positiv und Neurotizismus sowie Gewissenhaftigkeit negativ mit der Einstellung und Nutzung von LLMs zusammenhängen könnten. Insgesamt deuten die Ergebnisse darauf hin, dass Persönlichkeitsmerkmale das Nutzungsverhalten gegenüber LLMs beeinflussen, jedoch sind die Befunde bisher uneindeutig (Azeem & Abbas, 2025; Greitemeyer & Kastenmüller, 2023; De Winter et al., 2024; Wang et al., 2025a). Entsprechend heißt die folgende Hypothese:

H3: Persönlichkeitsmerkmale des Big-5-Modells (Offenheit für Erfahrungen, Gewissenhaftigkeit, Extraversion, Verträglichkeit und Neurotizismus) stehen in einem Zusammenhang mit dem Nutzungsverhalten von Large Language Models bei Studierenden.

Ein weiteres Forschungsinteresse liegt darin, zu untersuchen, durch welche Faktoren die Einstellung der Studierenden gegenüber LLMs geprägt wird. Bisherige Studien konnten eine Korrelation zwischen anderen Variablen wie wahrgenommene Nützlichkeit, sozialer Einfluss und wahrgenommene Risiken mit der Einstellung zu LLMs finden (Ivanov et al., 2024; Lee et al., 2024; Al-Qaysi et al., 2025; Helmiatin et al., 2024; Tiwari et al., 2024). Auch Persönlichkeitsmerkmale konnten mit der Einstellung in Verbindung gebracht werden (Wang et al., 2025a). Daher lautet die letzte Hypothese:

H4: Die Einstellung von Studierenden gegenüber Large Language Models steht in einem Zusammenhang mit der wahrgenommenen Nützlichkeit, dem sozialen Einfluss, den wahrgenommenen Risiken und der Persönlichkeit.

Neben diesen Hypothesen sollen explorativ auch noch andere potenzielle Einflussfaktoren wie Geschlecht, Alter und Studienfach auf die Nutzung von LLMs bei Studierenden analysiert werden. Ebenso sollen weitere Aspekte wie beispielsweise Zeitpunkt des erstmaligen LLM-Einsatzes im Studium explorativ mit Persönlichkeitseigenschaften (Offenheit für Erfahrungen könnte mit einem frühen

Zeitpunkt der LLM-Nutzung vermutet werden) in Verbindung gebracht werden als auch weitere Nutzungsmustern mit anderen Variablen.

## **Methodik**

Die Studie folgt einem quantitativen Forschungsansatz und wurde im Rahmen einer querschnittlichen Online-Befragung durchgeführt. Teilnahmeberechtigt waren alle Studierende ab 18 Jahren. Alle Teilnehmenden erhielten denselben Fragebogen, der mit der Software SoSci Survey (Leiner, 2025) erstellt wurde.

### **Erhebungsinstrumente**

Alle Items, mit Ausnahme einzelner Nutzungsitems, die zur genaueren Erfassung auf einer siebenstufigen Likert-Skala erhoben wurden, wurden auf einer fünfstufigen Likert-Skala gemessen. Für die Persönlichkeitsitems reichte die Skala von „sehr unzutreffend“ bis „sehr zutreffend“, während sie für die übrigen Variablen von „stimme überhaupt nicht zu“ bis „stimme vollkommen zu“ verlief. Wenn für bestimmte Items keine deutsche Übersetzung vorlag, wurden diese mithilfe eines KI-gestützten Übersetzungstools ins Deutsche übertragen. Bei der Auswahl der Skalen wurde darauf geachtet, dass diese möglichst kurz ausfallen, um die Länge des Fragebogens gering zu halten und dadurch Ermüdung oder Abbrüche seitens der Teilnehmenden zu vermeiden. Während sich die meisten bisherigen Studien auf ein spezifisches LLM, insbesondere ChatGPT, konzentrierten, erfasst die vorliegende Untersuchung die Nutzung von LLMs im Allgemeinen. Der Anhang enthält eine vollständige Übersicht der verwendeten Items.

### **Nutzung**

Zur Erfassung der Nutzung von LLMs bei Studierenden wurden zunächst zwei Items aus der Studie von Jo (2023) übernommen, die auch in vielen anderen Untersuchungen verwendet wurden, um die aktuelle Nutzung eines Systems zu messen. Die Items erfassen erstens die Häufigkeit der Nutzung und zweitens die subjektive Selbsteinschätzung als regelmäßiger Nutzer. In der genannten Studie wiesen diese Items eine zufriedenstellende Reliabilität und Validität auf. Um eine differenziertere Analyse des Nutzungsverhalten zu ermöglichen, wurden zusätzlich selbstentwickelte Items ergänzt wie beispielsweise: „Wie lange nutzt du LLMs bereits für studienbezogene Zwecke?“.

### **Einstellung**

Die Items zur Erfassung der Einstellung wurden aus den Studien von Almorgen et al. (2024) und Allahyari et al. (2025) übernommen und leicht angepasst. Insgesamt wurden drei Items eingesetzt, die jeweils eine affektive, kognitive und verhaltensbezogene Komponente abbilden. Beide Referenzstudien nutzten ebenfalls drei Items und berichteten

zufriedenstellende Reliabilitätswerte sowie eine angemessene konvergente Validität. Die Items lauten: „Ich finde es positiv, LLMs für Studienaufgaben nutzen zu können“, „Ich fühle mich wohl bei der Vorstellung, LLMs für akademische Zwecke zu nutzen“ und „Ich nutze LLMs gerne für mein Studium“.

### **Nützlichkeit**

Zur Messung der Nützlichkeit wurden drei Items herangezogen, die auf den Studien von Almorgen et al. (2024), Sallam et al. (2023) und Zhao et al. (2024) basieren und minimal angepasst wurden. Zwei der genannten Studien setzten ebenfalls jeweils drei Items zur Erfassung der Nützlichkeit ein und zeigten dabei zufriedenstellende Reliabilität sowie konvergente Validität (Almorgen et al., 2024; Zhao et al., 2024). Die Items dieser Skala lauten: „Ich glaube, dass der Einsatz von LLMs bei meinen universitären Aufgaben Zeit und Aufwand reduzieren kann“, „Ich glaube, dass der Einsatz von LLMs die Qualität meiner universitären Arbeiten verbessern kann“ und „Ich glaube, dass der Einsatz von LLMs mein Verständnis von Studieninhalten verbessern und mein Lernen im Studium erleichtern kann“.

### **Wahrgenommene Risiken**

Zur Erfassung der wahrgenommenen Risiken im Zusammenhang mit der Nutzung von LLMs wurden fünf Risikodimensionen auf Basis von Kasneci et al. (2023) identifiziert. Darauf aufbauend wurden fünf Items formuliert, die jeweils ein spezifisches Risiko abbilden. Die Items beginnen mit „Ich mache mir Sorgen, dass ...“ und thematisieren die Zuverlässigkeit der generierten Inhalte, Datenschutzbedenken, Plagiatrisiken bei der Nutzung, Bedenken hinsichtlich des Energieverbrauchs sowie mögliche kognitive Rückschritte. Sallam et al. (2023) griffen auf drei Risikodimensionen zurück und berichteten ausreichende Reliabilitäten sowie faktorielle Validität. Auch Chen et al. (2024) nutzten vergleichbaren Risiken und formulierten ihre Items mit dem Einstieg „I am concerned about ...“ und erzielten für die Skala „Wahrgenommene Risiken“ eine Reliabilität von Cronbach's  $\alpha = .89$ .

### **Sozialer Einfluss**

Der soziale Einfluss wurde mithilfe von drei Items aus der Studie von Sergeeva et al. (2025) gemessen, die minimal angepasst wurden. In der Studie waren Reliabilität und konvergente Validität dieser Skala gegeben. Die Skala setzt sich aus folgenden Items zusammen: „Die meisten Studierenden in meinem Studiengang nutzen LLMs zur

Unterstützung ihres Lernprozesses oder bei der Bearbeitung akademischer Aufgaben“, „Professor\*innen in meinem Fachbereich befürworten die Nutzung von LLMs zu Lern- und Studienzwecken“ und „Meine Studienkolleg\*innen sind der Meinung, dass der Einsatz von LLMs für Studienzwecke sinnvoll ist“.

### **Akademische Selbstwirksamkeit**

Die akademische Selbstwirksamkeit wurde mithilfe der Allgemeinen Selbstwirksamkeit Kurzskala (ASKU) erfasst, die aus drei Items besteht (Beierlein et al., 2013). Die Items wurden an den Bildungskontext mit Bezug zu LLMs angepasst und beinhalten die folgenden Items: „Anstrengende und komplizierte akademische Aufgaben kann ich in der Regel gut lösen, unabhängig von LLMs“, „Die meisten akademischen Herausforderungen kann ich aus eigener Kraft gut meistern“ und „In schwierigen akademischen Situationen kann ich mich auf meine eigenen Fähigkeiten verlassen“.

Die Reliabilität der ASKU liegt in einem Bereich zwischen  $\alpha = .81$  und  $.86$ , womit die Skala als hinreichend reliabel gilt. Darüber hinaus ist ihre faktorielle Validität nachgewiesen, und die Skala ist in deutscher Sprache validiert.

### **Persönlichkeit**

Zur Erfassung der Persönlichkeit wurde die deutsche Kurzform des Big Five Inventory (BFI-K) mit 21 Items herangezogen (Rammstedt & John, 2005). Die Skala umfasst jeweils vier Items pro Dimension, mit Ausnahme der Extraversion, die durch fünf Items abgebildet wird. Die Reliabilitäten der Dimensionen liegen mit einem Mittelwert von Cronbach's  $\alpha = .72$  im akzeptablen Bereich, und die faktorielle Validität gilt als belegt. Ein reversiertes Item der Dimension Extraversion lautet z.B.: „Ich bin eher zurückhaltend, reserviert“. Die Items wurden ohne Anpassungen übernommen.

### **Weitere Items**

Zusätzlich zu demographischen Angaben wie Alter und Geschlecht wurden die Teilnehmenden nach ihrem Studienfach, ihrem Fachsemester, der Wichtigkeit guter Noten sowie ihrer Einschätzung des Einsatzes von LLMs als potenzielle Form des Schummelns befragt.

### **Vorgehen**

Vor der Haupterhebung wurde der Fragebogen anhand einer kleinen Stichprobe von einigen Studierenden, die nicht an der Hauptuntersuchung beteiligt waren, getestet.

Dabei gaben die Befragten Rückmeldungen zum Ablauf der Umfrage und zur Verständlichkeit der Items. Auf der ersten Seite des Fragebogens erhielten die Teilnehmenden Informationen über die Vertraulichkeit der erhobenen Daten, die Freiwilligkeit der Teilnahme sowie den Zweck der Studie. Als Anreiz zur Teilnahme wurde den Studierenden die Möglichkeit geboten, nach Abschluss der Umfrage an einer Verlosung von 15 Pizza-Gutscheinen für ein italienisches Restaurant im 17. Bezirk teilzunehmen. Nach den demografischen Fragen folgte im Fragebogen eine kurze Erklärung, was LLMs sind, mit Beispielen dafür sowie mit Abgrenzungsbeispiele, also anderen KI-Tools, die keine LLMs darstellen, damit alle Teilnehmenden sicher wussten, was unter LLMs zu verstehen ist. Die Rekrutierung der Stichprobe begann am 05. Oktober 2025. Die Stichprobenziehung erfolgte mittels einer Gelegenheitsstichprobe. Dazu wurde täglich in verschiedenen WhatsApp-Gruppen ein Link zum Online-Fragebogen geteilt, begleitet von einem kurzen Informationstext und einem selbst erstellten Canva-Bild. Der Informationstext enthielt Hinweise zum Thema der Studie, zur Bearbeitungsdauer von etwa 5–10 Minuten sowie zur Teilnahme an der Verlosung von 15 Pizzagutscheinen. Das Bild war so gestaltet, dass es visuell auf die Gewinnmöglichkeit einer Pizza aufmerksam machte. Die WhatsApp-Gruppen wurden über die Plattform Studo ausfindig gemacht. Es handelte sich dabei um von Studierenden gegründete Gruppen, die dem fachinternen Austausch unter Peers dienen. Um den Fragebogen in möglichst vielen dieser Gruppen verbreiten zu können, erfolgte der Beitritt auch zu Gruppen außerhalb des eigenen Studienfachs. Diese WhatsApp-Gruppen setzen sich jedoch ausschließlich aus Studierenden zusammen, die an einer Universität in Wien ein Studienfach belegen. Die Zeitpunkte, zu denen der Link in den WhatsApp-Gruppen geteilt wurde, variierten von Tag zu Tag. Die Erhebung des Fragebogens erstreckte sich über insgesamt drei Wochen und endete am 26. Oktober 2025.

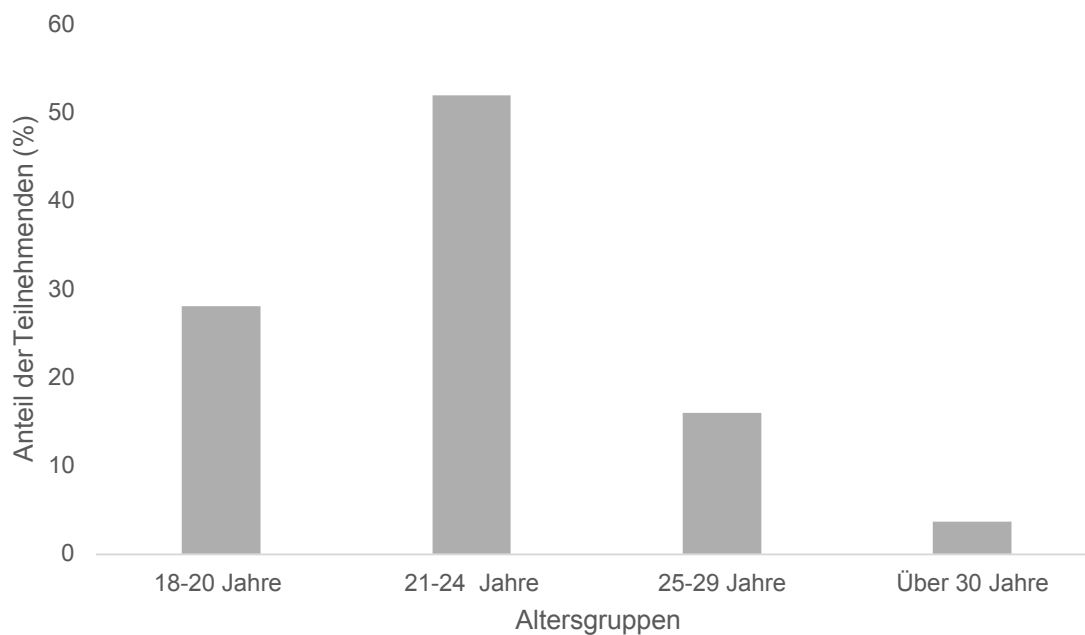
### **Stichprobenbeschreibung**

Insgesamt haben 1.476 Personen den Fragebogen abgeschlossen. Rund 200 Teilnehmende haben die Befragung zu einem früheren Zeitpunkt abgebrochen und den Fragebogen nicht vollständig ausgefüllt. Von den 1.476 abgeschlossenen Datensätzen wurden 34 Fälle ausgeschlossen. Davon 24 Datensätze, weil sie bei den zentralen Variablen mindestens einen fehlenden Wert aufwiesen, und 10 Datensätze, weil die Bearbeitungszeit unter zweieinhalb Minuten lag, was als unrealistisch kurz einzuschätzen ist und darauf hindeutet, dass die Fragen vermutlich nicht sorgfältig beantwortet wurden. Weniger als zehn Personen wiesen fehlende Angaben bei den demografischen Variablen

(z. B. Alter oder Studienfach) auf. Diese Datensätze wurden jedoch nicht ausgeschlossen, da die demografischen Angaben nur für explorative Zusatzanalysen relevant sind und nicht für die Hauptanalysen. Die bereinigte Stichprobe umfasst somit 1.442 Personen. Darunter befinden sich 1.108 (76,8%) weibliche, 316 (21,9%) männliche und 18 (1,2%) diverse Personen. Der Großteil der Studierenden ist zwischen 21 und 24 Jahre alt, wie in Abbildung 1 dargestellt. Die Mehrheit der Teilnehmenden ist den Sozialwissenschaften zuzuordnen, darunter unter anderem Psychologie, Lehramt und Bildungswissenschaften (siehe Tabelle 1). Die Verteilung der Nutzungshäufigkeit von Large Language Models über definierte Nutzungsgruppen ist in Abbildung 2 dargestellt. Ergänzende Tabellen und Abbildungen zur Beschreibung der untersuchten Gruppe sind im Anhang zu finden.

## Abbildung 1

### *Altersverteilung der Teilnehmenden*



*Anmerkung.* N=1439. Der Altersmittelwert beträgt M= 22,64 Jahre (SD= 3,89)

## Tabelle 1

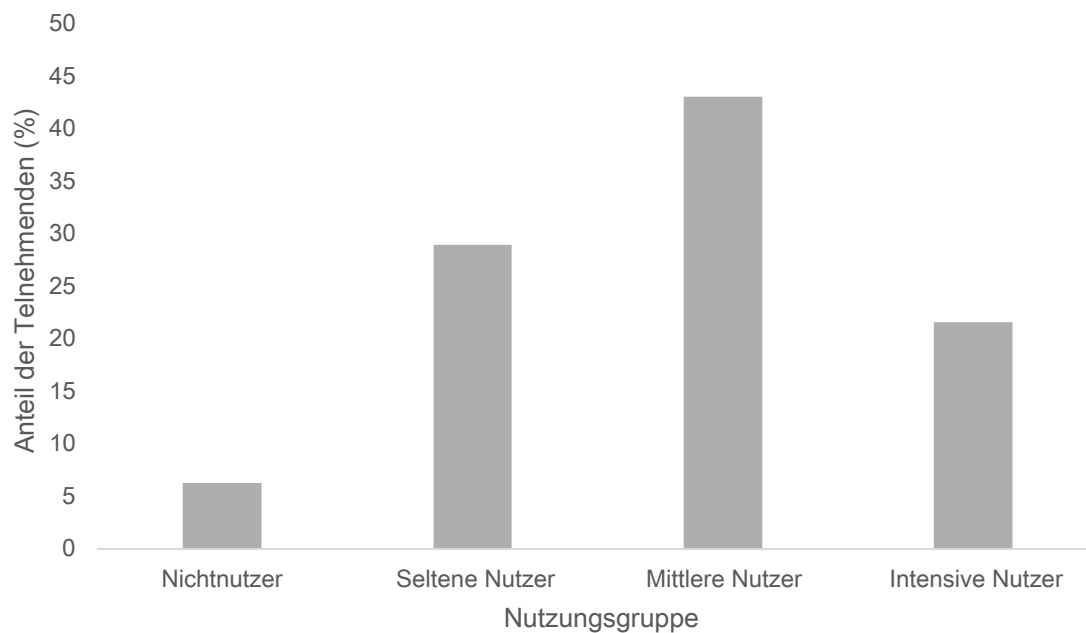
### Verteilung der Teilnehmenden nach Studienfach

| Studienbereich                     | n   | %    |
|------------------------------------|-----|------|
| Sozialwissenschaften               | 598 | 41,5 |
| Mathematik+ Naturwissenschaften    | 293 | 20,3 |
| Medizin+ Gesundheitswissenschaften | 182 | 12,6 |
| Ingenieurwissenschaften            | 130 | 9,0  |
| Geisteswissenschaften              | 109 | 7,6  |
| Recht+ Wirtschaftswissenschaften   | 80  | 5,5  |
| Musik+ Kunstwissenschaften         | 39  | 2,7  |

Anmerkung. N=1431.

## Abbildung 2

### Verteilung der Studierenden nach Nutzungsintensität von LLMs



Anmerkung. N=1442. Nichtnutzer verwenden LLMs nie; seltene Nutzer nutzen LLMs nur wenige Male pro Jahr bis höchstens einmal monatlich; mittlere Nutzer greifen mehrmals monatlich bis etwa einmal wöchentlich auf LLMs zurück; intensive Nutzer verwenden LLMs täglich bzw. für die Mehrheit ihrer Studienaufgaben.

## Ergebnisse

Alle Analysen wurden mithilfe von IBM SPSS Statistics (Version 29) durchgeführt.

### Reliabilitätsanalysen & deskriptive Statistik

Die Reliabilität der verwendeten Skalen wurde mittels Cronbachs Alpha überprüft. Die Cronbachs-Alpha-Werte, Mittelwerte und Standardabweichungen der Skalen sind in Tabelle 2 dargestellt, die Korrelationsmatrix ist in Tabelle 3 zu finden.

**Tabelle 2**

#### Deskriptivstatistik

| Skala                         | M    | SD   | $\alpha$ |
|-------------------------------|------|------|----------|
| Nutzung                       | 3,73 | 1,42 | ,887     |
| Einstellung                   | 3,42 | 1,11 | ,895     |
| Nützlichkeit                  | 3,79 | 0,87 | ,741     |
| Wahrgenommene Risiken         | 3,84 | 0,77 | ,702     |
| Sozialer Einfluss             | 3,68 | 0,58 | ,518     |
| Akademische Selbstwirksamkeit | 4,03 | 0,77 | ,863     |
| Extraversion                  | 3,35 | 0,94 | ,829     |
| Verträglichkeit               | 3,24 | 0,77 | ,585     |
| Gewissenhaftigkeit            | 3,59 | 0,71 | ,707     |
| Neurotizismus                 | 3,44 | 0,92 | ,797     |
| Offenheit                     | 4,11 | 0,68 | ,706     |

Anmerkung. N= 1442, M= Mittelwert, SD= Standardabweichung,  $\alpha$ = Cronbachs Alpha

**Tabelle 3**

#### Korrelationsmatrix

|    | NU      | EI      | NÜ      | RI      | SE      | AS      | E       | V       | G       | N       | O       |
|----|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|
| NU | 1       | ,727**  | ,642**  | -,459** | ,332**  | -,369** | ,041    | ,013    | ,029    | -,112** | -,234** |
| EI | ,727**  | 1       | ,720**  | -,567** | ,348**  | -,167** | ,029    | ,053*   | ,086**  | -1,65** | -,230** |
| NÜ | ,642**  | ,720**  | 1       | -,426** | ,352**  | -,238** | ,011    | ,043    | ,047    | -,086** | -,190** |
| RI | -,459** | -,567** | -,426** | 1       | -1,51** | ,206**  | ,010    | ,003    | -,039   | -,198** | ,296**  |
| SE | ,332**  | ,348**  | ,352**  | -,151** | 1       | -,034   | ,062*   | ,010    | ,105**  | -,055*  | -,065*  |
| AS | -,369** | -,167** | -2,38** | ,206**  | -,034   | 1       | ,110**  | ,049    | ,234**  | -,114** | ,215**  |
| E  | ,041    | ,029    | ,011    | ,010    | ,062*   | ,110**  | 1       | ,196**  | ,183**  | -,235** | ,177**  |
| V  | ,013    | ,053*   | ,043    | ,003    | ,010    | ,049    | ,196**  | 1       | ,107**  | -,091** | ,134**  |
| G  | ,029    | ,086**  | ,047    | -,039   | ,105**  | ,234**  | ,183**  | ,107**  | 1       | -,139** | ,064*   |
| N  | -,112** | -,165** | -,086** | ,198**  | -,055*  | -,114** | -,235** | -,091** | -,139** | 1       | ,092**  |
| O  | -,234** | -,230** | -,190** | ,296**  | -,065*  | ,215**  | ,177**  | ,134**  | ,064*   | ,092**  | 1       |

Anmerkung. N= 1442, \*\*Pearson-Korrelation ist auf dem Niveau von 0,01 (2-seitig) signifikant, \* Pearson-Korrelation ist auf dem Niveau von 0,05 (2-seitig) signifikant, NU= Nutzung, EI= Einstellung, NÜ= Nützlichkeit, RI= wahrgenommene Risiken, SE= Sozialer Einfluss, AS= akademische Selbstwirksamkeit, E= Extraversion, V= Verträglichkeit, G= Gewissenhaftigkeit, N= Neurotizismus, O= Offenheit

## Hypothesenprüfung

Zur Prüfung der Hypothesen wurden zwei multiple lineare Regressionsanalysen durchgeführt. In der ersten Analyse wurde die Nutzung von LLMs als abhängige Variable modelliert und jene Hypothesen überprüft, die verschiedenen Einflussfaktoren mit der Nutzung in Zusammenhang stellt (Hypothesen 1-3). Die zweite Analyse untersuchte die Einstellung gegenüber LLMs als abhängige Variable in Beziehung zu verschiedenen unabhängigen Variablen (Hypothese 4).

Das erste Regressionsmodell umfasste als unabhängige Variablen die Einstellung, wahrgenommene Nützlichkeit, sozialen Einfluss, akademische Selbstwirksamkeit, wahrgenommene Risiken sowie die fünf Persönlichkeitsdimensionen des Big-Five-Modells. Aufgrund unzureichender Reliabilität der Skala zum sozialen Einfluss sowie der Skala zur Persönlichkeitsdimension Verträglichkeit wurden die jeweiligen Items nicht als aggregierte Skalen, sondern einzeln in das Modell aufgenommen.

Die unabhängigen Variablen wurden blockweise in das Modell eingeführt. Im ersten Block wurden die Persönlichkeitsdimensionen des Big 5 Modells aufgenommen, im zweiten Block akademische Selbstwirksamkeit und wahrgenommene Risiken. Im dritten Block wurden die aus den Technologieakzeptanzmodellen geleiteten Variablen Einstellung, wahrgenommene Nützlichkeit und sozialer Einfluss ergänzt.

Vor der Interpretation der Ergebnisse wurden die Voraussetzungstests überprüft. Sowohl der Kolmogorov-Smirnov-Test als auch der Shapiro-Wilk-Test zeigten signifikante Werte, was bei großen Stichproben jedoch häufig auftritt, selbst bei nur geringen Abweichungen von der Normalverteilung. Die visuelle Kontrolle mittels Q-Q-Diagramm ergab jedoch eine annähernd diagonale Verteilung der Punkte, was auf eine ausreichende Annäherung an die Normalverteilung hinweist (Shapiro & Wilk, 1965). Linearität und Homoskedastizität der Residuen wurden durch die Streudiagramme überprüft, in denen keine systematischen Muster erkennbar waren. Die Unabhängigkeit der Residuen war gewährleistet, da der Durbin-Watson-Wert nahe bei zwei lag und somit nicht auf Autokorrelation hinweist. Multikollinearität wurde ausgeschlossen, da alle VIF-Werte unter fünf lagen. Outlier wurden ebenfalls nicht identifiziert, da alle Cook's Werte unter eins lagen.

Das Regressionsmodell mit der Nutzung als abhängiger Variable erklärte insgesamt 62% der Varianz,  $R^2 = ,629$  (korrigiertes  $R^2 = ,625$ ),  $F(15, 1441) = 160,898$ ,  $p < ,001$ . Die Effektstärke des Gesamtmodells ist als sehr groß einzustufen ( $f^2 = 1,666$ ). Im ersten Block erklärten die Persönlichkeitsdimensionen 7% der Varianz in der Nutzung,  $R^2 = ,073$ ,  $F(8, 1441) = 14,034$ ,  $p < ,001$ . Die Aufnahme der akademischen Selbstwirksamkeit und der

wahrgenommenen Risiken im zweiten Block erhöhte die erklärte Varianz um weitere 23%,  $\Delta R^2 = ,236$ ,  $\Delta F(2, 1441) = 244,708$ ,  $p < ,001$ . Durch die Ergänzung der TAM- und UTAUT-Variablen im dritten Block stieg die erklärte Varianz um weitere 32%,  $\Delta R^2 = ,320$ ,  $\Delta F(5, 1441) = 245,425$ ,  $p < ,001$ .

Im ersten Block zeigten sich signifikante Effekte für die Persönlichkeitsdimensionen Extraversion, Offenheit und Neurotizismus. Offenheit und Neurotizismus waren im finalen Modell nicht mehr signifikant. Akademische Selbstwirksamkeit und wahrgenommene Risiken wiesen im zweiten Block einen negativen Zusammenhang mit der Nutzung auf, wobei wahrgenommene Risiken im finalen Modell nicht mehr signifikant war. Im dritten Block zeigten sich positive signifikante Effekte für Einstellung, wahrgenommene Nützlichkeit sowie ein Item zum sozialen Einfluss, während ein weiteres Item zum sozialen Einfluss einen negativen Effekt aufwies. Die standardisierten Beta-Koeffizienten zeigten, dass die Einstellung den größten Beitrag zur Erklärung der Nutzung leistete, gefolgt von akademischer Selbstwirksamkeit und wahrgenommener Nützlichkeit. Die vollständigen statistischen Kennwerte sind in Tabelle 4 dargestellt.

**Tabelle 4***Multiple lineare Regression mit AV Nutzung*

| Variabel                      | B     | SE   | Beta  | 95% KI         | T       | p     | R <sup>2</sup> | ΔR <sup>2</sup> |
|-------------------------------|-------|------|-------|----------------|---------|-------|----------------|-----------------|
| Block 1                       |       |      |       |                |         |       | ,073           | ,073            |
| Konstante                     | 5,430 | ,351 |       | [4,741; 6,118] | 15,477  | <,001 |                |                 |
| Extraversion                  | ,101  | ,043 | ,067  | [,016; ,186]   | 2,329   | ,020  |                |                 |
| Gewissenhaftigkeit            | ,040  | ,052 | ,020  | [-,062; ,143]  | ,777    | ,437  |                |                 |
| Neurotizismus                 | -,096 | ,041 | -,062 | [-,177; -,015] | -2,320  | ,020  |                |                 |
| Offenheit                     | -,511 | ,055 | -,245 | [-,620; -,403] | -9,274  | <,001 |                |                 |
| Verträglichkeit Item 1        | ,066  | ,034 | ,052  | [-,001; ,133]  | 1,926   | ,054  |                |                 |
| Verträglichkeit Item 2        | ,056  | ,034 | ,044  | [-,012; ,123]  | 1,622   | ,105  |                |                 |
| Verträglichkeit Item 3        | -,038 | ,036 | -,032 | [-,109; ,033]  | -1,052  | ,293  |                |                 |
| Verträglichkeit Item 4        | -,017 | ,037 | -,014 | [-,090; ,056]  | -,461   | ,645  |                |                 |
| Block 2                       |       |      |       |                |         |       | ,309           | ,236            |
| Konstante                     | 8,471 | ,333 |       | [7,817; 9,125] | 25,418  | <,001 |                |                 |
| Extraversion                  | ,096  | ,037 | ,063  | [,022; ,169]   | 2,552   | ,011  |                |                 |
| Gewissenhaftigkeit            | ,149  | ,046 | ,075  | [,058; ,239]   | 3,228   | ,001  |                |                 |
| Neurotizismus                 | -,062 | ,037 | -,040 | [-,134; ,010]  | -1,700  | ,089  |                |                 |
| Offenheit                     | -,160 | ,050 | -,077 | [-,259; -,062] | -3,188  | ,001  |                |                 |
| Verträglichkeit Item 1        | -,008 | ,030 | -,006 | [-,066; ,051]  | -,257   | ,797  |                |                 |
| Verträglichkeit Item 2        | ,053  | ,030 | ,042  | [-,005; ,111]  | 1,779   | ,075  |                |                 |
| Verträglichkeit Item 3        | -,018 | ,031 | -,016 | [-,080; ,043]  | -,591   | ,555  |                |                 |
| Verträglichkeit Item 4        | ,009  | ,032 | ,007  | [-,054; ,072]  | ,288    | ,773  |                |                 |
| Akademische Selbstwirksamkeit | -,567 | ,044 | -,308 | [-,653; -,481] | -12,969 | <,001 |                |                 |
| Wahrgenommene Risiken         | -,670 | ,044 | -,363 | [-,757; -,584] | -15,117 | <,001 |                |                 |
| Block 3                       |       |      |       |                |         |       | ,629           | ,320            |
| Konstante                     | 1,775 | ,326 |       | [1,136; 2,415] | 5,443   | <,001 |                |                 |
| Extraversion                  | ,057  | ,028 | ,038  | [,003; ,111]   | 2,054   | ,040  |                |                 |
| Gewissenhaftigkeit            | ,037  | ,034 | ,019  | [-,030; ,104]  | 1,093   | ,275  |                |                 |
| Neurotizismus                 | -,037 | ,027 | -,024 | [-,090; ,016]  | -1,362  | ,173  |                |                 |
| Offenheit                     | -,050 | ,037 | -,024 | [-,122; ,023]  | -1,342  | ,180  |                |                 |
| Verträglichkeit Item 1        | -,019 | ,022 | -,015 | [-,062; ,024]  | -,851   | ,395  |                |                 |
| Verträglichkeit Item 2        | ,005  | ,022 | ,004  | [-,038; ,048]  | ,224    | ,823  |                |                 |
| Verträglichkeit Item 3        | -,001 | ,023 | -,001 | [-,046; ,044]  | -,056   | ,955  |                |                 |
| Verträglichkeit Item 4        | -,016 | ,024 | -,013 | [-,062; ,030]  | -,680   | ,497  |                |                 |
| Akademische Selbstwirksamkeit | -,427 | ,033 | -,232 | [-,491; -,362] | -13,022 | <,001 |                |                 |
| Wahrgenommene Risiken         | -,069 | 0,38 | -,037 | [-,143; ,005]  | -1,822  | ,069  |                |                 |
| Nützlichkeit                  | ,283  | ,039 | ,173  | [,206; ,360]   | 7,200   | <,001 |                |                 |
| Sozialer Einfluss Item 1      | ,266  | ,035 | ,143  | [,197; ,334]   | 7,602   | <,001 |                |                 |
| Sozialer Einfluss Item 2      | ,026  | ,027 | ,017  | [-,026; ,079]  | ,983    | ,326  |                |                 |
| Sozialer Einfluss Item 3      | -,114 | ,036 | -,062 | [-,184; -,044] | -3,177  | ,002  |                |                 |
| Einstellung                   | ,659  | ,033 | ,518  | [,593; ,724]   | 19,788  | <,001 |                |                 |

Anmerkung. N=1442, B= unstandardisierter Regressionskoeffizient, SE= Standardfehler, Beta= standardisierter Regressionskoeffizient, 95%KI= 95%-Konfidenzintervall für Beta, T=t-Wert, p= Signifikanzniveau, R<sup>2</sup> = erklärte Varianz, ΔR<sup>2</sup> = Zunahme erklärter Varianz gegenüber dem vorherigen Block

Das zweite Regressionsmodell mit der Einstellung als abhängiger Variable und den unabhängigen Variablen wahrgenommene Nützlichkeit, wahrgenommene Risiken, sozialer Einfluss und Persönlichkeitsmerkmale erklärte insgesamt 61% der Varianz,  $R^2 = ,619$  (korrigiertes  $R^2 = ,616$ ),  $F(13, 1441) = 178,629$ ,  $p < ,001$ . Die Effektstärke des Modells ist als sehr groß einzustufen ( $f^2 = 1,624$ ). Aufgrund unzureichender Reliabilität wurden die Items zum sozialen Einfluss sowie zur Persönlichkeitsdimension Verträglichkeit erneut einzeln in das Modell aufgenommen. Signifikante Zusammenhänge mit der Einstellung zeigten sich für Offenheit, Neurotizismus, wahrgenommene Nützlichkeit, wahrgenommene Risiken, ein Item zur Verträglichkeit sowie zwei Items zum sozialen Einfluss. Auf Basis der standardisierten Beta-Koeffizienten erwiesen sich wahrgenommene Nützlichkeit und wahrgenommene Risiken als die stärksten Einflussfaktoren. Die vollständigen statistischen Kennwerte dieses Modells sind in Tabelle 5 dargestellt.

**Tabelle 5**

Multiple lineare Regression mit AV Einstellung

| Variabel                 | B     | SE   | Beta  | 95% KI         | T       | p     |
|--------------------------|-------|------|-------|----------------|---------|-------|
| Konstante                | 1,706 | ,244 |       | [1,228; 2,184] | 6,995   | <,001 |
| Nützlichkeit             | ,697  | ,025 | ,541  | [,648; ,745]   | 28,155  | <,001 |
| Wahrgenommene Risiken    | -,427 | ,028 | -,294 | [-,481; -,372] | -15,434 | <,001 |
| Sozialer Einfluss Item 1 | ,038  | ,028 | ,026  | [-,017; ,092]  | 1,362   | ,173  |
| Sozialer Einfluss Item 2 | ,068  | ,021 | ,054  | [,027; ,109]   | 3,215   | ,001  |
| Sozialer Einfluss Item 3 | ,099  | ,028 | ,068  | [,043; ,155]   | 3,492   | <,001 |
| Extraversion             | ,013  | ,022 | ,011  | [-,030; ,056]  | ,605    | ,545  |
| Gewissenhaftigkeit       | ,045  | ,026 | ,029  | [-,007; ,097]  | 1,703   | ,089  |
| Neurotizismus            | -,045 | ,021 | -,037 | [-,087; -,003] | -2,127  | ,034  |
| Offenheit                | -,057 | ,029 | -,035 | [-,115; ,000]  | -1,971  | ,049  |
| Verträglichkeit Item 1   | ,046  | ,017 | ,046  | [,012; ,080]   | 2,629   | ,009  |
| Verträglichkeit Item 2   | ,017  | ,017 | ,017  | [-,017; ,051]  | ,962    | ,336  |
| Verträglichkeit Item 3   | -,002 | ,018 | -,002 | [-,038; ,034]  | -,102   | ,919  |
| Verträglichkeit Item 4   | -,015 | ,019 | -,016 | [-,052; ,022]  | -,811   | ,418  |

Anmerkung. N=1442, B= unstandardisierter Regressionskoeffizient, SE= Standardfehler, Beta= standardisierter Regressionskoeffizient, 95%KI= 95%-Konfidenzintervall für Beta, T=t-Wert, p= Signifikanzniveau

## Explorative Analysen

Im Rahmen der explorativen Analysen konnten mehrere relevante Ergebnisse identifiziert werden, wie zum Beispiel Unterschiede in der Nutzung von LLMs zwischen den Studienfächern. Zur Untersuchung dieser Unterschiede wurden zwei einfaktorielle Varianzanalysen (ANOVAs) durchgeführt, wobei die jeweiligen Voraussetzungen erfüllt waren. In der ersten ANOVA wurden die Studienfächer zu übergeordneten Studienfächergruppen zusammengefasst. Diese Analyse ergab einen signifikanten Effekt,  $F(6, 1430) = 12.32$ ,  $p < .001$ ,  $\eta^2 = .049$ , was einer kleinen bis mittleren Effektstärke

entspricht. Die zweite ANOVA betrachtete ausgewählte einzelne Studienfächer (Biologie, Psychologie, Mathematik & Statistik, Lehramt und Medizin), die jeweils eine Mindeststichprobengröße von 50 Teilnehmenden aufwiesen. Auch hier zeigte sich ein signifikanter Effekt,  $F(4, 532) = 11.10$ ,  $p < .001$ ,  $\eta^2 = .078$ , entsprechend einer mittleren Effektstärke. Die signifikanten Post-hoc-Tests (Tukey) sowie die zugehörigen Effektstärken sind in Tabelle 6 dargestellt, die Mittelwerte und Standardabweichungen finden sich in Tabelle 7.

**Tabelle 6**

Effektstärke der Post Hoc Tests

| Variabel                      |                                     | p     | d     | Effektgröße  |
|-------------------------------|-------------------------------------|-------|-------|--------------|
| <b>Studienbereiche</b>        |                                     |       |       |              |
| Geisteswissenschaften         | Sozialwissenschaften                | <,001 | -,322 | Klein        |
|                               | Mathe & Naturwissenschaften         | <,001 | -,369 | Klein        |
|                               | Ingenieurwissenschaften             | <,001 | -,382 | Klein        |
|                               | Recht & Wirtschaftswissenschaften   | <,001 | -,267 | Klein        |
|                               | Medizin & Gesundheitswissenschaften | <,001 | -,361 | Klein        |
| Musik & Kunstwissenschaften   | Sozialwissenschaften                | ,037  | -,161 | -            |
|                               | Mathe & Naturwissenschaften         | ,003  | -,202 | Klein        |
|                               | Ingenieurwissenschaften             | <,001 | -,234 | Klein        |
|                               | Recht & Wirtschaftswissenschaften   | ,029  | -,166 | -            |
|                               | Medizin & Gesundheitswissenschaften | ,018  | -,174 | -            |
| Ingenieurwissenschaften       | Sozialwissenschaften                | ,028  | ,166  | -            |
| <b>Einzelne Studienfächer</b> |                                     |       |       |              |
| Psychologie                   | Mathematik & Statistik              | <,001 | -,438 | Klein-Mittel |
|                               | Lehramt                             | ,008  | -,290 | Klein        |
|                               | Medizin                             | ,007  | -,293 | Klein        |
| Biologie                      | Mathematik & Statistik              | <,001 | -,474 | Klein-Mittel |
|                               | Lehramt                             | <,001 | -,341 | Klein        |
|                               | Medizin                             | ,001  | -,339 | Klein        |
| Mathematik & Statistik        | Lehramt                             | ,023  | ,262  | Klein        |

Anmerkung. N für Studienbereiche = 1424, N für einzelne Studienfächer = 528, p= Signifikanzniveau, d= Cohen's d Effektstärke

**Tabelle 7**

Mittelwerte und Standardabweichung der Studienfächer

| Variabel                           | M     | SD    |
|------------------------------------|-------|-------|
| <b>Studienbereiche</b>             |       |       |
| Ingenieurwissenschaften            | 4,143 | 1,311 |
| Mathematik+ Naturwissenschaften    | 3,925 | 1,441 |
| Recht+ Wirtschaftswissenschaften   | 3,870 | 1,261 |
| Medizin+ Gesundheitswissenschaften | 3,826 | 1,356 |
| Sozialwissenschaften               | 3,719 | 1,407 |
| Musik+ Kunstwissenschaften         | 3,017 | 1,326 |
| Geisteswissenschaften              | 2,837 | 1,434 |
| <b>Einzelne Studienfächer</b>      |       |       |
| Mathematik & Statistik             | 4,453 | 1,210 |
| Medizin                            | 4,125 | 0,985 |
| Lehramt                            | 3,888 | 1,400 |
| Psychologie                        | 3,333 | 1,444 |
| Biologie                           | 3,136 | 1,381 |

Anmerkung. N für Studienbereiche = 1424, N für einzelne Studienfächer = 528, M= Mittelwert, SD= Standardabweichung

Darüber hinaus zeigte sich ein signifikanter Zusammenhang zwischen der bisherigen Nutzungsdauer von LLMs und der Nutzungshäufigkeit,  $r = .524$ ,  $p < .001$ . Diese Korrelation weist auf eine große Effektstärke hin. Zudem ergaben Chi-Quadrat-Analysen für mehrere Nutzungsarten signifikante Unterschiede zwischen den Studienfächern. Das heißt, bestimmte Verwendungsarten von LLMs in einzelnen Fachrichtungen werden häufiger oder seltener genutzt. Detaillierte Ergebnisse zu diesen Analysen sowie weitere explorative Befunde sind im Anhang dokumentiert.

## Diskussion

### Zusammenfassung der Ergebnisse

Ziel dieser Arbeit war es, das Nutzungsverhalten von LLMs bei Studierenden zu analysieren. Dazu wurden sowohl aus der Literatur abgeleitete Einflussfaktoren im Rahmen der Hypothesen überprüft als auch explorative Analysen durchgeführt, um zusätzliche Zusammenhänge sichtbar zu machen. Die explorativen Analysen zeigen, dass etwas mehr als 90% der teilnehmenden Studierenden LLMs für ihr Studium nutzen, davon etwa 60% regelmäßig bzw. häufig. Weniger als 10% gaben an, LLMs gar nicht zu verwenden. Ähnliche Nutzungsraten fanden auch Garrel und Mayer (2025) in einer Stichprobe von über 5.000 deutschen Studierenden, von denen ebenfalls mehr als die Hälfte ChatGPT häufig oder sehr häufig nutzten, während 8% keine Nutzung angaben. In beiden Studien zeigt sich zudem, dass Studierende der Ingenieurwissenschaften sowie der Mathematik und Naturwissenschaften LLMs am häufigsten einsetzen, während Studierende der Geistes- und Kunstwissenschaften sie am seltensten nutzen (Garrel & Mayer, 2025). Dies verdeutlicht, dass das Studienfach einen bedeutsamen Einfluss auf das Nutzungsverhalten hat und LLMs offenbar in bestimmten Fächern stärker benötigt werden als in anderen. Die vorliegende Untersuchung ging jedoch über die reine Beschreibung der Nutzungshäufigkeit von LLMs bei Studierenden hinaus und analysierte primär, wie dessen Nutzung mit verschiedenen Einflussfaktoren in Zusammenhang steht.

Aus dem hierarchischen Regressionsmodell lassen sich mehrere zentrale Befunde ableiten. Betrachtet man die Persönlichkeitsmerkmale zunächst isoliert, also ohne Kontrolle weiterer Variablen, zeigten diese einen signifikanten Zusammenhang mit der Nutzung von Large Language Models. Im ersten Block des Modells waren Offenheit und Neurotizismus negativ mit der Nutzung assoziiert, während Extraversion einen positiven Zusammenhang mit der Nutzung von LLMs aufwies. Das bedeutet je höher die Ausprägungen in Neurotizismus und Offenheit, desto seltener werden LLMs genutzt. Eine höhere Ausprägung in Extraversion geht hingegen mit häufigerer Nutzung einher. Während die Befunde zu Neurotizismus und Extraversion sich theoretisch schlüssig einordnen lassen, wirkt der negative Zusammenhang mit Offenheit auf den ersten Blick kontraintuitiv. Ein Blick auf die verwendeten Items bietet jedoch eine plausible Erklärung. Aussagen wie „Ich bin tiefsinnig und denke gerne über Dinge nach“ oder „Ich habe eine aktive Vorstellungskraft und bin fantasievoll“ betonen insbesondere die Aspekte Kreativität, eigenständiges Denken und gedankliche Selbstständigkeit. Studierende mit hoher Ausprägung in diesen Facetten könnten daher bevorzugen, eigenständig zu arbeiten und weniger auf von LLMs generierte Inhalte zurückzugreifen. Grundsätzlich

deutet die Forschung auf einen positiven Zusammenhang zwischen Offenheit und der Nutzung von LLMs hin, wie beispielsweise die Studie von De Winter et al. (2024) zeigt, in der die 10-Item-Kurzversion des BFI im Hochschulkontext im Zusammenhang mit ChatGPT verwendet wurde, also die gleiche Skala, die in dieser Arbeit zum Einsatz kam, aber eine noch kürzere Form davon. Im Gegensatz dazu berichteten Greitemeyer und Kastenmüller (2023) auf Basis des HEXACO-Modells einen negativen Zusammenhang zwischen Offenheit und der Intention, chatbotgenerierte Texte zu verwenden. Obwohl theoretisch ein positiver Effekt erwartet wurde, zeigte eine vertiefende Analyse, dass insbesondere die Facette Kreativität innerhalb der Offenheitsdimension negativ mit der Nutzungsabsicht verbunden war. Die Autor\*innen argumentieren, dass Personen mit hoher Kreativität eher originell denken und bevorzugt eigene Ideen entwickeln, wodurch sie weniger geneigt sind, auf Inhalte zurückzugreifen, die von LLMs generiert wurden.

Extraversion blieb auch im dritten Block des Modells ein signifikanter Faktor, wenngleich der Effekt insgesamt gering ausfiel.

Die im zweiten Block aufgenommenen Variablen akademische Selbstwirksamkeit und wahrgenommene Risiken standen ebenfalls signifikant mit der Nutzung von LLMs im Zusammenhang. Beide Variablen zeigten einen negativen Effekt: Höhere wahrgenommene Risiken gingen mit einer geringeren Nutzung einher, ebenso eine höhere akademische Selbstwirksamkeit. Dies deutet darauf hin, dass Studierende, die mögliche Nachteile der Nutzung, etwa im Hinblick auf Energieverbrauch oder potenzielle Auswirkungen auf eigene kognitive Fähigkeiten, stärker wahrnehmen, LLMs seltener einsetzen. Gleichzeitig nutzen Studierende, die ihre eigenen akademischen Kompetenzen als hoch einschätzen, LLMs weniger häufig, während eine geringere akademische Selbstwirksamkeit mit einer höheren Nutzung verbunden ist. Damit wird der bislang einzige empirisch berichtete negative Zusammenhang zwischen akademischer Selbstwirksamkeit und LLM-Nutzung von Doha und Altelwany (2025) repliziert. Während die akademische Selbstwirksamkeit auch im finalen Modell signifikant blieb, verlor der Effekt der wahrgenommenen Risiken nach Einbezug der weiteren Einflussfaktoren an statistischer Bedeutung.

Auch die aus den Technologieakzeptanzmodellen abgeleiteten Variablen zeigten signifikante Zusammenhänge mit der Nutzung von Large Language Models. Eine positivere Einstellung gegenüber LLMs ging mit einer höheren Nutzungshäufigkeit einher. Ebenso zeigte sich ein positiver Zusammenhang zwischen der wahrgenommenen Nützlichkeit, etwa in Form von Zeitersparnis oder Qualitätsverbesserungen, und der Nutzung. Darüber hinaus stand auch der soziale Einfluss mit der Nutzung in

Zusammenhang: Studierende nutzten LLMs häufiger, wenn diese auch von anderen Studierenden verwendet wurden.

Das Item, das danach fragt, ob Studienkolleg\*innen LLMs als sinnvoll erachten, weist jedoch einen negativen Zusammenhang mit der Nutzung auf. Dieser Befund widerspricht bisherigen Studien, die durchgehend einen positiven Zusammenhang zwischen sozialem Einfluss und Nutzung berichtet haben (Oc et al., 2025; Al-Emran et al., 2024; Al-Qaysi et al., 2025). Eine mögliche Erklärung könnte sein, dass die Meinung anderer Studierender für die Befragten in dieser Stichprobe nur eine geringe Rolle spielt und sie LLMs unabhängig von der Bewertung ihres Umfelds nutzen. Denkbar ist auch, dass vielen unklar ist, wie ihre Kolleg\*innen tatsächlich über LLMs denken, wie auch einige Teilnehmende am Ende des Fragebogens im Feld für Kritik & Anmerkungen, angaben. Dadurch könnte es zu Fehleinschätzungen gekommen sein, etwa zu der Annahme, andere hielten LLMs nicht für sinnvoll. Schließlich ist auch möglich, dass bei fehlender Klarheit über die tatsächliche Meinung der Mitstudierenden die Antwort eher zufällig in diese Richtung ausfiel.

Während Persönlichkeitsmerkmale im ersten Block einen signifikanten, jedoch vergleichsweise geringen Beitrag zur Varianzaufklärung leisteten, trugen insbesondere Einstellung, akademische Selbstwirksamkeit und wahrgenommene Nützlichkeit wesentlich zur Erklärung der Nutzung bei. Zwei Items zum sozialen Einfluss erwiesen sich zwar auch im finalen Modell als signifikant, ihr Beitrag zur Varianzaufklärung fiel jedoch geringer aus als jener der genannten zentralen Faktoren. Wahrgenommene Risiken zeigten einen signifikanten negativen Zusammenhang mit der Nutzung, verloren jedoch nach Einbezug weiterer Variablen im letzten Block an Erklärungskraft.

Insgesamt erklärte das finale Regressionsmodell 62% der Varianz der Nutzung von Large Language Models. Damit liegt die erklärte Varianz über den Werten klassischer Modelle der Technologieakzeptanz: Meta-Analysen berichten für das TAM-Modell im Durchschnitt etwa 30% erklärte Varianz in der tatsächlichen Nutzung einer neuen Technologie und für das UTAUT-Modell ursprünglich 48%, wobei spätere Meta-Analysen lediglich etwa 21% bestätigen konnten (King & He, 2006; Schepers & Wetzels, 2007; Venkatesh et al., 2003; Dwivedi et al., 2019; Khechine et al., 2016). Die Studie von Al-Emran, die ebenfalls die aktuelle Nutzung von LLMs untersuchte, ermittelte eine erklärte Varianz von 36%, wobei auch hier die Einstellung den größten Beitrag zur Erklärung der Nutzung leistete. Dabei wurden, ähnlich wie in der vorliegenden Arbeit, verschiedene Einflussfaktoren berücksichtigt.

Somit bestätigen diese Ergebnisse alle Hypothesen bezüglich der Nutzung mit LLMs (Hypothese 1-3), mit Ausnahme des einen Items zum sozialen Einfluss, das entgegen der Annahme negativ mit der Nutzung korrelierte. Ebenso konnte die letzte Hypothese zur Einstellung gegenüber LLMs bestätigt werden, denn die Einstellung selbst wird zu etwa 60% durch wahrgenommene Nützlichkeit, wahrgenommene Risiken, sozialen Einfluss und Persönlichkeitsmerkmale erklärt, wobei die wahrgenommene Nützlichkeit und die wahrgenommenen Risiken den größten Beitrag leisten. Das bedeutet, dass die Einstellung umso positiver ist, je nützlicher LLMs erscheinen und je weniger Risiken damit verbunden werden. Sie fällt zudem positiver aus, wenn andere Studierende die Nutzung von LLMs als sinnvoll betrachten oder wenn Professor\*innen den Einsatz solcher Systeme befürworten. Dagegen zeigt sich, dass bestimmte Persönlichkeitseigenschaften, etwa ein hohes Maß an Sorgen, Nervosität oder Unsicherheit, mit einer negativeren Einstellung gegenüber LLMs in Zusammenhang steht. Auch Personen, die sich als tiefsinnig und fantasievoll beschreiben sowie besonders empfänglich für ästhetische Eindrücke sind, zeigen eine negativere Einstellung gegenüber LLMs.

## **Implikationen**

Da Large Language Models innerhalb kürzester Zeit verändert haben, wie viele Studierende lernen und mit Aufgabenstellungen umgehen, ist es besonders wichtig, ihr Nutzungsverhalten und die zugrunde liegenden Einflussfaktoren zu verstehen. Aus den Ergebnissen dieser Studie lassen sich, je nachdem, ob eine geringere oder eine stärkere Nutzung von LLMs angestrebt wird, unterschiedliche Implikationen ableiten. Wenn es etwa darum geht, einer möglichen übermäßigen Abhängigkeit von LLMs entgegenzuwirken, bietet der Befund zur akademischen Selbstwirksamkeit einen zentralen Ansatzpunkt. Da Studierende mit höherer akademischer Selbstwirksamkeit LLMs seltener nutzen, könnten Maßnahmen zur Stärkung des Vertrauens in die eigenen Fähigkeiten dazu beitragen, die Nutzung zu reduzieren und die eigenständige Leistungserbringung zu fördern. Gleichzeitig zeigen die Ergebnisse in dieser Studie, dass das Nutzungsverhalten auch von stabilen Persönlichkeitsmerkmalen beeinflusst wird, auf die Maßnahmen nur begrenzt einwirken können. Studierende, die sich häufig Sorgen machen, nehmen LLMs eher als riskant wahr und nutzen sie entsprechend seltener, auch kreativere Studierende sind tendenziell zurückhaltender in der Verwendung von LLMs. Ähnliches zeigt sich bei der Einstellung gegenüber LLMs: Studierende mit stärker ausgeprägter Kreativität oder höherer Besorgnis haben insgesamt eine negativere Einstellung. Jedoch wird die Einstellung als auch die Nutzung von Faktoren wie wahrgenommene Nützlichkeit und wahrgenommene Risiken

stärker beeinflusst als von Persönlichkeitsmerkmalen. Soll demnach beispielsweise aufgrund des hohen Energieverbrauchs die Nutzung von LLMs reduziert werden, könnte der Schwerpunkt bei Studierenden stärker auf die Vermittlung ökologischer Risiken gelegt werden. Eine erhöhte Sensibilisierung für die ökologischen Auswirkungen der Nutzung könnte zu einer kritischeren Einstellung gegenüber LLMs führen, was wiederum die Nutzung verringern kann, da eine höhere Besorgnis über die Risiken von LLMs nachweislich mit einer geringeren Verwendung einhergeht. Soll hingegen das Ziel sein, die Nutzung von LLMs zu fördern oder Nichtnutzer\*innen zu motivieren es für ihr Studium einzusetzen, bietet die wahrgenommene Nützlichkeit einen zentralen Ansatzpunkt. Indem die Vorteile, etwa Effizienzgewinne oder Lernunterstützung, stärker betont werden und LLMs als hilfreiche Werkzeuge dargestellt werden, lässt sich eine positivere Einstellung fördern, die wiederum mit einer häufigeren Nutzung einhergehen sollte.

### **Limitationen & zukünftige Forschung**

Trotz der relevanten Erkenntnisse der vorliegenden Studie sind deren Limitationen zu berücksichtigen. Eine zentrale Einschränkung liegt im Querschnittsdesign, das keine kausalen Schlussfolgerungen zulässt. Zudem beruhte die Datenerhebung auf Selbstauskünften der Teilnehmenden, wodurch Verzerrungen infolge sozialer Erwünschtheit nicht ausgeschlossen werden können. Hinzu kommt die selbstselektierte Stichprobe: Der Fragebogen wurde zwar einer umfangreichen Gruppe von Studierenden vorgelegt, wahrscheinlich nahmen jedoch vorrangig Personen teil, die sich für das Thema interessierten oder sich angesprochen fühlten, was zu einer Selektionsverzerrung führen könnte und die Generalisierbarkeit einschränkt. Eine weitere Einschränkung betrifft die Operationalisierung einzelner Items. Items wie „Ich finde es positiv, LLMs für Studienaufgaben nutzen zu können“ oder „Ich mache mir Sorgen, dass die Nutzung von LLMs zum Missbrauch oder zur unbefugten Weitergabe persönlicher Daten führt“ differenzieren nicht zwischen verschiedenen Arten studienbezogener Aufgaben oder Nutzungssituationen. Teilnehmende könnten daher an unterschiedliche Nutzungskontexte gedacht haben (z. B. Textzusammenfassung vs. Textgenerierung), was die Vergleichbarkeit der Antworten beeinträchtigen könnte. Zudem sind einige Items, wie etwa „Die meisten Studierenden in meinem Studiengang nutzen LLMs zur Unterstützung ihres Lernprozesses und bei der Bearbeitung akademischer Aufgaben“ nicht optimal formuliert, da sie mehrere inhaltliche Aspekte gleichzeitig erfassen und daher unklar bleibt, auf welchen Aspekt sich die Antwort der Teilnehmenden bezieht. Darüber hinaus zeigte sich in der Stichprobe eine Inkonsistenz darin, wie viele Personen angaben, LLMs nicht zu

nutzen. Je nach Item variierte die Zahl der Nichtnutzer (z. B. 122 Personen bei dem Item zur Nutzungsdauer, 110 Personen bei der Frage zu den Nutzungsarten, 91 Personen in der gruppenbasierten Einteilung). Dies deutet darauf hin, dass nicht alle Teilnehmenden den Fragebogen vollständig konsistent oder sorgfältig ausgefüllt haben.

Ferner erreichten zwei Skalen (Verträglichkeit und sozialer Einfluss) keine ausreichende Reliabilität. Kritik an einzelnen Items dieser Skalen wurde auch von den Teilnehmenden selbst geäußert. Am Ende des Fragebogens, im optionalen Kommentarfeld für Kritik & Anmerkungen, bemängelten mehrere Personen beispielsweise zwei Items der BFI-K-Skala („Ich kann mich kalt und distanziert verhalten“ und „Ich kann mich schroff und abweisend anderen gegenüber verhalten“), da sie situationsabhängig und nicht charakterbezogen wären. Ähnlich wurden die Items zum sozialen Einfluss (z.B. „Meine Studienkolleg\*innen sind der Meinung, dass der Einsatz von LLMs für Studienzwecken sinnvoll ist.“) als schwer beantwortbar bemängelt, da Wissen über die Meinung von anderen Studierenden fehle.

Zudem war es aus methodischen und zeitlichen Gründen nicht möglich, anstelle der Kurzversion des Big Five Inventory das HEXACO-Modell einzusetzen. Das HEXACO-Modell enthält die zusätzliche Dimension Ehrlichkeit-Bescheidenheit, die in der Studie von Greitemeyer und Kastenmüller (2023) unter den Persönlichkeitsmerkmalen den stärksten Zusammenhang mit dem Nutzungsverhalten von LLMs aufwies. Die kürzeste validierte HEXACO-Skala umfasst jedoch 60 Items und erschien für die vorliegende Studie zu umfangreich. Schließlich hätten weitere potenziell relevante Variablen berücksichtigt werden können, etwa die akademische Arbeitsbelastung oder das Wissen über die Funktionsweise und Grenzen von Large Language Models. Beide Konstrukte könnten relevant sein, wenn es darum geht, Unterschiede im Nutzungsverhalten besser zu erklären.

Aus diesen Limitationen ergeben sich mehrere Ansatzpunkte für zukünftige Forschung. Zunächst wäre es sinnvoll, künftig zusätzliche potenzielle relevante Variablen, wie die akademische Arbeitsbelastung oder das Wissen über die technische Funktionsweise und Grenzen von LLMs, in die Analyse aufzunehmen, um zu prüfen, ob diese die erklärte Varianz des Nutzungsverhaltens erhöhen. Darüber hinaus sollte künftig präziser zwischen verschiedenen Nutzungsarten unterschieden werden, anstatt die Teilnehmenden ihre eigenen Anwendungsszenarien wählen zu lassen. Es erscheint plausibel, dass bestimmte Items, etwa Sorgen bezüglich Täuschung oder Plagiat, je nach Nutzungskontext (z. B. Textgenerierung vs. Zusammenfassung) unterschiedliche Antwortmuster hervorrufen.

Weiterhin wäre der Einsatz des HEXACO Modells gegenüber dem BFI-K vorzuziehen, da die zusätzliche Dimension Ehrlichkeit–Bescheidenheit unter den Persönlichkeitsdimensionen den stärksten Zusammenhang mit der Nutzung aufweist. Zudem könnten zukünftige Studien die Konsequenzen der Nutzung von LLMs stärker in den Blick nehmen. Beispielsweise wäre zu untersuchen, ob die Verfügbarkeit von LLMs mit einem Anstieg von Täuschungs- oder Plagiatsverhalten einhergeht, wie sich der Einsatz solcher Systeme auf die Lernmotivation von Studierenden auswirkt oder inwiefern sich die Zufriedenheit unterscheidet, wenn Studierende Aufgaben eigenständig bearbeiten im Vergleich zu LLM-gestützten Lösungen.

Abschließend wäre ein längsschnittliches Forschungsdesign besonders wertvoll, um Veränderungen im Nutzungsverhalten sowie potenzielle Ursache-Wirkungs-Beziehungen über die Zeit hinweg untersuchen zu können.

## Literaturverzeichnis

- Abdi, A.-N. M., Omar, A. M., Ahmed, M. H., & Ahmed, A. A. (2025). The predictors of behavioral intention to use ChatGPT for academic purposes: Evidence from higher education in Somalia. *Cogent Education*, 12(1), 2460250.  
<https://doi.org/10.1080/2331186X.2025.2460250>
- Ahadzadeh, A., Wu, S. L., & Xu, S. (2024). Exploring Academic Intentions for ChatGPT: A Perspective from the Theory of Planned Behavior. *ASR Chiang Mai University Journal of Social Sciences and Humanities*, 11(2), e2024016.  
<https://doi.org/10.12982/CMUJASR.2024.016>
- Ahmed, Z., Shanto, S. S., Rime, Most. H. K., Morol, Md. K., Fahad, N., Hossen, Md. J., & Abdullah-Al-Jubair, Md. (2024). The Generative AI Landscape in Education: Mapping the Terrain of Opportunities, Challenges, and Student Perception. *IEEE Access*, 12, 147023–147050. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3461874>
- Ajzen, I. (1991). The theory of planned behavior. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 50(2), 179–211. [https://doi.org/10.1016/0749-5978\(91\)90020-T](https://doi.org/10.1016/0749-5978(91)90020-T)
- Al-Emran, M., Abu-Hijleh, B., & Alsewari, A. A. (2024). Exploring the Effect of Generative AI on Social Sustainability Through Integrating AI Attributes, TPB, and T-EESST: A Deep Learning-Based Hybrid SEM-ANN Approach. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 71, 14512–14524. <https://doi.org/10.1109/TEM.2024.3454169>
- Al-kfairy, M. (2024). Factors Impacting the Adoption and Acceptance of ChatGPT in Educational Settings: A Narrative Review of Empirical Studies. *Applied System Innovation*, 7(6), 110. <https://doi.org/10.3390/asi7060110>
- Allahyari, M. S., Berjan, S., El Bilali, H., Ben Hassen, T., & Marzban, S. (2025). Assessing the use of ChatGPT among agri-food researchers: A global perspective. *Journal of Agriculture and Food Research*, 19, 101616. <https://doi.org/10.1016/j.jafr.2024.101616>

- Almogren, A. S., Al-Rahmi, W. M., & Dahri, N. A. (2024). Exploring factors influencing the acceptance of ChatGPT in higher education: A smart education perspective. *Heliyon*, 10(11), e31887. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e31887>
- Alqahtani, T., Badreldin, H. A., Alrashed, M., Alshaya, A. I., Alghamdi, S. S., Bin Saleh, K., Alowais, S. A., Alshaya, O. A., Rahman, I., Al Yami, M. S., & Albekairy, A. M. (2023). The emergent role of artificial intelligence, natural learning processing, and large language models in higher education and research. *Research in Social and Administrative Pharmacy*, 19(8), 1236–1242. <https://doi.org/10.1016/j.sapharm.2023.05.016>
- Al-Qaysi, N., Al-Emran, M., Al-Sharafi, M. A., Iranmanesh, M., Ahmad, A., & Mahmoud, M. A. (2025). Determinants of ChatGPT Use and its Impact on Learning Performance: An Integrated Model of BRT and TPB. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 41(9), 5462–5474. <https://doi.org/10.1080/10447318.2024.2361210>
- Alshamy, A., Al-Harhi, A. S. A., & Abdullah, S. (2025). Perceptions of Generative AI Tools in Higher Education: Insights from Students and Academics at Sultan Qaboos University. *Education Sciences*, 15(4), 501. <https://doi.org/10.3390/educsci15040501>
- Amin, M. A., Kim, Y. S., & Noh, M. (2024). Unveiling the drivers of ChatGPT utilization in higher education sectors: The direct role of perceived knowledge and the mediating role of trust in ChatGPT. *Education and Information Technologies*. <https://doi.org/10.1007/s10639-024-13095-y>
- Aminifard, M., Makizadeh, V., Ahmadi Kahnali, R., & Nekooeezadeh, M. (2025). ChatGPT Adoption in Marketing: Exploring Drivers and Barriers through Behavioral Reasoning Theory. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 41(13), 8409–8425. <https://doi.org/10.1080/10447318.2024.2408630>
- Argan, M., Gürbüz, B., Dursun, M. T., Dinç, H., & Tokay Argan, M. (2024). Usage Intention of ChatGPT for Health in Turkey: An Extended Technology Acceptance Model.

International Journal of Human–Computer Interaction, 1–13.

<https://doi.org/10.1080/10447318.2024.2426045>

Arthur, F., Salifu, I., & Abam Nortey, S. (2024). Predictors of higher education students'

behavioural intention and usage of ChatGPT: The moderating roles of age, gender and experience. *Interactive Learning Environments*, 1–27.

<https://doi.org/10.1080/10494820.2024.2362805>

Azeem, S., & Abbas, M. (2025). Personality correlates of academic use of generative artificial

intelligence and its outcomes: Does fairness matter? *Education and Information*

*Technologies*. <https://doi.org/10.1007/s10639-025-13489-6>

Balalle, H., & Pannilage, S. (2025). Reassessing academic integrity in the age of AI: A systematic

literature review on AI and academic integrity. *Social Sciences & Humanities Open*, 11,

101299. <https://doi.org/10.1016/j.ssaho.2025.101299>

Balaskas, S., Tsiantos, V., Chatzifotiou, S., & Rigou, M. (2025). Determinants of ChatGPT

Adoption Intention in Higher Education: Expanding on TAM with the Mediating Roles of

Trust and Risk. *Information*, 16(2), 82. <https://doi.org/10.3390/info16020082>

Beierlein, C., Kemper, C. J., Kovaleva, A., & Rammstedt, B. (2013). Kurzskala zur Erfassung

allgemeiner Selbstwirksamkeitserwartungen (ASKU). *Methoden, Daten, Analysen (mda)*,

7(2), 251–278. <https://doi.org/10.12758/mda.2013.014>

Bhaskar, P., Misra, P., & Chopra, G. (2024). Shall I use ChatGPT? A study on perceived trust and

perceived risk towards ChatGPT usage by teachers at higher education institutions. *The*

*International Journal of Information and Learning Technology*, 41(4), 428–447.

<https://doi.org/10.1108/ijilt-11-2023-0220>

- Bilquise, G., Ibrahim, S., & Salhieh, S. M. (2024). Investigating student acceptance of an academic advising chatbot in higher education institutions. *Education and Information Technologies*, 29(5), 6357–6382. <https://doi.org/10.1007/s10639-023-12076-x>
- Bin-Nashwan, S. A., Sadallah, M., & Bouteraa, M. (2023). Use of ChatGPT in academia: Academic integrity hangs in the balance. *Technology in Society*, 75, 102370. <https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2023.102370>
- Carrasco, A., Escarzaga, A., Gamez, A. A., Rodriguez, E. A., Xiong, S., & Carrasco, K. D. (2025). Large Language Models in School Psychology Training Programs: Perceptions, Applications, and Ethical Challenges. *Contemporary School Psychology*. <https://doi.org/10.1007/s40688-025-00554-7>
- Chen, S.-Y., Kuo, H. Y., & Chang, S.-H. (2024). Perceptions of ChatGPT in healthcare: Usefulness, trust, and risk. *Frontiers in Public Health*, 12, 1457131. <https://doi.org/10.3389/fpubh.2024.1457131>
- Chopra, G., Bhaskar, P., Purohit, A., & Strzelecki, A. (2025). Unlocking ChatGPT's potential: a comparative study of student adoption intentions in higher education across India and Poland. *Education and Information Technologies*, 30(13), 18375–18396. <https://doi.org/10.1007/s10639-025-13536-2>
- Choudhury, A., & Shamszare, H. (2023). Investigating the Impact of User Trust on the Adoption and Use of ChatGPT: Survey Analysis. *Journal of Medical Internet Research*, 25(1), e47184. <https://doi.org/10.2196/47184>
- Cohen, J. (1988). Statistical Power Analysis for the Behavioral Sciences. In *Statistical Power Analysis for the Behavioral Sciences*. Taylor & Francis Group.
- Cuc, L. D., Rad, D., Cilan, T. F., Gomoï, B. C., Nicolaescu, C., Almași, R., Dzitac, S., Isac, F. L., & Pandelica, I. (2025). From AI Knowledge to AI Usage Intention in the Managerial

Accounting Profession and the Role of Personality Traits—A Decision Tree Regression Approach. *Electronics*, 14(6), 1107. <https://doi.org/10.3390/electronics14061107>

- Daha, E. S., & Altelwany, A. A. (2025). Exploring the Impact of Using—ChatGPT in Light of Goal Orientations and Academic Self-Efficacy. *International Journal of Instruction*, 18(2), 167–184. <https://doi.org/10.29333/iji.2025.18210a>
- Davar, N. F., Dewan, M. A. A., & Zhang, X. (2025). AI Chatbots in Education: Challenges and Opportunities. *Information*, 16(3), 235. <https://doi.org/10.3390/info16030235>
- Davis, F. D. (1989). Perceived Usefulness, Perceived Ease of Use, and User Acceptance of Information Technology. *MIS Quarterly*, 13(3), 319. <https://doi.org/10.2307/249008>
- Deng, J., & Lin, Y. (2023). The Benefits and Challenges of ChatGPT: An Overview. *Frontiers in Computing and Intelligent Systems*, 2(2), 81–83. <https://doi.org/10.54097/fcis.v2i2.4465>
- Demszky, D., Yang, D., Yeager, D. S., Bryan, C. J., Clapper, M., Chandhok, S., Eichstaedt, J. C., Hecht, C., Jamieson, J., Johnson, M., Jones, M., Krettek-Cobb, D., Lai, L., JonesMitchell, N., Ong, D. C., Dweck, C. S., Gross, J. J., & Pennebaker, J. W. (2023). Using large language models in psychology. *Nature Reviews Psychology*. <https://doi.org/10.1038/s44159-023-00241-5>
- De Winter, J., Dodou, D., & Eisma, Y. B. (2024). Personality and acceptance as predictors of ChatGPT use. *Discover Psychology*, 4(1), 57. <https://doi.org/10.1007/s44202-024-00161-2>
- Duong, C. D., Vu, T. N., & Ngo, T. V. N. (2023). Applying a modified technology acceptance model to explain higher education students 'usage of ChatGPT: A serial multiple mediation model with knowledge sharing as a moderator. *The International Journal of Management Education*, 21(3), 100883. <https://doi.org/10.1016/j.ijme.2023.100883>

- Dwivedi, Y. K., Rana, N. P., Jeyaraj, A., Clement, M., & Williams, M. D. (2019). Re-examining the Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT): Towards a Revised Theoretical Model. *Information Systems Frontiers*, 21(3), 719–734.  
<https://doi.org/10.1007/s10796-017-9774-y>
- Eysenck, H. J., & Eysenck, Sybil B. G. (1976). *Psychoticism as a dimension of personality*. Hodder and Stoughton.
- Farrokhnia, M., Banihashem, S. K., Noroozi, O., & Wals, A. (2024). A SWOT analysis of ChatGPT: Implications for educational practice and research. *Innovations in Education and Teaching International*, 61(3), 460–474. <https://doi.org/10.1080/14703297.2023.2195846>
- Foroughi, B., Iranmanesh, M., Ghobakhloo, M., Senali, M. G., Annamalai, N., Naghmeh-Abbaspour, B., & Rejeb, A. (2025). Determinants of ChatGPT adoption among students in higher education: The moderating effect of trust. *The Electronic Library*, 43(1), 1–21.  
<https://doi.org/10.1108/EL-12-2023-0293>
- Gado, S., Kempen, R., Lingelbach, K., & Bipp, T. (2022). Artificial intelligence in psychology: How can we enable psychology students to accept and use artificial intelligence? *Psychology Learning & Teaching*, 21(1), 37–56. <https://doi.org/10.1177/14757257211037149>
- Gao, Y., Wang, Q., & Wang, X. (2024). Exploring EFL university teachers' beliefs in integrating ChatGPT and other large language models in language education: A study in China. *Asia Pacific Journal of Education*, 44(1), 29–44.  
<https://doi.org/10.1080/02188791.2024.2305173>
- Garrel, J., & Mayer, J. (2025). Künstliche Intelligenz im Studium: Eine quantitative Längsschnittstudie zur Nutzung KI-basierter Tools durch Studierende.  
[https://doi.org/10.48444/H\\_DOCS-PUB-533](https://doi.org/10.48444/H_DOCS-PUB-533)

- Gessl, A. S., Schlögl, S., & Mevenkamp, N. (2019). On the perceptions and acceptance of artificially intelligent robotics and the psychology of the future elderly. *Behaviour & Information Technology*, 38(11), 1068–1087.  
<https://doi.org/10.1080/0144929X.2019.1566499>
- Giannakos, M., Azevedo, R., Brusilovsky, P., Cukurova, M., Dimitriadis, Y., Hernandez-Leo, D., Järvelä, S., Mavrikis, M., & Rienties, B. (2025). The promise and challenges of generative AI in education. *Behaviour & Information Technology*, 44(11), 2518–2544.  
<https://doi.org/10.1080/0144929X.2024.2394886>
- Goldberg, L. R. (1990). An Alternative “Description of Personality”: The Big-Five Factor Structure. *Journal of Personality and Social Psychology*, 59(6), 1216–1229.  
<https://doi.org/10.1037/0022-3514.59.6.1216>
- Grassini, S. (2023). Shaping the Future of Education: Exploring the Potential and Consequences of AI and ChatGPT in Educational Settings. *Education Sciences*, 13(7), 692.  
<https://doi.org/10.3390/educsci13070692>
- Greitemeyer, T., & Kastenmüller, A. (2023). HEXACO, the Dark Triad, and Chat GPT: Who is willing to commit academic cheating? *Heliyon*, 9(9), e19909.  
<https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e19909>
- Han, H., Kim, S., Hailu, T. B., Al-Ansi, A., Loureiro, S. M. C., & Kim, J. J. (2025). ChatGPT use in hospitality and tourism: a multi-analytic approach. *Asia Pacific Journal of Tourism Research*, 30(8), 983–998. <https://doi.org/10.1080/10941665.2025.2474016>
- Hamerman, E. J., Aggarwal, A., & Martins, C. (2025). An investigation of generative AI in the classroom and its implications for university policy. *Quality Assurance in Education*, 33(2), 253–266. <https://doi.org/10.1108/QAE-08-2024-0149>

- Helmiatin, Hidayat, A., & Kahar, M. R. (2024). Investigating the adoption of AI in higher education: A study of public universities in Indonesia. *Cogent Education*, 11(1), 2380175. <https://doi.org/10.1080/2331186X.2024.2380175>
- 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>
- Hu, K. (2023, Februar 2). ChatGPT sets record for fastest growing user base – analyst note. Reuters. <https://www.reuters.com/technology/chatgpt-sets-record-fastest-growing-user-base-analyst-note-2023-02-01/>
- Humble, N. (2024). Risk management strategy for generative AI in computing education: How to handle the strengths, weaknesses, opportunities, and threats? *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 21(1), 61. <https://doi.org/10.1186/s41239-024-00494-x>
- IBM. (o. J.). List of large language models. IBM Think. <https://www.ibm.com/think/topics/large-language-models-list>
- IBM Corp. (2022). IBM SPSS Statistics for Windows (Version 29.0) [Computer software]. IBM Corporation.
- Ibrahim, F., Münscher, J.-C., Daseking, M., & Telle, N.-T. (2025). The technology acceptance model and adopter type analysis in the context of artificial intelligence. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 7, 1496518. <https://doi.org/10.3389/frai.2024.1496518>
- Ivanov, S., Soliman, M., Tuomi, A., Alkathiri, N. A., & Al-Alawi, A. N. (2024). Drivers of generative AI adoption in higher education through the lens of the Theory of Planned Behaviour. *Technology in Society*, 77, 102521. <https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2024.102521>

- Jasrai, L. (2025). Extending UTAUT model to examine the usages of ChatGPT among Indian students in higher education: A structural equation modelling approach. *The TQM Journal*. <https://doi.org/10.1108/TQM-12-2024-0498>
- Jo, H. (2023). Decoding the ChatGPT mystery: A comprehensive exploration of factors driving AI language model adoption. *Information Development*.  
<https://doi.org/10.1177/026666669231202764>
- Kasneci, E., Sessler, K., Küchemann, S., Bannert, M., Dementieva, D., Fischer, F., Gasser, U., Groh, G., Günemann, S., Hüllermeier, E., Krusche, S., Kutyniok, G., Michaeli, T., Nerdel, C., Pfeffer, J., Poquet, O., Sailer, M., Schmidt, A., Seidel, T., ... Kasneci, G. (2023). ChatGPT for good? On opportunities and challenges of large language models for education. *Learning and Individual Differences*, 103, 102274.  
<https://doi.org/10.1016/j.lindif.2023.102274>
- Kaya, F., Aydin, F., Schepman, A., Rodway, P., Yetişensoy, O., & Demir Kaya, M. (2024). The Roles of Personality Traits, AI Anxiety, and Demographic Factors in Attitudes toward Artificial Intelligence. *International Journal of Human–Computer Interaction*, 40(2), 497–514. <https://doi.org/10.1080/10447318.2022.2151730>
- Kelly, S., Kaye, S.-A., & Oviedo-Trespalacios, O. (2023). What factors contribute to the acceptance of artificial intelligence? A systematic review. *Telematics and Informatics*, 77, 101925.  
<https://doi.org/10.1016/j.tele.2022.101925>
- Khechine, H., Lakhal, S., & Ndjambou, P. (2016). A meta-analysis of the UTAUT model: Eleven years later. *Canadian Journal of Administrative Sciences*, 33(2), 138–152.  
<https://doi.org/10.1002/cjas.1381>
- King, W. R., & He, J. (2006). A meta-analysis of the technology acceptance model. *Information & Management*, 43(6), 740–755. <https://doi.org/10.1016/j.im.2006.05.003>

- Kooli, C. (2023). Chatbots in Education and Research: A Critical Examination of Ethical Implications and Solutions. *Sustainability*, 15(7), 5614.  
<https://doi.org/10.3390/su15075614>
- Kovbasiuk, A., Triantoro, T., Przegalińska, A., Sowa, K., Ciechanowski, L., & Gloor, P. (2025). The personality profile of early generative AI adopters: a big five perspective. *Central European Management Journal*, 33(2), 252–264. <https://doi.org/10.1108/CEMJ-02-2024-0067>
- Lee, S., Jones-Jang, S. M., Chung, M., Kim, N., & Choi, J. (2024). Who is using ChatGPT and why? Extending the Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT) model. *Information Research an International Electronic Journal*, 29(1), 54–72.  
<https://doi.org/10.47989/ir291647>
- Leiner, D. J. (2025). SoSci Survey (Version 3.7.06) [Software]. SoSci Survey GmbH.  
<https://www.soscisurvey.de>
- Ma, J., Wang, P., Li, B., Wang, T., Pang, X. S., & Wang, D. (2025). Exploring User Adoption of ChatGPT: A Technology Acceptance Model Perspective. *International Journal of Human–Computer Interaction*, 41(2), 1431–1445.  
<https://doi.org/10.1080/10447318.2024.2314358>
- Marangunić, N., & Granić, A. (2015). Technology acceptance model: A literature review from 1986 to 2013. *Universal Access in the Information Society*, 14(1), 81–95.  
<https://doi.org/10.1007/s10209-014-0348-1>
- Matz, S., Chan, Y. W. F., & Kosinski, M. (2016). Models of personality. In M. Tkalčič, B. De Carolis, M. de Gemmis, A. Odić, & A. Kosir (Hrsg.), *Emotions and personality in personalized services* (S. 35–54). Springer.

- Montag, C., & Panksepp, J. (2017). Primary Emotional Systems and Personality: An Evolutionary Perspective. *Frontiers in Psychology*, 8, 464. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2017.00464>
- Myers, I. B., & Myers, P. B. (1980). *Gifts differing: Understanding personality type*. Davies-Black Publishing.
- Oc, Y., Gonsalves, C., & Quamina, L. T. (2025). Generative AI in Higher Education Assessments: Examining Risk and Tech-Savviness on Student's Adoption. *Journal of Marketing Education*, 47(2), 138–155. <https://doi.org/10.1177/02734753241302459>
- Ortiz-Bonnin, S., & Blahopoulou, J. (2025). Chat or cheat? Academic dishonesty, risk perceptions, and ChatGPT usage in higher education students. *Social Psychology of Education*, 28(1). <https://doi.org/10.1007/s11218-025-10080-2>
- Park, J., & Woo, S. E. (2022). Who Likes Artificial Intelligence? Personality Predictors of Attitudes toward Artificial Intelligence. *The Journal of Psychology*, 156(1), 68–94. <https://doi.org/10.1080/00223980.2021.2012109>
- Polyportis, A. (2024). A longitudinal study on artificial intelligence adoption: Understanding the drivers of ChatGPT usage behavior change in higher education. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 6, 1324398. <https://doi.org/10.3389/frai.2023.1324398>
- Polyportis, A., & Pahos, N. (2025). Understanding students' adoption of the ChatGPT chatbot in higher education: The role of anthropomorphism, trust, design novelty and institutional policy. *Behaviour & Information Technology*, 44(2), 315–336. <https://doi.org/10.1080/0144929X.2024.2317364>
- Rammstedt, B., & John, O. P. (2005). Kurzversion des Big Five Inventory (BFI-K): Diagnostica (Göttingen), 51(4), 195–206. <https://doi.org/10.1026/0012-1924.51.4.195>

- Roccas, S., Sagiv, L., Schwartz, S. H., & Knafo, A. (2002). The Big Five Personality Factors and Personal Values. *Personality & Social Psychology Bulletin*, 28(6), 789–801.  
<https://doi.org/10.1177/0146167202289008>
- Saihi, A., Ben-Daya, M., & Hariga, M. (2025). The moderating role of technology proficiency and academic discipline in AI-chatbot adoption within higher education: Insights from a PLS-SEM analysis. *Education and Information Technologies*, 30(5), 5843–5881.  
<https://doi.org/10.1007/s10639-024-13023-0>
- Salifu, I., Arthur, F., Arkorful, V., Abam Nortey, S., & Solomon Osei-Yaw, R. (2024). Economics students 'behavioural intention and usage of ChatGPT in higher education: A hybrid structural equation modelling-artificial neural network approach. *Cogent Social Sciences*, 10(1), 2300177. <https://doi.org/10.1080/23311886.2023.2300177>
- Sallam, M., Salim, N. A., Barakat, M., Al-Mahzoum, K., Al-Tammemi, A. B., Malaeb, D., Hallit, R., & Hallit, S. (2023). Assessing Health Students 'Attitudes and Usage of ChatGPT in Jordan: Validation Study. *JMIR Medical Education*, 9, e48254. <https://doi.org/10.2196/48254>
- Schepers, J., & Wetzels, M. (2007). A meta-analysis of the technology acceptance model: Investigating subjective norm and moderation effects. *Information & Management*, 44(1), 90–103. <https://doi.org/10.1016/j.im.2006.10.007>
- Schepman, A., & Rodway, P. (2023). The General Attitudes towards Artificial Intelligence Scale (GA AIS): Confirmatory Validation and Associations with Personality, Corporate Distrust, and General Trust. *International Journal of Human–Computer Interaction*, 39(13), 2724–2741. <https://doi.org/10.1080/10447318.2022.2085400>
- Scherer, R., Siddiq, F., & Tondeur, J. (2019). The technology acceptance model (TAM): A meta-analytic structural equation modeling approach to explaining teachers 'adoption of digital technology in education. *Computers and Education*, 128, 13–35.  
<https://doi.org/10.1016/j.compedu.2018.09.009>

- Schicchi, D., Limongelli, C., Monteleone, V., & Taibi, D. (2025). A closer look at ChatGPT's role in concept map generation for education. *Interactive Learning Environments*, 1–21. <https://doi.org/10.1080/10494820.2025.2497110>
- Sergeeva, O. V., Zheltukhina, M. R., Shoustikova, T., Tukhvatullina, L. R., Dobrokhoto, D. A., & Kondrashev, S. V. (2025). Understanding higher education students' adoption of generative AI technologies: An empirical investigation using UTAUT2. *Contemporary Educational Technology*, 17(2), ep571. <https://doi.org/10.30935/cedtech/16039>
- Shahzad, M. F., Xu, S., & Javed, I. (2024). ChatGPT awareness, acceptance, and adoption in higher education: the role of trust as a cornerstone. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 21(1), 46–23. <https://doi.org/10.1186/s41239-024-00478-x>
- Shapiro, S. S., & Wilk, M. B. (1965). An Analysis of Variance Test for Normality (Complete Samples). *Biometrika*, 52(3/4), 591. <https://doi.org/10.2307/2333709>
- Sindermann, C., Yang, H., Elhai, J. D., Yang, S., Quan, L., Li, M., & Montag, C. (2022). Acceptance and Fear of Artificial Intelligence: Associations with personality in a German and a Chinese sample. *Discover Psychology*, 2(1), 8. <https://doi.org/10.1007/s44202-022-00020-y>
- Sohail, A., & Zhang, L. (2025). Using large language models to facilitate academic work in the psychological sciences. *Current Psychology*, 44(9), 7910–7918. <https://doi.org/10.1007/s12144-025-07438-2>
- Stein, J.-P., Messingschlager, T., Gnamb, T., Hutmacher, F., & Appel, M. (2024). Attitudes towards AI: Measurement and associations with personality. *Scientific Reports*, 14(1), 2909. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-53335-2>

- Strzelecki, A. (2024). Students 'Acceptance of ChatGPT in Higher Education: An Extended Unified Theory of Acceptance and Use of Technology. *Innovative Higher Education*, 49(2), 223–245. <https://doi.org/10.1007/s10755-023-09686-1>
- Symasek, L., Yeazitzis, T., Weger, K., & Mesmer, B. (2025). Recent Developments in Individual Difference Research to Inform the Adoption of AI Technology. *Systems*, 13(3), 156. <https://doi.org/10.3390/systems13030156>
- Symeou, L., Louca, L., Kavadella, A., Mackay, J., Danidou, Y., & Raffay, V. (2025). Development of Evidence-Based Guidelines for the Integration of Generative AI in University Education Through a Multidisciplinary, Consensus-Based Approach. *European Journal of Dental Education*, eje.13069. <https://doi.org/10.1111/eje.13069>
- Tian, W., Ge, J., Zhao, Y., & Zheng, X. (2024). AI Chatbots in Chinese higher education: Adoption, perception, and influence among graduate students—an integrated analysis utilizing UTAUT and ECM models. *Frontiers in Psychology*, 15, 1268549. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2024.1268549>
- Tiwari, C. K., Bhat, Mohd. A., Khan, S. T., Subramaniam, R., & Khan, M. A. I. (2024). What drives students toward ChatGPT? An investigation of the factors influencing adoption and usage of ChatGPT. *Interactive Technology and Smart Education*, 21(3), 333–355. <https://doi.org/10.1108/ITSE-04-2023-0061>
- Wang, C., Li, X., Liang, Z., Sheng, Y., Zhao, Q., & Chen, S. (2025a). The Roles of Social Perception and AI Anxiety in Individuals 'Attitudes Toward ChatGPT in Education. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 41(9), 5713–5730. <https://doi.org/10.1080/10447318.2024.2365453>
- Wang, C., Wang, H., Li, Y., Dai, J., Gu, X., & Yu, T. (2025b). Factors Influencing University Students 'Behavioral Intention to Use Generative Artificial Intelligence: Integrating the

Theory of Planned Behavior and AI Literacy. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 41(11), 6649–6671. <https://doi.org/10.1080/10447318.2024.2383033>

Wangsa, K., Karim, S., Gide, E., & Elkhodr, M. (2024). A Systematic Review and Comprehensive Analysis of Pioneering AI Chatbot Models from Education to Healthcare: ChatGPT, Bard, Llama, Ernie and Grok. *Future Internet*, 16(7), 219. <https://doi.org/10.3390/fi16070219>

Ward, A., Manoharan, S., & Ye, X. (2024). Exploring Academic Integrity in the Age of Generative AI. In 2024 21st International Conference on Information Technology Based Higher Education and Training (ITHET) (pp. 1-5). IEEE.  
<https://doi.org/10.1109/ithet61869.2024.10837603>

Weger, K., Easley, T., Branham, N., Tenhundfeld, N., & Mesmer, B. (2022). Individual Differences in the Acceptance and Adoption of AI-enabled Autonomous Systems. *Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting*, 66(1), 241–245.  
<https://doi.org/10.1177/1071181322661154>

Williams, R. T. (2024). The ethical implications of using generative chatbots in higher education. *Frontiers in Education*, 8, 1331607. <https://doi.org/10.3389/feduc.2023.1331607>

Venkatesh, V., Morris, M. G., Davis, G. B., & Davis, F. D. (2003). User acceptance of information technology: Toward a unified view. *MIS Quarterly*, 27(3) 425-478.  
<https://doi.org/10.2307/30036540>

Venkatesh, V., Thong, J. Y., & Xu, X. (2012). Consumer acceptance and use of information technology: extending the unified theory of acceptance and use of technology. *MIS Quarterly*, 36(1). 157-178. <https://doi.org/10.2307/41410412>

Zabel, S., Pensini, P., & Otto, S. (2025). Unveiling the role of honesty-humility in shaping attitudes towards artificial intelligence. *Personality and Individual Differences*, 238, 113072.  
<https://doi.org/10.1016/j.paid.2025.113072>

Zhai, C., Wibowo, S., & Li, L. D. (2024). The effects of over-reliance on AI dialogue systems on students 'cognitive abilities: A systematic review. *Smart Learning Environments*, 11(1).  
<https://doi.org/10.1186/s40561-024-00316-7>

Zhao, Y., Li, Y., Xiao, Y., Chang, H., & Liu, B. (2024). Factors Influencing the Acceptance of ChatGPT in High Education: An Integrated Model With PLS-SEM and fsQCA Approach. *Sage Open*, 14(4), 21582440241289835. <https://doi.org/10.1177/21582440241289835>

## Erklärung zur Verwendung von Künstlicher Intelligenz (KI)

Hiermit erkläre ich, dass ich die folgenden KI-Hilfsmittel zur Erstellung meiner Masterarbeit mit dem Titel „Wer nutzt KI?: Studierende im Umgang mit LLMs“ verwendet habe. Ich versichere, dass die Kennzeichnung der verwendeten KI-Hilfsmittel vollständig ist, inkl. Verwendungszweck, Produktname, als auch ggfs. Prompts und Outputs des KI-Hilfsmittels. Ich verantworte die Auswahl und die Übernahme sämtlicher Ergebnisse der von mir verwendeten KI-Hilfsmittel vollumfänglich selbst.

| <b>Verwendungszweck*</b> | <b>Produktname des KI-Hilfsmittels</b> | <b>Ggfs. Prompt (Input) und Output des KI-Hilfsmittels</b>                |
|--------------------------|----------------------------------------|---------------------------------------------------------------------------|
| Literaturrecherche       | ChatGPT und Grok                       | z.B. Findest du ähnliche Studien wie die folgende?                        |
| Zitierung                | ChatGPT                                | z.B. Wie zitiere ich folgende Homepage?                                   |
| Übersetzungen            | ChatGPT                                | z.B. Bitte übersetze folgende Items auf Deutsch und passe sie auf LLMs an |
| Statistische Fragen      | Grok                                   | z.B. Was mache ich wenn meine Skala eine unzureichende Reliabilität hat?  |
| Rechnungen               | ChatGPT                                | z.B. Bitte rechne $f^2$ für folgende $R^2$ Werte                          |

\* Hilfsmittel zur Überprüfung von Grammatik und Rechtschreibung oder der automatisierten Erstellung des Literaturverzeichnisses sind von dieser Erklärung ausgenommen.

## Anhang

### Ergänzende Stichprobenbeschreibung

Im Folgenden werden zusätzliche Informationen zur Beschreibung der Stichprobe in Form von Tabellen und Abbildungen dargestellt, die im Haupttext aus Gründen der Übersichtlichkeit nicht dargestellt wurden. Die Mehrheit der Studierenden befindet sich im Bachelorstudium, wie Tabelle x zeigt. Die am häufigsten genannte Nutzungsart von Large Language Models ist die Klärung von Verständnisfragen, wie in Abbildung X dargestellt, welche die prozentuale Verteilung verschiedener Nutzungsarten von LLMs zeigt. Darüber hinaus ist in Abbildung X ersichtlich, dass die Mehrheit der Studierenden im Herbst 2024, also etwa ein Jahr vor dem Untersuchungszeitpunkt, mit der Nutzung von LLMs begonnen hat.

#### Tabelle 8

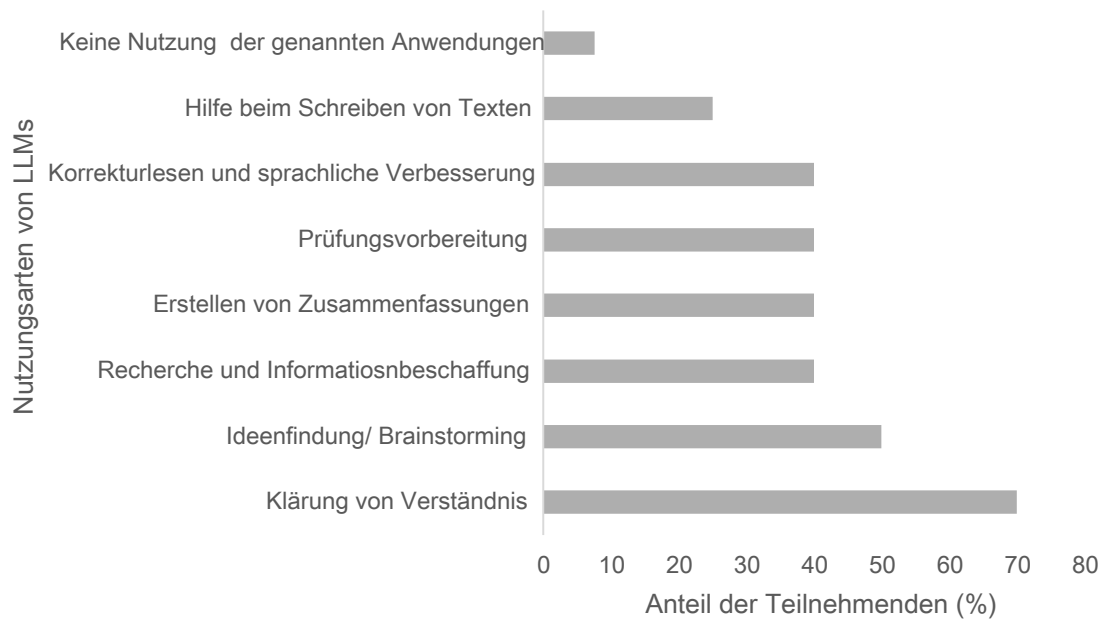
##### *Verteilung der Teilnehmenden nach Studienabschluss*

| Studienabschluss | N    | %    |
|------------------|------|------|
| Bachelor         | 1053 | 73   |
| Master           | 292  | 20,2 |
| Diplom           | 90   | 6,2  |
| Doktorat         | 7    | 0,5  |

*Anmerkung.* N=1442

### Abbildung 3

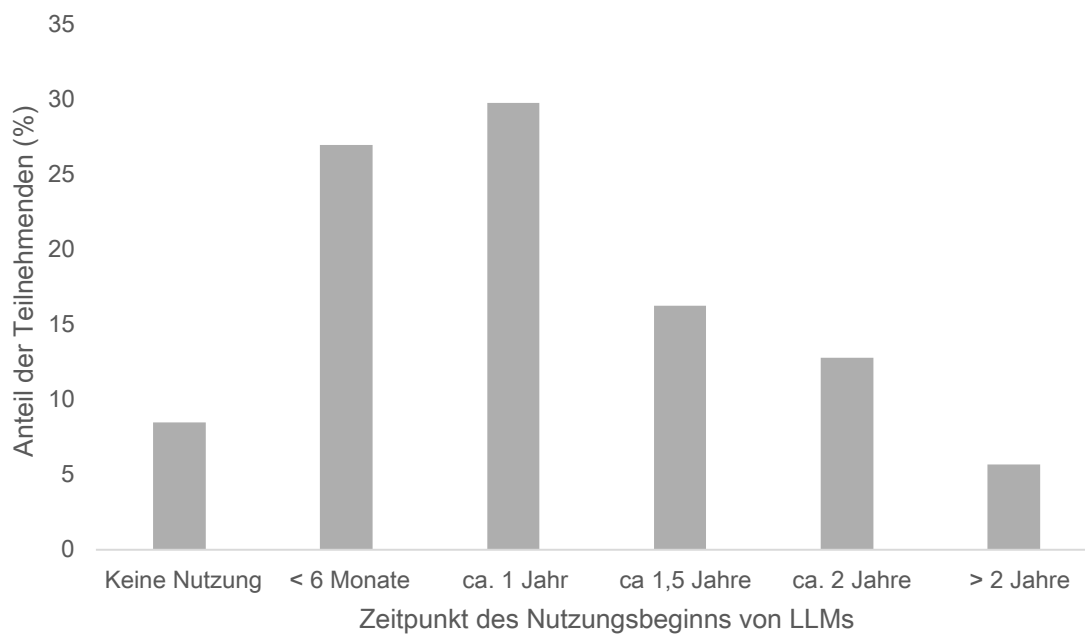
#### Nutzungsarten von LLMS durch Studierende



Anmerkung. N= 1442. Mehrfachnennungen waren möglich.

### Abbildung 4

#### Zeitpunkt des Nutzungsbeginns von LLMS



Anmerkung. N=1442.

## Ergänzende explorative Analysen

Im Folgenden werden alle im Rahmen der Studie durchgeführten explorativen Analysen näher dargestellt.

Zunächst wurde der Einfluss demografischer Variablen auf das Nutzungsverhalten von LLMs untersucht. Das Alter der Teilnehmenden zeigte keinen signifikanten Zusammenhang mit der Häufigkeit der studienbezogenen LLM-Nutzung. Hinsichtlich des Geschlechts ergab ein t-Test für unabhängige Stichproben einen signifikanten Mittelwertunterschied: Männliche Studierende wiesen einen Mittelwert der Nutzungshäufigkeit von  $M = 3,950$  ( $SD = 1,464$ ) auf, weibliche Studierende einen Mittelwert von  $M = 3,693$  ( $SD = 1,400$ ),  $t(1422) = -2,848$ ,  $p = ,004$ , Cohen's  $d = -0,182$ . Dieser Effekt entspricht jedoch nicht mal einer kleinen Effektstärke (Cohen, 1988). Die Voraussetzungen für den t-Test, Normalverteilung der Daten und Homogenität der Varianzen, waren erfüllt.

Darüber hinaus korrelierte das Item „Es ist mir wichtig, gute Noten zu schreiben“ signifikant negativ mit der Nutzung von LLMs ( $r = -.072$ ,  $p < .001$ ). Die Effektgröße lag hierbei unterhalb einer kleinen Effektstärke.

Das Item „Die Nutzung von LLMs für studienbezogene Aufgaben stellt für mich eine Form von Schummeln dar“ wurde mit den Persönlichkeitsdimensionen korreliert, um die Annahme von Azeem & Abbas (2025) zu überprüfen, dass Personen mit hoher Gewissenhaftigkeit LLMs aufgrund der Wahrnehmung als unfair oder unehrlich seltener nutzen. Die Ergebnisse zeigten keine signifikante Korrelation mit Extraversion und Gewissenhaftigkeit. Es bestanden jedoch signifikante positive Korrelationen mit Neurotizismus ( $r = ,130$ ,  $p < ,001$ ) und Offenheit ( $r = ,141$ ,  $p < ,001$ ). Die Effekte lagen dabei im kleinen Bereich.

Um zu untersuchen, ob Persönlichkeitsmerkmale mit dem Zeitpunkt des Beginns der LLM-Nutzung zusammenhängen, wurde ebenfalls eine Korrelation berechnet, wobei Nichtnutzer ausgeschlossen wurden. Die Ergebnisse zeigten signifikante negative Zusammenhänge zwischen Neurotizismus und dem Nutzungsbeginn ( $r = -.076$ ,  $p < ,001$ ) sowie zwischen Offenheit und dem Nutzungsbeginn ( $r = -.086$ ,  $p < ,001$ ). Jedoch weisen beide Ergebnisse nicht mal einen kleinen Effekt auf.

Die Voraussetzungen für die durchgeführten Korrelationsanalysen wurden geprüft und waren erfüllt.

Zur Untersuchung des Zusammenhangs zwischen den einzelnen Nutzungsarten von LLMs und den Studienfächern wurden Kreuztabellen mit Chi-Quadrat-Tests berechnet. Die Voraussetzungen für den Chi-Quadrat-Test waren erfüllt, da die erwarteten

Häufigkeiten in mindestens 80% der Zellen größer als 5 lagen. Für die Nutzungsart Brainstorming/ Ideenfindung zeigte der Chi-Quadrat-Test einen signifikanten Zusammenhang mit dem Studienfach. Es ergab sich ein positiver Zusammenhang mit den Sozialwissenschaften (standardisiertes Residuum: +6,3) sowie negative Zusammenhänge mit Mathematik & Naturwissenschaften (-4,4), Ingenieurwissenschaften (-2,1) und Medizin & Gesundheitswissenschaften (-2,6),  $\chi^2(6, 1431) = 149,774$ ,  $p < ,001$ , Cramers  $V = ,324$ , was einem mittleren Effekt entspricht. Für Recherche und Informationsbeschaffung zeigte sich ein signifikanter positiver Zusammenhang ausschließlich in der Gruppe Medizin & Gesundheitswissenschaften (standardisiertes Residuum: +2,7),  $\chi^2(6, 1431) = 20,203$ ,  $p = ,003$ , Cramers  $V = ,119$ . Das Ergebnis entspricht einem kleinen Effekt. Die Nutzung zur Erstellung von Zusammenfassungen hing ebenfalls signifikant mit dem Studienfach zusammen. Es ergaben sich positive Residuen für die Sozialwissenschaften (+4,9) und negative für Mathematik & Naturwissenschaften (-5,0),  $\chi^2(6, 1431) = 92,452$ ,  $p < ,001$ , Cramers  $V = ,254$ , was einem kleinen bis mittleren Effekt entspricht. Für die Unterstützung beim Schreiben bzw. die Textgenerierung zeigten die Sozialwissenschaften einen positiven Zusammenhang (standardisiertes Residuum: +2,3) und Mathematik & Naturwissenschaften einen negativen (-2,6),  $\chi^2(6, 1431) = 22,480$ ,  $p < ,001$ , Cramers  $V = ,125$ , entsprechend einem kleinen Effekt. Auch bei der Korrektur bzw. sprachlichen Verbesserung von Texten ergaben sich signifikante Zusammenhänge mit positiven Residuen in den Sozialwissenschaften (+3,2) und negativen in Mathematik & Naturwissenschaften (-3,2),  $\chi^2(6, 1431) = 48,609$ ,  $p < ,001$ , Cramers  $V = ,184$ . Das Ergebnis zeigt eine kleine Effektgröße. Für die Nutzungsart Prüfungsvorbereitung zeigte sich ein signifikanter positiver Zusammenhang in der Gruppe Medizin & Gesundheitswissenschaften (standardisiertes Residuum: +2,6),  $\chi^2(6, 1431) = 28,024$ ,  $p < ,001$ , Cramers  $V = ,140$ , was einem kleinen Effekt entspricht. Die Nutzung von LLMs als Programmierhilfe wies deutliche Zusammenhänge mit mehreren Studienfächern auf. Es ergaben sich positive standardisierte Residuen für Mathematik & Naturwissenschaften (+8,7), Ingenieurwissenschaften (+4,4) sowie Rechts- & Wirtschaftswissenschaften (+2,8). Negative Residuen zeigten sich für Geisteswissenschaften (-3,3), Sozialwissenschaften (-4,8) und Medizin & Gesundheitswissenschaften (-4,5),  $\chi^2(6, 1431) = 197,725$ ,  $p < ,001$ , Cramers  $V = ,372$ . Das Ergebnis entspricht einem mittleren Effekt. Für die Nutzungsarten Klärung von Verständnisfragen, Erstellung von Präsentationen, Datenanalyse und -interpretation sowie Übersetzung von Texten ergaben die Chi-Quadrat-Tests keine signifikanten Unterschiede zwischen den Studienfächern.

## Fragebogen

### Instruktionstext (1 Seite)

#### Herzlich Willkommen!

Vielen Dank für Deine Bereitschaft an dieser Studie im Rahmen meiner Masterarbeit im Fach Psychologie an der Universität Wien mitzuhelfen.

In diesem Fragebogen geht es um deine **persönliche Einstellung und Nutzung** (bzw. Nicht-Nutzung) **von Large Language Models (LLMs)**, wie zum Beispiel ChatGPT sowie um **Persönlichkeitsmerkmale**.

Die Bearbeitung des Fragebogens dauert ca. **5–10 Minuten**.

**Teilnahmevoraussetzung:** Du bist derzeit Student bzw. Studentin!

Um die Ergebnisse sinnvoll auswerten zu können, ist es **wichtig, dass alle Fragen beantwortet werden**.

Die Teilnahme ist selbstverständlich **freiwillig** und kann jederzeit ohne Angaben von Gründen abgebrochen werden. Darüber hinaus werden alle Daten **anonymisiert**. Eine Identifizierung deiner Person anhand der gemachten Angaben ist nicht möglich.

Am Ende des Fragebogens hast du die Möglichkeit, an der Verlosung der 15 **Pizza-Gutscheine** teilzunehmen.

Falls Fragen aufkommen, kannst Du mich gerne unter der E-Mail-Adresse  **unet.univie.ac.at** kontaktieren.

Mit dem Klick auf „**Weiter**“ bestätigst Du, dass Du die Informationen gelesen hast und an dieser Studie teilnehmen möchtest.

### Demographische Daten (2 Seite)

Erstmal folgen einige Fragen zu deiner Person.

Wie alt bist du?

\_\_\_\_\_

Was ist dein Geschlecht?

- Männlich
- Weiblich
- Divers

Was studierst du derzeit?

Falls du mehr als ein Fach studierst, gib bitte dein Hauptstudium an.

\_\_\_\_\_

In welchem Abschnitt dieses Studiums befindest du dich gerade?

- Bachelor
- Master
- Diplom
- PhD/ Doktorat

In welchem Semester befindest du dich aktuell?

—

Mir ist es wichtig, gute Noten im Studium zu schreiben.

- Schieberegler: nein - ja

### **Aufklärung LLMs (3 Seite)**

Bevor die nächsten Fragen beginnen, wird kurz erklärt, was **Large Language Models** sind.

**LLMs** (Large Language Models) sind KI-gestützte Sprachmodelle, die in der Lage sind, menschenähnliche Texte zu generieren, Fragen zu beantworten, Inhalte zusammenzufassen oder kreative Vorschläge zu liefern.

Bekannte Beispiele sind:

**ChatGPT**

**Grok**

**Gemini**

**Claude**

**Meta**

**Mistral**

...

Nicht gemeint sind andere KI-Tools, die nicht mit einem Sprachmodell arbeiten – zum Beispiel:

**DALL-E**

**Perplexity**

**DeepL**

**Grammarly**

....

### **Nutzung + Einstellung (4 Seite)**

Nun folgen Aussagen oder Fragen zur Nutzung von LLMs.

Zur Erinnerung: LLMs (Large Language Models) sind KI-gestützte Chatbots wie z. B. ChatGPT.

Ich betrachte mich als regelmäßigen Nutzer von LLMs für mein Studium.

- Stimme gar nicht zu

- Stimme eher nicht zu
- Weder noch
- Stimme eher zu
- Stimme vollkommen zu

Wie oft kommen LLMs in deinem Studienalltag zum Einsatz?

- Nie
- Ein paar Mal im Jahr
- Etwa einmal im Monat
- Mehrmals im Monat
- Etwa einmal die Woche
- Mehrmals die Woche
- Täglich

Wie lange verbringst du typischerweise pro Sitzung mit der Nutzung von LLMs für studienbezogene Zwecke?

- Ich nutze keine LLMs
- Weniger als 5 Minuten
- 5-15 Minuten
- 15-30 Minuten
- 30-60 Minuten
- 1-2 Stunden
- Mehr als 2 Stunden

Wie häufig nutzt du LLMs für deine Studienaufgaben?

- Nie
- Für wenige Studienaufgaben (unter 20%)
- Für einige Studienaufgaben (ca. 20-40%)
- Für etwa die Hälfte der Studienaufgaben (ca. 40-60%)
- Für viele Studienaufgaben (ca. 60-80%)
- Für die meisten Studienaufgaben (über 80%)
- Für alle Studienaufgaben

Wie lange nutzt du LLMs bereits für studienbezogene Zwecke?

- Ich nutze keine LLMs
- Seit weniger als 6 Monaten
- Seit ca. 6 Monaten
- Seit ca. 1 Jahr
- Seit ca. 1,5 Jahren
- Seit ca. 2 Jahren
- Seit mehr als 2 Jahren

Für welche Arten von Studienaufgaben verwendest du LLMs? (Mehrere Antworten möglich)

- Keine
- Ideenfindung/ Brainstorming
- Recherche und Informationsbeschaffung
- Klärung von Verständnisfragen
- Erstellen von Zusammenfassungen
- Hilfe beim Schreiben von Texten / Textgenerierung
- Korrekturlesen und sprachliche Verbesserung von Texten
- Feedback zu eigenen Arbeiten
- Prüfungsvorbereitung
- Erstellen von Präsentationsinhalten
- Datenanalyse und Dateninterpretation
- Unterstützung beim Programmieren
- Übersetzen von Texten
- Sonstiges: \_\_\_\_\_

### **Andere Variablen (5 Seite)**

Es folgen weitere Aussagen im Zusammenhang mit LLMs (KI-Tools wie z.B. ChatGPT). Bitte gib an, inwieweit du den folgenden Aussagen zustimmst.

- Stimme gar nicht zu
- Stimme eher nicht zu
- Weder noch
- Stimme eher zu
- Stimme vollkommen zu

Ich finde es positiv, LLMs für Studienaufgaben nutzen zu können.

Ich fühle mich wohl bei der Vorstellung, LLMs für akademische Zwecke zu nutzen.

Ich nutze LLMs gerne für mein Studium.

Ich glaube, dass der Einsatz von LLMs bei meinen universitären Aufgaben Zeit und Aufwand reduzieren kann.

Ich glaube, dass der Einsatz von LLMs die Qualität meiner universitären Arbeiten verbessern kann.

Ich glaube, dass der Einsatz von LLMs mein Verständnis von Studieninhalten verbessern und mein Lernen im Studium erleichtern kann.

Ich mache mir Sorgen, dass die Ausgaben von LLMs fehlerhaft oder unzuverlässig sind.

Ich mache mir Sorgen, dass die Nutzung von LLMs zum Missbrauch oder zur unbefugten

Weitergabe persönlicher Daten führt.

Ich mache mir Sorgen, dass die Nutzung von LLMs die Fähigkeit zum kritischen Denken und Problemlösen beeinträchtigt.

Ich mache mir Sorgen, dass der hohe Energieverbrauch von LLMs die Umwelt belastet.

Ich mache mir Sorgen, dass die Nutzung von LLMs im Studium zu unethischem Verhalten wie Täuschung oder Plagiat verleitet.

Die Nutzung von LLMs für studienbezogene Aufgaben stellt für mich eine Form von Schummeln dar.

Die meisten Studierenden in meinem Studiengang nutzen LLMs zur Unterstützung ihres Lernprozesses oder bei der Bearbeitung akademischer Aufgaben.

Professor\*innen in meinem Fachbereich befürworten die Nutzung von LLMs zu Lern- und Studienzwecken.

Meine Studienkolleg\*innen sind der Meinung, dass der Einsatz von LLMs für Studienzwecken sinnvoll ist.

Anstrengende und komplizierte akademische Aufgaben kann ich in der Regel gut lösen, unabhängig von LLMs.

Die meisten akademischen Herausforderungen kann ich aus eigener Kraft gut meistern.

In schwierigen akademischen Situationen kann ich mich auf meine eigenen Fähigkeiten verlassen.

### **Persönlichkeit (6 Seite)**

Zum Schluss folgen einige Aussagen zu Persönlichkeitsmerkmalen. Versuche bitte dabei, dich nicht von Erwartungen anderer oder von eigenen Vorstellungen darüber, wie du „sein solltest“, beeinflussen zu lassen. Wähle die Antwortoption, die am besten auf dich zutrifft.

- Sehr unzutreffend
- Eher unzutreffend
- Weder noch
- Eher zutreffend
- Sehr zutreffend

Ich bin eher zurückhaltend, reserviert.

Ich neige dazu, andere zu kritisieren.

Ich erledige Aufgaben gründlich.

Ich werde leicht deprimiert, niedergeschlagen.

Ich bin vielseitig interessiert.

Ich bin begeisterungsfähig und kann andere leicht mitreißen.

Ich schenke anderen leicht Vertrauen, glaube an das Gute im Menschen.

Ich bin bequem, neige zur Faulheit.

Ich bin entspannt, lasse mich durch Stress nicht aus der Ruhe bringen.  
Ich bin tiefsinnig, denke gerne über Sachen nach.  
Ich bin eher der „stille Typ“, wortkarg.  
Ich kann mich kalt und distanziert verhalten.  
Ich bin tüchtig und arbeite flott.  
Ich mache mir viele Sorgen.  
Ich habe eine aktive Vorstellungskraft, bin phantasievoll.  
Ich gehe aus mir heraus, bin gesellig.  
Ich kann mich schroff und abweisend anderen gegenüber verhalten.  
Ich mache Pläne und führe sie auch durch.  
Ich werde leicht nervös und unsicher.  
Ich schätze künstlerische und ästhetische Eindrücke.  
Ich habe nur wenig künstlerisches Interesse.

### **Schluss text (7 Seite)**

#### **Herzlichen Dank für Deine Teilnahme!**

Du hast den Fragebogen erfolgreich abgeschlossen – vielen Dank für deine Unterstützung!

**Wenn du an der Verlosung der Pizza-Gutscheine teilnehmen möchtest, gib bitte deine E-Mail-Adresse an.** Diese wird separat von deinen Antworten gespeichert, sodass eine Identifizierung deiner Person nicht möglich ist.

E-mail Adresse: \_\_\_\_\_

Solltest du einen Gutschein gewinnen, erhältst du spätestens bis Ende des Monats eine E-Mail von mir mit deinem Gewinn.

#### **Viel Glück!**

Bei Fragen oder Interesse an den Forschungsergebnissen kannst Du mich unter folgender E-Mail-Adresse erreichen: @unet.univie.ac.at

Bei Anmerkungen oder Kritik, kannst Du dieses Feld benutzen:

Beste Grüße,

