



Masterlehrgang

Werbung und Markenführung

Inwiefern beeinflusst die Art Kennzeichnung von KI-generierten Inhalten in Werbemitteln die Beurteilung dieser Inhalte durch Rezipient:innen – und welche Rolle spielt dabei die eigene Nutzung von KI?

von: Anna Koschitz, BA

Matrikelnummer: 214309

Begutachter:

FH-Prof. Mag. Kammerzelt Helmut, MAS

St. Pölten, am 3. September 2025

Abstract (Deutsch)

Diese Masterarbeit untersucht, wie die Kennzeichnung von KI-generierten Inhalten in Werbemitteln die Wahrnehmung und Bewertung durch Konsument*innen beeinflusst. Aufbauend auf dem Source-Credibility-Modell und dem Technology-Acceptance-Model wurde ein Experiment mit 200 Teilnehmer:innen aus Wien und Niederösterreich durchgeführt. Dabei wurden verschiedene Kennzeichnungsformen („KI-generiert“ vs. „von Menschen geprüft“) getestet. Die Ergebnisse zeigen, dass „von Menschen geprüfte“ Werbemittel sowohl hinsichtlich Markenvertrauen als auch Anzeigenbeurteilung signifikant besser bewertet wurden. Zudem bestätigt sich ein positiver Zusammenhang zwischen der Attraktivität (Appeal) eines Werbemittels und der Akzeptanz von KI. Die Analyse belegt außerdem, dass eigene Erfahrungen mit KI die Einschätzung von KI-generierten Werbeeinhalten maßgeblich beeinflussen. Diese Ergebnisse verdeutlichen, dass transparente und positiv konnotierte Kennzeichnungen den Einsatz von KI in der Werbung unterstützen können und liefern wichtige Implikationen für Marketingpraxis und Regulierung.

Abstract (English)

This master's thesis investigates how the labeling of AI-generated advertising content affects consumer perception and evaluation. Drawing on the Source Credibility Model and the Technology Acceptance Model, an experimental study with 200 participants from Vienna and Lower Austria was conducted. Different labeling strategies (“AI-generated” vs. “human-reviewed”) were tested. Results reveal that ads labeled as “human-reviewed” achieved significantly higher ratings in terms of brand trust and overall ad evaluation. Furthermore, a strong positive relationship between perceived appeal and acceptance of AI use in advertising was identified. The findings also indicate that individuals' prior experience with AI strongly influences their evaluation of AI-generated advertising content. These insights highlight the importance of transparent and positively framed labeling for fostering consumer acceptance of AI in advertising and provide valuable implications for marketing practice and policy-making.

Ehrenwörtliche Erklärung

Ich versichere, dass

- ich diese Masterarbeit selbständig verfasst, andere als die angegebenen Quellen und Hilfsmittel nicht benutzt und mich auch sonst keiner unerlaubten Hilfe bedient habe.

- ich dieses Masterarbeitsthema bisher weder im Inland noch im Ausland einem Begutachter / einer Begutachterin zur Beurteilung oder in irgendeiner Form als Prüfungsarbeit vorgelegt habe.

Diese Arbeit stimmt mit der vom Begutachter* von der Begutachterin beurteilten Arbeit überein.

.....

Ort, Datum

.....

Unterschrift

Inhaltsverzeichnis

1.	Einleitung.....	1
1.1.	Aktueller Forschungsstand.....	2
1.1.1.	Kennzeichnung von KI Inhalten	
1.1.2.	Wahrnehmung und Gestaltung von KI-Werbung	
1.1.3.	Vertrauen und Authentizität	
1.1.4.	Nutzungserfahrung und Akzeptanz	
1.2.	Forschungslücke und Zentrale Forschungsfrage.....	8
1.3.	Aufbau.....	9
2.	Künstliche Intelligenz in der Werbemittelgestaltung	10
2.1.	Definition und Begriffsabgrenzung KI	
2.1.1.	Künstliche Intelligenz Definition	
2.1.2.	Verwandte Begriffe: Maschinelles Lernen, KNN, GANs, Generative KI	
2.2.	Werbemittelgestaltung.....	17
2.2.1.	Bedeutsamkeit von Werbemittel	
2.2.2.	Visuelle Inhalte in Werbemitteln	
2.3.	Visuelle KI-Inhalte in der Werbung.....	19
2.3.1.	Werbemittel und deren Einfluss	
2.3.2.	Ki-generierte Inhalte in der Werbung	
2.4.	Fazit Kapitel 2.....	25
3.	Theoretische Grundlagen	
3.1.	Source Credibility Model nach Hovland, Janis, & Kelly, 1953.....	26
3.1.1.	Aufbau und Anwendung (SCM)	
3.1.2.	SCM im Kontext dieser Arbeit und Hypothese 1 & 2	
3.2.	Technology Acceptance Model nach Davis (1989)	32
3.2.1.	Aufbau und Anwendung (TAM)	
3.2.2.	TAM im Kontext der Arbeit und Hypothese 3 & 4	

3.3.	Zusammenfassung und Hypothese	5
4.	Vorbereitung zur empirischen Untersuchung	36
4.1.	Hypothesen und Variablenverteilung	
4.2.	Vorbereitung Operationalisierung	
5.	Empirische Untersuchung	39
5.1.	Methodik	
5.2.	Operationalisierung	
5.3.	Auswahlverfahren Stichprobe	
5.4.	Experimentdesign	
5.4.1.	Fragebogaufbau	
5.4.2.	Pretest	
5.4.3.	Datenerhebung	
6.	Auswertung der Daten und Ergebnisse	52
6.1.	Deskriptive Statistik	
6.1.1.	Demografische Daten und Gruppenzusammensetzung	
6.1.2.	Deskriptive Ergebnisse	
6.2.	Auswertung der Daten	
6.3.	Beantwortung der Hypothesen	
7.	Interpretation und Conclusio	68
7.1.1.	Beantwortung der Forschungsfragen	
7.1.2.	Theoretische und praktische Implikationen	
7.1.3.	Limitationen und zukünftige Forschung	
8.	Literaturverzeichnis	80
9.	Appendix - Fragebogen	

Abbildungsverzeichnis

Abb. 1: Deep Learning Modell

Abb. 2: Stufen des Maschinellen Lernens

Abb. 3: Zusammenhang von KNN und GANS

Abb. 4: Beispiel visuelle KI-generierte Werbeinhalte

Abb. 5: Ausschnitte aus der Guess Werbekampagne (Augustausgabe Vogue, 2025)

Abb. 6: Source Credibility Modell nach Hovland (19...)

Abb. 7: Adaptiertes Source Credibility Modell (V2)

Abb. 8: Technology Acceptance Model

Abb. 9: TAM Komponenten im Kontext dieser Studie

Abb. 10: Adaptiertes Source Credibility Modell (V3)

Abb. 11: TAM Komponenten im Kontext dieser Studie (V2)

Abb. 12: Beispiel Werbesujet - Gruppe A

Abb. 13: Beispiel Werbesujet - Gruppe B

Abb. 14: Darstellung Fragebogen Aufbau

Abb. 15: KI-Nutzung nach Altersgruppen

Abb. 16: KI-Nutzung nach Subgruppen

Abb. 18: Vergleich der Mittelwerte nach Gruppe

Abb. 19: Vergleich der Mittelwert nach Gruppenabbildung

Abb. 20: Vergleich der Mittelwerte nach Gruppe und KI-Nutzung

Abb. 21: Raincloud Plots für die gemessenen Dimensionen nach Gruppe

Abb. 22: Einzelne Darstellung der Dimensionen (Interaktion zwischen Gruppe und KI-Nutzung)

Abb. 23: Korrelation zwischen Appeal und KI-Einsatz Werbemittel

Abb. 24: Raincloud Plots für die Variable Vertrauen in Bezug auf KI-Nutzung

Abb. 25: Raincloud Plots für die Variable KI-Einsatz Werbemittel in Bezug auf KI-Nutzung

Abb. 26: Korrelation Nutzungshäufigkeit und Bewertung KI-Einsatz

Tabellenverzeichnis

Tab. 1: Zusammenfassung des aktuellen Forschungsstandes

Tab. 2: Zusammenfassung Stärken, Schwächen, Chancen und Risiken bzgl. dem Einsatz von KI bei der Werbemittelgestaltung

Tab. 3: TAM Komponenten im Kontext dieser Studie

Tab. 4: Zusammenfassung Operationalisierung

Tab. 5: Grundgesamtheit der Studie laut Statistik Austria (2025)

Tab. 6-8: Stichproben Zusammensetzung für empirische Untersuchung

Tab. 9 : Fragebogen-Teilnehmer*innen gesamt und nach Subgruppen

Tab. 10: KI Nutzer*innen nach Subgruppen

Tab. 11: Nutzungshäufigkeit nach KI-Status

Tab. 12: Gruppenaufteilung

Tab. 13: A. Zusammensetzung – Gruppe A (n = 95)

Tab. 14: B. Zusammensetzung – Gruppe B (n = 105)

Tab. 15: Zusammensetzung der Gruppen nach Demografischen Merkmalen und KI-Nutzung

Tab. 16: Deskriptive Kennwerte (Mittelwerte, Standardabweichungen, Stichprobengrößen) der zentralen Variablen, getrennt nach den Gruppen A und B.

Tab. 17: Mittelwerte der gemessenen Dimensionen nach KI-Status

Tab. 18: Ergebnisse der Hypothesen-Prüfung

1. Einleitung

Die rasanten Entwicklungen im Bereich Künstlicher Intelligenz (KI) und das Aufkommen von generativen Technologien bieten Unternehmen neue Möglichkeiten, aber auch Risiken im Bereich Werbung und Kommunikation. Einerseits können Prozesse automatisiert, Konsument*innenverhalten vorhergesagt und Zielgruppen gezielter angesprochen werden. Es bieten sich auch neue Optionen, Werbeinhalte zu erstellen – und das kosteneffizient und mit viel kreativem Spielraum. (Palmas, 2025, S.132 ff) Zwar kann laut Römer (2025) die Künstliche Intelligenz keine*n Designer*in ersetzen, da die vollständige Komposition eines Werbemittels zu komplex sei, aber die KI kann sehr wohl Bildbearbeitungen vornehmen und völlig neue Bilder erschaffen, die ihren Einsatz in Werbesujets finden können. (vgl. Römer, 2025, S. 365 ff)

Andererseits wirft der zunehmende kommerzielle Einsatz auch Fragen in Industrie und Forschung auf – insbesondere, wie KI-generierte Werbeinhalte wahrgenommen, bewertet und akzeptiert werden (vgl. Kreuzer, 2023). Klar ist, dass die Bewertung eines Werbemittels hinsichtlich seiner Glaubwürdigkeit, Verständlichkeit und Kreativität zur Markenwahrnehmung beiträgt (vgl. Lavidge & Steiner, 1961; MacInnis & Jaworski, 1989). Studien zeigen zudem, dass Werbeinhalte, die explizit als „KI-generiert“ gekennzeichnet sind, negativer bewertet werden als identische, ungekennzeichnete Inhalte (vgl. Baek, Kim & Kim, 2024; Lim & Schmälzle, 2023).

Dieses Spannungsverhältnis wird durch die geplante KI-Regelung in der Europäischen Union (EU) zusätzlich an Relevanz gewinnen: Im August 2026 soll der „AI Act“ der EU in Kraft treten. Dieser schreibt vor, dass KI-generierte Inhalte klar als solche gekennzeichnet werden müssen (European Council, 2024).

** Diese Kennzeichnungspflicht gilt bei „täuschend echten KI-generierten Inhalten“ (z.B. realistisch wirkende Fotografien, Bilder, Videos oder Stimmenimitationen). Die Begrifflichkeit „täuschend echt“ ist jedoch rechtlich nicht eindeutig definiert, somit liegt das Risiko der Fehleinschätzung beim Anwender.*

Diese Kennzeichnungspflicht wirft die Frage auf, ob und inwiefern die Art der Kennzeichnung die Bewertung und Akzeptanz von Werbeinhalten beeinflussen könnte.

1.1. Aktueller Forschungsstand

Im folgenden Kapitel wird der aktuelle Forschungsstand genau erfasst. Da der Forschungsstand sehr umfangreich ist, wurde dieser zum besseren Verständnis dieser in fünf Unterkapitel geteilt: Kennzeichnung von KI-Inhalten, Wahrnehmung und Gestaltung von KI-Werbung, Vertrauen und Authentizität, Nutzungserfahrung und Akzeptanz sowie Dynamik und Zukunftsperspektiven. Am Ende des Kapitels sind die wichtigsten Erkenntnisse in einer Tabelle zusammengefasst.

1.1.1. Kennzeichnung von KI-Inhalten

Ein zentrales Forschungsfeld das für die vorliegende Arbeit von großer Relevanz ist, betrifft die Frage, wie Konsument*innen auf die Kennzeichnung von KI-generierten Inhalten reagieren. Bisherige Studien belegen, dass Transparenz über den Einsatz von KI unter Umständen Vertrauen vermindert. (vgl. Baek, Kim & Kim, 2024) So konnten Baek, Kim und Kim (2024) zeigen, dass die Offenlegung des KI-Ursprungs (sprich Kennzeichnung als "KI-generiert") in Werbemitteln zu einer verringerten wahrgenommenen Glaubwürdigkeit und zu weniger positiven Einstellung gegenüber der Werbung führt (vgl. Baek, Kim & Kim, 2024). Ähnliche Ergebnisse liegen aus der Gesundheitskommunikation vor: Lim und Schmäzle (2023) fanden heraus, dass Botschaften, die als KI-generiert gekennzeichnet sind, von Rezipient*innen tendenziell negativer bewertet werden, insbesondere dann, wenn bereits eine kritische Haltung gegenüber KI besteht (vgl. Lim & Schmäzle, 2023).

Parallel dazu weisen Marktforschungsdaten aus Deutschland auf eine deutliche Erwartungshaltung seitens der Konsument*innen hin. In einer Umfrage des global tätigen Marktforschungsunternehmens Appinio äußerte die Mehrheit der befragten in Deutschland lebender Menschen den Wunsch nach klarer Kennzeichnung von KI-generierten Anzeigen, wobei vor allem jüngere Zielgruppen Transparenz fordern (vgl. Appinio, 2024). Diese widersprüchlich wirkenden Erkenntnisse zeigen einen möglichen Interessenkonflikt zwischen Rezipient:innen und Werbetreibenden auf.

1.1.2. Wahrnehmung und Gestaltung von KI-Werbung

Unabhängig von der Kennzeichnung hat auch die Gestaltung der Werbemittel selbst einen großen Einfluss auf die Akzeptanz. So belegt eine Studie aus 2024, dass Menschen synthetisch wirkende KI generierte Inhalte eher ablehnen als von ihnen als realistisch empfundene KI generierte Inhalte. (vgl. Gu, 2024) Neben Gestaltung und Realismus (vgl. Gu, 2024) wurde jüngst auch die Zusammenarbeit zwischen Mensch und KI in den Blick genommen. Ryoo, Bakpayev, Jeon, Kim und Yoon (2025) untersuchten, wie Konsument*innen auf Werbung reagieren, die explizit als Ergebnis einer Zusammenarbeit zwischen Mensch und KI dargestellt wird. Ihre Ergebnisse zeigen, dass die Erwartungen an solche hybriden Formen zunächst hoch sind, die Reaktionen jedoch sehr negativ ausfallen, wenn die Werbung diese Erwartungen nicht erfüllt (vgl. Ryoo et al., 2025). Damit rückt neben reiner Kennzeichnung und Gestaltung auch das Erwartungsmanagement in den Fokus der Forschung.

Auch aktuelle Marktstudien untermauern die Relevanz von Gestaltung: Die Marktforschungsorganisation NielsenIQ (2024) zeigte, in ihrer Studie mit über 2000 Proband*innen (bei ca. 150 dieser Teilnehmer*innen wurden Hirnaktivität via Elektroenzephalographie (EEG) gemessen) dass KI-Anzeigen häufig als „langweilig“,

„verwirrend“ oder „nervig“ wahrgenommen werden und seltener Erinnerungsprozesse aktivieren (vgl. NielsenIQ, 2024).

1.1.3. Vertrauen und Authentizität

Da in dieser Arbeit auch der Einfluss der KI-Kennzeichnung auf die Beurteilung der Vertrauenswürdigkeit gemessen wird, wurde auch hier der aktuelle Forschungsstand ausgearbeitet. Vertrauen wird in diesem Zusammenhang verstanden als Erwartung, dass KI-Systeme zuverlässig, nachvollziehbar und transparent agieren (vgl. Hengstler, Enkel & Duelli, 2016). Empirische Befunde verdeutlichen, dass Vertrauen nicht allein auf technischer Leistungsfähigkeit basiert, sondern auch stark von der wahrgenommenen Authentizität der Inhalte abhängt (vgl. Araujo et al., 2020).

Besonders relevant ist dabei die Balance zwischen menschlichem Beitrag und maschineller Generierung. Eine Forschung der Virginia Commonwealth University (2025) zeigt, dass Konsument*innen KI-Anzeigen eher akzeptieren, wenn KI für Umgebungen oder Hintergründe eingesetzt wird, während die dargestellten Personen echt sind (vgl. Grigsby et al., 2025). Taylor (2025) hebt in seinem Editorial hervor, dass der „Human Touch“ (Taylor, 2025), sprich das Mitwirken von Menschen in der Werbung entscheidend bleibt, um Akzeptanz sicherzustellen (vgl. Taylor, 2025), wohingegen Ryo et al. (2025) zeigen, dass Konsument:innen besonders sensibel auf enttäuschte Erwartungen bei explizit gekennzeichneten AI–Human-Kollaborationen reagieren. (vgl. Ryo et al., 2025)

Laut einer Bitkom-Studie mit Schwerpunkt auf Digitalem Marketing in Deutschland (2025) wird personalisierte KI-Werbung von Konsument*innen als besonders nützlich empfunden, wenn Transparenz gegeben ist.

1.1.4. Nutzungserfahrung und Akzeptanz

Ein entscheidender Einflussfaktor ist die eigene Nutzungserfahrung mit KI-Systemen - deshalb wird diese in der vorliegenden Arbeit ebenfalls abgefragt. Glikson und Woolley (2020) zeigen, dass Personen mit aktiver KI-Erfahrung eine größere Offenheit gegenüber KI-generierten Inhalten entwickeln und diese als nützlicher einschätzen (vgl. Glikson & Woolley, 2020). Diese Erkenntnis wird durch repräsentative Marktforschungsdaten relevant: Laut einer Studie des Instituts Republika im Auftrag des Österreichischen Handelsverbandes und Google Österreich, haben bereits über zwei Drittel der Österreicher*innen KI-Anwendungen genutzt. Ebenfalls über zwei Drittel der österreichischen Unternehmen setzt bereits Künstliche Intelligenz ein. (vgl. Republika, 2025).

Ähnliche Entwicklungen zeigen sich in Deutschland. Eine Untersuchung von Google und DMB (2025) belegt, dass 79 % der kleinen und mittleren Unternehmen in Deutschland KI-gestützte Tools für Werbegestaltung und Erfolgsmessung einsetzen (vgl. Bitkom, 2025; Google & DMB, 2025).

Jahr	Autor(en)*in(nen)	Titel (Originalsprache)	Untersuchungsgegenstand	Ergebnisse
2016	Hengstler, Enkel & Duelli	<i>Applied artificial intelligence and trust—The case of autonomous vehicles</i>	Vertrauen in KI am Beispiel autonomer Fahrzeuge	Vertrauen hängt stark von Transparenz, Nachvollziehbarkeit und Zuverlässigkeit ab
2020	Glikson & Woolley	<i>Human trust in artificial intelligence:</i>	Übersicht empirischer Studien zu Vertrauen in KI	Eigene KI-Nutzung fördert Akzeptanz und

		<i>Review of empirical research</i>		positive Bewertung von KI-Inhalten
2020	Araujo, Helberger, Kruike-meier & de Vreese	<i>In AI we trust? Perceptions about automated decision-making by artificial intelligence</i>	Wahrnehmung automatisierter Entscheidungen (u. a. Medieninhalte)	Vertrauen hängt neben Technik auch von Authentizität der Inhalte ab
2023	Lim & Schmäzle	<i>Who said it? How source cues impact health message evaluation: Human vs. AI-generated messages</i>	Gesundheitsbotschaften, Quelle: KI vs. Mensch	KI-gekennzeichnete Botschaften werden negativer bewertet, v. a. bei kritischer Haltung gegenüber KI
2023	Dwivedi et al.	<i>Artificial Intelligence (AI): Multidisciplinary perspectives on emerging challenges, opportunities, and agenda for research, practice and policy</i>	Breite Analyse zu KI-Anwendungen, inkl. Werbung	KI-generierte Inhalte können in bestimmten Kontexten positiver bewertet werden als menschliche
2024	Baek, Kim & Kim	<i>The effect of AI disclosure in advertising: How consumers respond to AI-generated ad content</i>	KI-Werbeanzeigen, gekennzeichnet vs. ungekennzeichnet	Kennzeichnung senkt wahrgenommene Glaubwürdigkeit und Einstellungen gegenüber Werbung

2024	Gu	<i>Exploring consumer acceptance of AI-generated advertisements: The roles of verisimilitude, vitality, imagination, and synthesis</i>	KI-generierte Werbeanzeigen mit variierter Gestaltung	Realistische, lebendige Anzeigen → höhere Akzeptanz; synthetisch wirkende → Ablehnung
2024	NielsenIQ	<i>NIQ research uncovers hidden consumer attitudes toward AI-generated ads</i>	Konsumentenreaktionen auf KI-Anzeigen	KI-Anzeigen wirken weniger ansprechend, verwirrend, langweilig; schwächere Erinnerungsleistung
2024	Appinio	<i>KI in der Werbung: Deutsche fordern klare Kennzeichnung</i>	Umfrage zu Einstellung ggü. KI-Werbung	Mehrheit fordert klare Kennzeichnung, v. a. Jüngere
2025	Republika (für Handelsverband & Google)	<i>Künstliche Intelligenz in Österreich: Nutzung und Einstellungen der Konsument:innen</i>	Repräsentative Befragung in Österreich	>2/3 der Bevölkerung hat KI bereits genutzt; Nutzung erhöht Offenheit
2025	Virginia Commonwealth University - Grigsby et al.	<i>In creating an ad, using AI for scenes — but not people — may retain consumer trust</i>	KI-Werbung: Szenen KI vs. Personen echt	KI bei Hintergründen akzeptabel; reale Personen → Vertrauen bleibt stabil
2025	Taylor	<i>Editorial: Six critical research needs on the use of artificial intelligence</i>	Überblick zu Forschungsbedarf in Werbung & KI	Kombination Mensch + KI („Human Touch“) entscheidend für Akzeptanz

2025	Ryoo, Bakpayev, Jeon, Kim & Yoon	<i>High hopes, hard falls: consumer expectations and reactions to AI-human collaboration in advertising</i>	KI-Mensch-Kollaborationen in Werbung	Hohe Erwartungen an Zusammenarbeit, aber Enttäuschung führt zu besonders negativen Reaktionen
2025	Hitz, Foucault & Morales	<i>Amplifier effect of artificial agents in social contagion</i>	Rolle von KI-Agenten in sozialen Netzwerken	KI-Agenten verbreiten Inhalte schneller/stärker als Menschen (Amplifier Effect)
2025	Abdullah	<i>The influence of artificial intelligence techniques on consumer decision-making in the digital retail industry: Engagement as a mediator</i>	Online-Shopping / Retail	KI steigert Engagement und Vertrauen → positive Wirkung auf Konsumentenscheidungen

Tabelle 1: Zusammenfassung des aktuellen Forschungsstandes

Quelle: eigene Darstellung

1.2. Forschungslücke und Zentrale Forschungsfrage

Aus dem aktuellen Forschungsstand lässt sich wie folgt zusammenfassen: Kennzeichnung, Gestaltung, Vertrauen und Nutzungserfahrung beeinflussen die Bewertung von KI-generierten Werbemitteln. Während bisherige Studien vorrangig einfache Gegenüberstellungen zwischen *gekennzeichnet vs. ungekennzeichnet* oder *KI vs. menschlich* betrachtet haben (vgl. Baek, Kim & Kim, 2024; Dwivedi et al., 2023), eröffnet die Arbeit von Ryoo et al. (2025) eine neue Perspektive: die explizite Darstellung von Mensch-KI-Kooperationen. Hier zeigen sich hohe Erwartungen der

Konsument:innen, die jedoch schnell in negative Reaktionen umschlagen können, wenn die wahrgenommene Qualität nicht überzeugt. Und wirft die Frage auf, ob eine Kennzeichnung als Kollaboration zwischen Mensch und KI eine negative Beurteilung hervorrufen kann als eine reine “KI-Kennzeichnung”.

Daraus ergibt sich die Forschungslücke, dass bislang kaum untersucht wurde, welche spezifische Art der Kennzeichnung – KI generiert vs. Kollaborativ Mensch x KI – die Beurteilung beeinflusst und wie die eigenen Nutzungserfahrung im Bereich künstliche Intelligenz eine Rolle dabei spielt.

Die vorliegende Arbeit schließt diese Lücke, indem sie systematisch prüft, ob verschiedene Arten der Kennzeichnung von KI-generierten Werbemitteln (einschließlich kollaborativer Hinweise) die Beurteilung dieser, positiv beeinflussen können und ob sich Unterschiede zwischen Nutzer:innen-Gruppen identifizieren lassen. Ebenfalls wird überprüft, wie sich diese Kennzeichnungsarten auf die Akzeptanz der KI zur Werbemittelgestaltung auswirken.

Leitende Forschungsfrage:

„Wie wirkt sich die Art der Kennzeichnung von KI-generierten Inhalten in der Werbemittelgestaltung auf die Bewertung durch Rezipient:innen aus, unter besonderer Berücksichtigung ihrer individuellen KI-Nutzung?“

1.3. Aufbau

Am Beginn dieser Arbeit stand eine ausführliche Literaturrecherche, um Begrifflichkeiten zu erklären und theoretische Modelle für die Grundlage der darauf folgenden praktischen Teil inkl. Studie auszuarbeiten. Der Theorieteil wird eingeleitet durch eine Begriffsabgrenzung zum Thema Künstliche Intelligenz und verwandte Begriffe einschließlich dem Thema generative Künstliche Intelligenz. Anschließend wird das Thema Werbemittelgestaltung und visuelle Inhalte in der Werbung aufbereitet.

Darauffolgenden werden in Kapitel 3 zwei Theoretische Modelle - zum einen das Technology Acceptance Model (TAM) nach Davis (1989) und das Source Credibility Modell nach Hovland, Janis, & Kelly (1953) vorgestellt und passend zur Forschungsfrage adaptiert. Aufbauend auf dem theoretischen Teil wurden 5 Hypothesen formuliert, die am Ende des Kapitel 3 zusammengefasst werden mit Ausblick auf die Operationalisierung um dann im anschließenden praktischen Teil untersucht zu werden. Dazu wurde eine empirische Studie mit 200 Testpersonen durchgeführt. Ein Fragebogen mit dem Thema „Bewertung von Werbemitteln“ wurde an verschiedene Proband*innen in der Zielgruppe Wien und Niederösterreich (18 bis 60 Jahren) verteilt. Der genaue Aufbau der Umfrage inklusive Auswahl der Grundgesamtheit, Stichprobenszusammensetzung, Operationalisierung bis hin zum Experiment-Design findet sich in Kapitel 5. Anschließend werden die Ergebnisse in Kapitel 6 ausgewertet und die Hypothesen überprüft. Die Beantwortung der Forschungsfrage und eine allgemeine Conclusio bilden den Abschluss der Studie.

2. Künstliche Intelligenz und ihr Einfluss in der Werbemittelgestaltung

Dieses Kapitel dient zur Vorbereitung der folgenden Abschnitte. Es werden zuerst relevante Begriffe erläutert, die für das Verständnis in der folgenden Arbeit relevant sind (z.B. „Künstliche Intelligenz“ und verwandte Begriffe) Im folgenden Abschnitt wird das Thema Werbemittelgestaltung aufgearbeitet und in einem anschließenden Unterkapitel die Rolle von KI in der Werbemittelgestaltung behandelt. Im Fazit werden die wesentlichen Erkenntnisse zusammengefasst, darauf folgt eine Überleitung zu den in dieser Arbeit eingesetzten theoretischen Modelle.

2.1. Definition und Begriffsabgrenzung “Künstliche Intelligenz”

Kaum eine andere technologische Entwicklung war in den letzten Jahren so allgegenwärtig wie das Thema Künstliche Intelligenz (KI). Befeuert durch die allgemeine Verfügbarkeit von Chat GPT im November 2022 ist sie fester Bestandteil unseres Alltags. (vgl. Kreutzer, 2023) „Schließlich hat sich die Künstliche Intelligenz schon lange von einer Nice-to-have-Technologie zu einer Must-have-Technologie entwickelt.“ (Kreutzer, 2023, S. VII) Blickt man zurück, liegen die Anfänge der Künstlichen Intelligenz bereits über 70 Jahre in der Vergangenheit. Beim Turing-Test (damals Imitation Game) entwickelte Alan Turing im Jahr 1950 eine Regelung um festzustellen, ob ein Mensch und eine Maschine, in diesem Fall, Computer menschliche Kommunikation nachahmen kann und ihm so ebenbürtiges Denkvermögen zugeschrieben werden kann. (Turing, 1950) Als erster offizieller Einsatz des Begriffs “Artificial Intelligence” also “Künstliche Intelligenz”, wird häufig das Jahr 1956 genannt. In diesem Jahr prägte John McCarthy den Begriff und initiierte gemeinsam mit Marvin Minsky, Nathaniel Rochester und Claude Shannon die “Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence”, bei dem Programme entwickelt wurden, die grundlegende Aufgaben wie Problemlösen und Sprachverarbeitung eigenständig bewältigen konnten. (vgl. Russell & Norvig, 2020) Anfängliche KI-Forschung basierte stark auf regelbasierten Verfahren, während neuere Entwicklungen den Fokus stark auf maschinelles Lernen setzen, bei denen Systeme große Datenmengen erlernen und verarbeiten können (vgl. Goodfellow, Bengio & Courville, 2016).

2.1.1. Künstliche Intelligenz Definition

Der Begriff „Künstliche Intelligenz“ oder kurz „KI“ definiert Systeme, die Aufgaben erfüllen können, zu denen menschliche kognitive Fähigkeiten erforderlich sind. (vgl. Kreutzer, 2023). Momentan gibt es keine offizielle Definition des Begriffs „Künstliche Intelligenz“ und in der Literatur findet man verschiedenste Ansätze, “KI” zu definieren.

2020 setzten sich Russell und Norvig mit der Definition von Künstlicher Intelligenz auseinander und stellten fest, dass manche Forschende Intelligenz an menschlicher Leistungsfähigkeit messen, während andere ein abstrakteres Konzept der Rationalität (das "richtige Handeln") bevorzugen. (vgl. Russel; 2020) Auf der Webseite des Europäischen Parlaments findet man jedoch diese Beschreibung:

"Künstliche Intelligenz ist die Fähigkeit einer Maschine, menschliche Fähigkeiten wie logisches Denken, Lernen, Planen und Kreativität zu imitieren. KI ermöglicht es technischen Systemen, ihre Umwelt wahrzunehmen, mit dem Wahrgenommenen umzugehen und Probleme zu lösen, um ein bestimmtes Ziel zu erreichen. Der Computer empfängt Daten (die bereits über eigene Sensoren, zum Beispiel eine Kamera, vorbereitet oder gesammelt wurden), verarbeitet sie und reagiert. KI-Systeme sind in der Lage, ihr Handeln anzupassen, indem sie die Folgen früherer Aktionen analysieren und autonom arbeiten."(Europäisches Parlament, 2023)

Künstliche Intelligenz ist ein breiter Sammelbegriff, der in zwei Hauptbegriffe unterteilt werden muss: schwacher und starker KI. (vgl. Scherzinger, 2025, S. 395 ff) Unter den Begriff "Schwache KI" oder „Narrow AI“ fallen Systeme, die nur für das Ausführen einzelner eingeschränkter Aufgaben entwickelt sind (z. B. Foto-Erkennungs-Software) Sprich sie können eingeschränkte Aufgaben „intelligent“ lösen - Intelligent bezieht sich in diesem Fall darauf, dass die Aufgabe so gelöst wird, wie ein Mensch es tun würde. (vgl. Russell & Norvig, 2023). Ein bekanntes Beispiel ist das Programm Deep Blue von IBM, das 1997 den damaligen Schachweltmeister besiegen konnte.

Unter "Starker Künstlicher Intelligenz" definiert sich laut IBM wie folgt: „Strong artificial intelligence, or strong AI—also known as artificial general intelligence (AGI) or general AI—is a hypothetical form of AI that, if it could be developed, would possess intelligence and self-awareness equal to those of humans, and the ability to solve an unlimited range of problems.“ (IBM Think, 2021). Somit differenziert sich die starke KI von der schwachen KI, dadurch, dass sie nicht nur vordefinierte Aufgaben erfüllen kann, sondern dass sie einem Mensch ebenbürtig eine unbegrenzte Zahl an Problemen lösen kann. Eine solche Form der Künstlichen Intelligenz existiert bislang nicht. Laut Kreuzer

(2023) definiert sich die menschliche Intelligenz durch “Vorstellungskraft und ein Wissen über die Zusammenhänge der wirklichen Welt” (Kreutzer, 2023, S. 7). Dieses dafür nötige tiefe Verständnis und eine holistische Sicht auf die Welt fehlt der Künstlichen Intelligenz zum jetzigen Zeitpunkt noch. (vgl. Kreutzer, 2023)

2.1.2. Verwandte Begriffe: Maschinelles Lernen, KNN, GANs, Generative KI

Ein Begriff der in Zusammenhang mit KI oft fällt ist Maschinelles Lernen (Machine Learning) Es unterscheidet sich von klassischen, regelbasierten Verfahren, da diese “lernende Systeme” ihre Algorithmen im Laufe des Prozesses selbstständig anpassen und verbessern können, indem sie diese gegebene Strukturen stetig gegen verbesserte Versionen austauschen. Auf diese Weise lösen sich Maschinen zunehmend von den ursprünglich vorgegebenen Regeln und optimieren ihre Leistungen auf Basis von eigenen Erfahrungen. (vgl. Kreutzer, 2023).

Ein wesentlicher Teilbereich des maschinellen Lernens sind die *Künstlichen Neuronalen Netze (KNNs)*. Diese sind dem Aufbau eines menschlichen Gehirns nachempfunden und bestehen aus vielen künstlichen Neuronen, die in Schichten organisiert sind. Eingaben (in der Eingabe Schicht oder Input Layer) werden schrittweise verarbeitet und in der Ausgabeschicht (Output Layer) zu einem Ergebnis verdichtet.

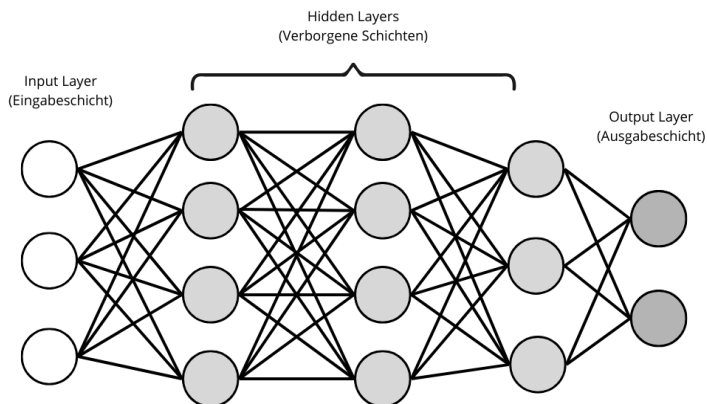


Abbildung 1: Abbildung Deep Learning

Quelle: eigene Darstellung (vgl. Kreuzer, 2023, S. 11)

Durch den Einsatz selbst adaptiver Algorithmen, sprich maschinelles Lernen, sind KNNs in der Lage, ihre Strukturen kontinuierlich zu verbessern. Sobald ein Netzwerk mehrere verborgene Schichten umfasst, spricht man von *Deep Learning*. KNNs bilden die Grundlage zahlreicher Anwendungen in der Bild-, Sprach- und Textverarbeitung (vgl. Kreuzer, 2023, S. 5 ff). Der Begriff Neuronales Netz selbst stammt ursprünglich aus den Neurowissenschaften, wo er die Verbindung biologischer Nervenzellen beschreibt, die gemeinsam spezifische Aufgaben im Nervensystem erfüllen. In der Informatik wurde dieses Konzept abstrahiert, sodass künstliche neuronale Netze heute als mathematische Modelle dienen, die Informationen verarbeiten und Lernprozesse ermöglichen (vgl. Aichele, 2022, S. 2ff).

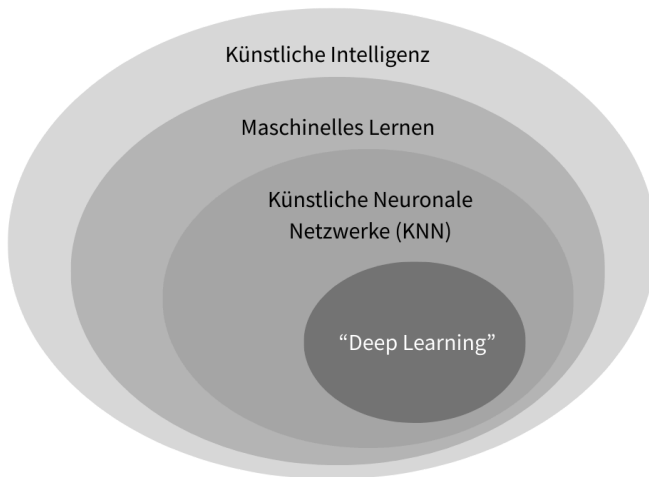


Abbildung 2: Stufen des Maschinellen Lernens

Quelle: eigene Darstellung (vgl. Kreuzer, 2023, S.10)

Generative Adversarial Networks (GANs) stellen eine Form des Schirmbegriffs KNN dar: KNN ist das allgemeine Modell, das sich an der Funktionsweise biologischer Nervenzellen orientiert und GANs stellen eine spezifische Architektur innerhalb dieser Klasse dar. (vgl. Goodfellow, I. et al., 2014) Sie bestehen aus zwei Modellen, die in einem wechselseitigen Wettbewerb miteinander interagieren. Das generative Modell, der sogenannte Generator, erlernt auf Basis von Trainingsdaten vorhandene Muster und Regelmäßigkeiten und nutzt dieses Wissen zur Erzeugung neuer KI-Inhalte im Stil der erlernten Originale. Das diskriminatorische Modell, auch als Checker oder "Diskriminator" bezeichnet, hat die Aufgabe, die Authentizität dieser Inhalte zu prüfen und versucht, zwischen echten und künstlich erzeugten Daten zu unterscheiden. Durch die wiederholte Rückkopplung zwischen Generator und Checker verbessert sich der Generator kontinuierlich, bis er Inhalte hervorbringt, die kaum noch von den Originalen zu unterscheiden sind. GANs ermöglichen es somit, die reine Nachbildung vorhandener Werke zu überwinden und neuartige, überzeugende kreative Inhalte zu schaffen.

(Kreutzer, 2023, S. 306 ff)

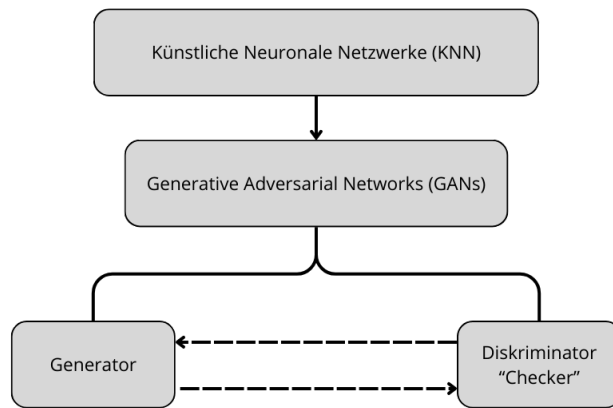


Abbildung 3: Zusammenhang GANs und KNNs

Quelle: eigene Darstellung (vgl. Theorie)

Unter den Begriff "*Generative Künstliche Intelligenz (KI)*" - "*der schöpferischen Künstlichen Intelligenz*" (Kreutzer, 2023, S.23) fallen somit Systeme, die dank erlernter Datensätze fähig sind, neue Inhalte zu generieren. (vgl. Goodfellow et al., 2016). Somit beinhalten KI-generierte visuelle Inhalte Bilder, Grafiken oder Werke der bildenden Kunst, die durch generative Algorithmen erzeugt werden, ohne direkten menschlichen Eingriff im kreativen Gestaltungsprozess. (vgl. Elgammal et al., 2017) Die visuellen Inhalte können dank erlernter Datensätze von realistischen bis stark stilisierten Werken diverse Formen erfassen. (vgl. Kreutzer, 2023) Für die allgemeine Öffentlichkeit kam der Zugriff zur KI-Bildgeneration durch Chat GPT im Jahr 2022, jedoch ist KI unter Fachleuten bereits länger im Einsatz. Schon 2018 gab es bei Adobe Photoshop einzelne Funktionen, wie. z.B. inhaltsbasiertes Füllen, die bereits auf KI-basierten Berechnungen ausgeführt worden sind. Der erhebliche Unterschied ist jedoch, dass nun Bilder und Grafiken von Grund auf neu generiert werden können - bei diesen Bildern lässt sich somit die Urheberschaft nicht mehr nennen. (vgl. Kreutzer, 2023; Römer, 2025, S. 372 ff) Die stetige Weiterentwicklung von Generativen KI-Systemen (wie Generative Adversarial Networks (GANs)) ermöglicht mittlerweile die Erzeugung von hyperrealistischen Inhalten und Bildern, die nahezu nicht von menschlich geschaffenen Inhalten zu unterscheiden sind (vgl. Ho et al., 2020; Karras et al., 2019).

2.2. Werbemittelgestaltung

2.2.1. Bedeutsamkeit von Werbemitteln

Werbemittel sind nicht nur Träger einzelner Botschaften, sondern fungieren als zentrale Kontaktpunkte zwischen Marke und Konsument:innen. Sie prägen das Markenimage, transportieren Werte und differenzieren eine Marke im Wettbewerbsumfeld (vgl. Bruhn, 2019). Dabei erfüllen sie sowohl Informations- als auch Symbolfunktionen: Einerseits liefern sie konkrete Produktinformationen, andererseits stärken sie die emotionale Beziehung zwischen Marke und Zielgruppe (vgl. Esch, 2012).

Die Wahrnehmung und Bewertung von Werbemitteln spielt eine zentrale Rolle für den kommunikativen Erfolg von Marken. Werbemittel dienen nicht nur der Informationsvermittlung, sondern auch der emotionalen Ansprache und der Positionierung einer Marke im Bewusstsein der Konsument:innen (vgl. Percy & Rosenbaum-Elliott, 2016). Dabei beeinflussen sowohl gestalterische Merkmale (z. B. Farben, Bildsprache, Layout) als auch inhaltliche Aspekte (z. B. Klarheit, Relevanz) die Einstellung gegenüber dem Werbemittel – und damit indirekt auch die Marke selbst (vgl. Mitchell & Olson, 1981).

Die kognitive und affektive Bewertung eines Werbemittels – also ob es als ansprechend, glaubwürdig, verständlich oder kreativ empfunden wird – trägt maßgeblich zur Markenwahrnehmung bei (vgl. Lavidge & Steiner, 1961; MacInnis & Jaworski, 1989). Eine positive Beurteilung kann die Markenhaltung verbessern, Vertrauen fördern und die Kaufabsicht steigern (vgl. Belch & Belch, 2021). Umgekehrt können unpassende oder negativ wahrgenommene Werbemittel bestehende Markenimages schwächen oder zu Verwirrung bei Konsument:innen führen (vgl. Keller, 1993).

Die sogenannte Ad Attitude (Einstellung gegenüber der Werbung) fungiert in vielen theoretischen Modellen als vermittelnde Variable zwischen Werbemittel und Markenbewertung (vgl. Brown & Stayman, 1992). Studien zeigen, dass eine positive Ad

Attitude häufig zu einer positiveren Brand Attitude führt, insbesondere wenn ein hoher thematischer oder stilistischer Fit zwischen Werbung und Marke besteht (vgl. Gresham & Shimp, 1985; Lutz, MacKenzie & Belch, 1983).

2.2.2. Visuelle Inhalte in Werbemitteln

Unter Werbemittelgestaltung versteht man die visuelle und inhaltliche Aufbereitung von Werbebotschaften mit dem Ziel, Aufmerksamkeit zu erzeugen, Informationen zu übermitteln und Einstellungen oder Kaufentscheidungen zu beeinflussen (vgl. Siegert & Brecheis, 2005). Gestaltung umfasst dabei Elemente wie Sprache, Bild, Farbe, Typografie und Layout, die so kombiniert werden, dass die Botschaft kohärent, einprägsam und wirksam erscheint (vgl. Bruhn, 2019).

Visuelle Elemente fungieren in der Werbemittelgestaltung neben ihrer dekorativen Funktion ebenfalls als Ressource, um Markenwerte zu transportieren und Konsumentenwahrnehmungen nachhaltig zu prägen. Bilder, Farben und Formen können dabei unmittelbare, oft unbewusste Reaktionen auslösen, die stärker wirken als rein textbasierte Informationen (vgl. Phillips & McQuarrie, 2004). Es ist dadurch nur nachvollziehbar, dass bei der Werbemittelgestaltung stark auf visuelle Kommunikation zurückgegriffen wird, um Aufmerksamkeit zu erzeugen, Emotionen hervorzurufen und Bedeutung für Konsument*innen zu schaffen (vgl. Messaris, 1997).

Die Wahl gestalterischer Mittel ist daher eng mit den beabsichtigten Kommunikationszielen und der angesprochenen Zielgruppe verknüpft. So können emotionale Bildwelten Nähe und Sympathie erzeugen, während reduzierte, minimalistische Layouts Klarheit und Seriosität vermitteln (vgl. Wedel & Pieters, 2008, S. x). Kreativität und ästhetische Qualität gelten zudem als zentrale Erfolgsfaktoren,

denn sie unterstützen die Differenzierung im Wettbewerbsumfeld und können die Markenidentität und -werte visuell transportieren (vgl. Dagalp, 2024, S. 127).



Du kannst mehr als Deine Rolle



Abbildung 4: Beispiel visuelle KI-generierte Werbeinhalte

Quelle: MINTality Stiftung

2.3. Visuelle KI-Inhalte in der Werbung

2.3.1. Chancen und Stärken

Im Laufe der Zeit haben sich Werbe-Visuals parallel zu technologischen Innovationen entwickelt – von frühen Print-Illustrationen und Fotografie über computergenerierte Bilder (CGI) bis hin zu interaktiven digitalen Medien. Durch die rasante Entwicklung von GANs ist der Einsatz KI-generierter Visuals die jüngste Stufe dieser Entwicklung und kein überraschender Schritt. KI führt eine neue Form visueller Produktion ein, die kreative Neuheit mit technischer Effizienz verbindet (vgl. Kaplan & Haenlein, 2020). Die rasante Entwicklung generativer KI hat insbesondere bei der Erstellung von Werbeinhalten neue Möglichkeiten eröffnet (vgl. Kreutzer, 2023).

Aus Sicht von Kreativteams bietet Künstliche Intelligenz die Chance, in kürzester Zeit vielfältige Bildvarianten zu erzeugen und Personalisierungsmöglichkeiten auszuschöpfen, die zu höherem Konsumenten Engagement führen können (vgl. Dwivedi et al., 2023; Sundar, 2020). Damit verschiebt sich die Rolle von Kreativen zunehmend in Richtung Kurator*innen und strategische Entscheider*innen, während KI als Partner in der Ideenfindung fungiert (vgl. Elgammal, 2023; Florida et al., 2022). KI-Systeme dienen bereits dazu, klassische Grafiken und Fotografien zu ersetzen oder zu ergänzen (vgl. Heil, 2025, S. 429 ff), können jedoch menschliche Designer:innen und deren kreative Entscheidungsprozesse noch nicht vollständig substituieren (vgl. Römer, 2025, S. 365-377).

2.3.2. Herausforderungen bei der Integration von KI-generierten Inhalten in Werbemitteln

Neben Chancen eröffnet der Einsatz von KI auch vielfältige Diskurse und Herausforderungen. Dazu zählen Fragen bezüglich Urheberrechte (vgl. Brockmann, S. 46-52) und die Gefahr, negative Biases zu reproduzieren. Dies geschieht dadurch, dass die KI nur aus erlernte Daten neue generiert wird, sind diese erlernten Daten vorurteilsbehaftet, ist das Risiko hoch, dass die generierte Inhalte diese Vorurteile replizieren. (vgl. Römer, 2025, S. 374 ff). Kronewald (2025) empfiehlt, dass die organisationale und strategische Einbettung von KI Richtlinien in Unternehmen notwendig sei, um Personen auf den Umgang mit KI vorzubereiten. (vgl. Kronewald, S. 345 ff)

Ein weiteres Risiko ist das Misstrauen gegenüber KI-basierten Inhalten, das zu negativen Assoziationen führen kann (vgl. Vaih-Baur et al., 2025). Authentizität und Vertrauen erweisen sich hierbei als zentrale Faktoren: Während einige Konsument:innen KI-generierte Inhalte als innovativ und relevant wahrnehmen, empfinden andere diese als künstlich oder manipulativ (vgl. Kim & Sundar, 2022).

Ein Beispiel dafür ist die Kontroverse um den Einsatz eines KI-generierten Modells in der August-Ausgabe (2025) der Modezeitschrift Vogue. Im Rahmen einer Kampagne der Modemarke "GUESS" wurde erstmals ein vollständig KI-generiertes Modell eingesetzt. Konzipiert und erstellt wurde diese durch die Kreativagentur Seraphinne Vallora und war in der Zeitschrift gekennzeichnet durch „Produced by Seraphinne Vallora on AI“ (Produziert von Seraphinne Vallora durch KI) .

Die Abbildungen führten zu einer breiten öffentlichen Debatte über die Authentizität und Ethik des Einsatzes von KI in der Modeindustrie, besonders in Bezug auf die Art der Darstellung von Menschen. Teilweise kam es in Reaktion auf die Anzeige zu Abonnement-Kündigungen langjähriger Leser*innen. (vgl. Feldkamp, Der Standard, 2025; Retter, Kleine Zeitung, 2025)



Abbildung 5: Eines der GUESS Werbesujets, das in der Augustausgabe der Vogue (2025) erschienen ist, zu sehen auf dem Instagram Profil der Kreativagentur.

Quelle: Feldkamp, Der Standard, 2025

Studien zeigen, dass die Akzeptanz von KI-Inhalten stark von der bisherigen Nutzungserfahrung abhängt. Personen, die bereits mit KI-Anwendungen arbeiten, neigen eher dazu, diese Inhalte als nützlich und zuverlässig einzuschätzen (vgl. Glikson & Woolley, 2020). Dagegen beurteilen Konsument:innen ohne praktische Erfahrung die Glaubwürdigkeit häufig auf Basis gesellschaftlicher Debatten, medialer Diskurse oder allgemeiner Skepsis (vgl. Araujo et al., 2020).

Mit den Fragen des Vertrauens und Authentizität geht ein weiterer kritischer Punkt einher: die Kennzeichnung von KI-Inhalten. Während Studien zeigen, dass Werbeeinhalte, die explizit als „KI-generiert“ gekennzeichnet sind, negativer bewertet werden als identische, ungekennzeichnete Inhalte (vgl. Baek, Kim & Kim, 2024; Lim & Schmäzle, 2023) und somit für Werbetreibende nahelegen, keine Kennzeichnung anzubringen, fordern Konsument*innen transparente Hinweise. (vgl. Appinio, 2024) Die Entscheidung, ob eine Kennzeichnung eingesetzt wird, wird mit den geplanten gesetzlichen Regelungen zur verpflichtenden Kennzeichnung ab August 2026 voraussichtlich hinfällig. Während das Weglassen einer Kennzeichnung bisher mögliche negative Assoziationen abgemilderte, könnte künftig besonders relevant sein, wie Inhalte gekennzeichnet werden. Formulierungen wie „KI-generiert“ oder „KI-generiert und von Menschen geprüft“ könnten als Hinweisreize fungieren, die nicht nur die Wahrnehmung der Werbemittel selbst, sondern auch das Vertrauen in die beworbene Marke beeinflussen.

Stärken (Strengths)	Schwächen (Weaknesses)
<ul style="list-style-type: none"> - Effiziente Content-Produktion: schnelle Erstellung vieler Varianten - Personalisierung steigert Konsumentenengagement - KI als kreativer Partner, Kreative werden zu Kurator:innen/Entscheider:innen - Ergänzung oder Ersatz klassischer Grafiken/Fotografien 	<ul style="list-style-type: none"> - Inhalte können künstlich oder manipulativ wirken - KI ersetzt menschliche Kreativität und Entscheidungsprozesse nicht vollständig - Gefahr der Reproduktion von Biases - Abhängigkeit von Trainingsdaten → eingeschränkte Originalität

Chancen (Opportunities)	Risiken (Threats)
<ul style="list-style-type: none"> - Weiterentwicklung visueller Werbung im Einklang mit technologischem Fortschritt - Konsument:innen können KI-Inhalte als modern und relevant wahrnehmen - Stärkung des Markenimages durch transparente Kennzeichnung („KI-generiert und von Menschen geprüft“) - Neue strategische Rollen für Kreativteams 	<ul style="list-style-type: none"> - Rechtliche Unsicherheiten: Urheberrecht, Haftung - Misstrauen bei Konsument:innen ohne KI-Erfahrung - Pflicht zur Kennzeichnung ab 2026 → Risiko negativer Reaktionen - Potenziell negative Markenassoziation bei ungeschickter Kennzeichnungsformulierung

Tabelle 2: Zusammenfassung Stärken, Schwächen, Chancen und Risiken bzgl. dem Einsatz von KI bei der Werbemittelgestaltung

Quelle: eigene Darstellung

2.4. Fazit Kapitel 2

Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass generative Künstliche Intelligenz die Erstellung visueller Werbeinhalte auf einem Niveau ermöglicht, das zunehmend mit menschlicher Kreativität vergleichbar ist. Durch die schnelle Produktion, Variantenvielfalt und Personalisierung eröffnet der Einsatz von KI neue Potenziale für die Werbemittelgestaltung. Gleichzeitig gehen diese Entwicklungen jedoch mit ethischen und rechtlichen Fragestellungen einher, insbesondere im Hinblick auf Urheberrechte sowie auf die Gefahr der Reproduktion von Biases. Hinzu kommt die Herausforderung, dass Konsument:innen KI-generierten Inhalten mit Skepsis begegnen können, was Misstrauen und negative Assoziationen hervorrufen kann.

Um die Akzeptanz oder Ablehnung von KI-generierten Werbemitteln besser einordnen und theoretisch fundiert analysieren zu können, werden im folgenden Kapitel zwei zentrale Modelle herangezogen: das Technology Acceptance Model (TAM) nach Davis (1989) und das Source-Credibility-Modell nach Hovland, Janis, & Kelly (1953). Diese dienen im weiteren Verlauf der Arbeit als Grundlage für die empirische Untersuchung.

3. Theoretische Grundlagen

Im folgenden Kapitel werden die gewählten theoretischen Modelle vorgestellt. Nach der generellen Definition wird begründet, warum dieses Modell gewählt wurde und wie es in der Studie zum Einsatz kommt. Des Weiteren werden auf Basis der Modelle die Hypothesen 1-5 formuliert.

3.1. Source Credibility Model nach Hovland, Janis, & Kelly, 1953

3.1.1. Aufbau und Anwendung (SCM)

Das Source Credibility Modell ist eine der grundlegenden Theorien in der Kommunikationsforschung die besagt, dass bei Botschaften - insbesondere auch Werbung - die Glaubwürdigkeit der Nachrichtenquelle sprich des Senders oder der Senderin eine entscheidende Rolle spielt - hinsichtlich wie die Rezipient:innen eine Botschaft aufnehmen und bewerten. Es besagt, dass die wahrgenommene Glaubwürdigkeit des Kommunikators die Akzeptanz der Botschaft, die Einstellungsänderung und die Verhaltensabsicht erheblich beeinflusst. (vgl. Hovland, Janis, & Kelly, 1953) Das Source Credibility Modell gehört zu den grundlegenden Theorien der Kommunikationsforschung, die ursprünglich von Hovland, Janis und Kelley (1953) entwickelt und später von Wissenschaftlern wie Ohanian (1990) verfeinert wurde.

Laut dem Modell setzt sich Glaubwürdigkeit aus zwei zentralen Komponenten zusammen: fachliche Kompetenz und Vertrauenswürdigkeit. Dies ist in dieser Arbeit besonders relevant, da - wie in den vorhergehenden Kapiteln bereits ausgeführt - Künstliche Intelligenz oft mit Täuschung oder Manipulation in Verbindung gebracht wird. (vgl. Kim & Sundar, 2022) Und vor allem Nicht-KI-Nutzer die Vertrauenswürdigkeit von KI anhand öffentlicher Debatten und persönlicher Skepsis bewerten. (vgl. Araujo et al., 2020) Studien zeigen, dass Vertrauenswürdigkeit ein besonders wichtiger Faktor für die

Wahrnehmung von Glaubwürdigkeit ist. Hilligoss und Rieh (2008) stellten in ihrer Untersuchung fest, dass Vertrauenswürdigkeit häufig als entscheidend für die Bewertung einer Quelle angesehen wird und sowohl auf die Quelle selbst als auch auf die übermittelten Informationen angewendet werden kann.

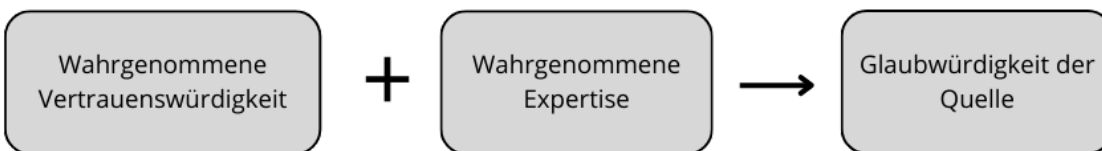


Abbildung 6: Source Credibility Modell

Quelle: eigene Darstellung nach Hovland, Janis, & Kelly (1953)

3.1.2. Das Source Credibility Modell im Kontext dieser Arbeit und Hypothese 1 & 2

Die vorliegende Studie greift auf das Source Credibility Model zurück, um zu erklären, wie sich die Art der Kennzeichnung (etwa „von Menschen geprüft“ versus „KI-generiert“) auf die Wahrnehmung von Werbemitteln durch Rezipient*innen auswirkt. Durch die Kennzeichnung als „KI generiert“ wird neben den Marken/dem Unternehmen auch die Künstliche Intelligenz oder das KI-Tool selbst zum Absender und Quelle der Werbebotschaft. Denn die KI ist somit der Ursprung des kreativen Inhalts der Werbebotschaft. Somit kann die Art und Weise, wie diese gekennzeichnet oder offenbart wird, beeinflussen, wie glaubwürdig, authentisch oder überzeugend die Botschaft den Verbraucher:innen erscheint. (vgl. Hovland, Janis, & Kelly, 1953) In dieser Studie soll untersucht werden, wie eine spezifische Art der Quellen-Kennzeichnung die Beurteilung beeinflusst. Dazu wird die Anzeige als „Mit Hilfe von Künstlicher Intelligenz erstellt und von Menschen geprüft“ gekennzeichnet. Die Vermutung ist, dass die menschliche Entität die Rolle der KI als Quelle beeinflusst, was

die bewusste oder unbewusste Vertrauenszuweisung stärkt. Die KI soll durch die Kennzeichnung nicht als alleinige Quelle, sondern als unterstützendes Werkzeug wahrgenommen werden.

Durch die Kennzeichnung „Mit Hilfe von Künstlicher Intelligenz erstellt und von Menschen geprüft“ im Vergleich zu „KI generiert“ sollen die zwei relevanten Komponenten des Modells positiv beeinflusst werden: Die Wahrgenommene Vertrauenswürdigkeit und die Wahrgenommene Expertise. Zur Überprüfung, ob die wahrgenommene Expertise durch die Kennzeichnung beeinflusst wird, werden in dieser Studie verschiedene Dimensionen mithilfe etablierter Skalen (z. B. Appeal, Verständlichkeit ...) erfasst. Somit wird im Zuge dieser Studie geprüft, ob der Zusatz bei der Kennzeichnung „von Menschen geprüft“ folgende Effekte bewirkt:

- Verbesserte Einschätzung der Werbemittel in Bezug auf Appeal, Verständlichkeit und kreative Qualität
- + Erhöhung der wahrgenommenen Vertrauenswürdigkeit der Quelle, durch das zusätzliche menschliche Label
- -> Erhöhung der wahrgenommenen Glaubwürdigkeit der Quelle, die letztlich das Vertrauen in die Marke positiv beeinflussen

Diese Argumentationsstruktur nimmt die Dimensionen des Source Credibility Modells auf und überträgt sie auf den Mechanismus, wie die Kennzeichnung die Bewertung von KI-generierten Werbemitteln beeinflussen kann.

Nach diesen Ausführungen kann deshalb als Hypothese (1) abgeleitet werden, dass die Marken durch Werbesujets die mit der Kennzeichnung: „Dieses Werbemittel wurde mithilfe von Künstlicher Intelligenz erstellt und von Menschen geprüft“ als vertrauenswürdig eingestuft werden, als die Marken mit den gleichen Werbesujets mit der Kennzeichnung: „KI generiert“.

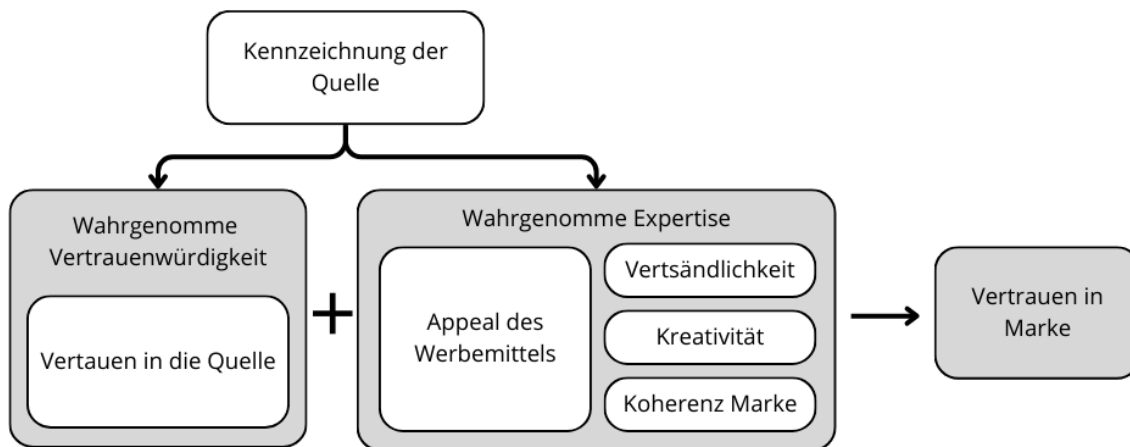


Abbildung 7: Adaptiertes Source Credibility Modell (V2)

Quelle: eigene Darstellung aufbauend auf Hovland, Janis, & Kelly, 1953

3.2. Technology Acceptance Model nach Davis (1989)

Das von Davis, Bagozzi und Warshaw (1989) entwickelte Technology Acceptance Model (TAM) dient der Untersuchung der Nutzerakzeptanz von Informationssystemen. Im Zentrum steht die Abbildung von Determinanten, die das Nutzungsverhalten einer großen Zahl von Endanwendern erklären können. Das Modell zeichnet sich durch eine kompakte Struktur mit wenigen grundlegenden Einflussgrößen und eine fundierte theoretische Basis aus. Es ermöglicht sowohl die Prognose des künftigen Nutzungsverhaltens als auch die Identifizierung möglicher Ursachen für die Nichtakzeptanz von Systemen und eröffnet damit Handlungsmöglichkeiten zur Gegensteuerung. (vgl. Kreutzer, 2024, S. 144 ff)

Das TAM geht davon aus, dass das tatsächliche Verhalten durch die Absicht zur Nutzung bestimmt wird. Diese Absicht ist eng mit dem realen Verhalten verknüpft. Sie hängt nach der Theory of Reasoned Action von der persönlichen Einstellung und von subjektiven Normen ab. Zudem setzt das Modell voraus, dass die Nutzung freiwillig erfolgt und auf der bewussten Entscheidung der Anwender beruht (vgl. Dishaw, Strong & Bandy, 2002).

3.2.1. Aufbau und Anwendung (TAM)

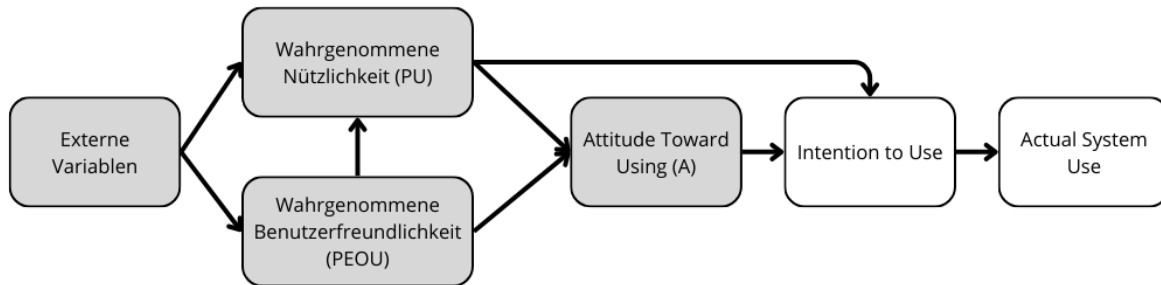


Abbildung 8: Technology Acceptance Model

Quelle: eigene Darstellung nach David (1989)

Das Modell ergibt sich aus den zentralen Komponenten "Perceived Usefulness", kurz "PU" (wahrgenommene Nützlichkeit) und "Perceived Ease of Use", kurz "PEOU" (wahrgenommene Benutzerfreundlichkeit). Beide Variablen repräsentieren Einstellungen od. Überzeugungen der Nutzer*innen. Zusammen mit der Einstellung zur Nutzung prägen sie die Nutzungsabsicht. Die Nützlichkeit übt darüber hinaus einen direkten Einfluss auf die Nutzungsabsicht aus. Diese Annahme beruht auf der Hypothese, dass die Entscheidung zur Nutzung weitgehend auf einer kognitiven Bewertung des Systems basiert. Wird ein System als hilfreich für die Steigerung der Arbeitsleistung angesehen, führt dies zu einer verstärkten Nutzungsabsicht (vgl. Davis et al., 1989).

Das Modell berücksichtigt außerdem externe Variablen. Diese wirken auf die Überzeugungsvariablen Nützlichkeit und Benutzerfreundlichkeit, auf die Einstellung sowie auf die Nutzungsabsicht. Beispiele sind Schulungsmaßnahmen oder organisatorische Unterstützung. Solche Faktoren können die wahrgenommene Nützlichkeit direkt beeinflussen und über die Benutzerfreundlichkeit einen zusätzlichen indirekten Effekt erzeugen (vgl Davis et al., 1989) Das TAM nimmt an, dass diese

Effekte vollständig über die Schlüsselfaktoren Nützlichkeit und Benutzerfreundlichkeit vermittelt werden (vgl. Venkatesh, 2000).

Die externen Variablen bilden damit die Verbindung zwischen individuellen Merkmalen der Nutzer:innen, situative Rahmenbedingungen und organisatorische Eingriffe ab, die sich auf das Verhalten der Nutzer:innen auswirken (vgl. Davis et al., 1989). In zahlreichen Studien wird das Konstrukt Einstellung (*Attitude*) nicht berücksichtigt. Der Grund dafür ist die Unsicherheit, ob der Einfluss von Nützlichkeit und Benutzerfreundlichkeit vollständig über die Einstellung vermittelt wird. Einigkeit besteht jedoch darin, dass zwischen Nützlichkeit und Nutzungsabsicht ein besonders starker direkter Zusammenhang besteht. Die Eliminierung der Einstellung erleichtert daher die Darstellung der direkten Wirkung von Benutzerfreundlichkeit und Nützlichkeit auf die Nutzungsabsicht (vgl. Venkatesh, 2000).

3.2.2. TAM im Kontext der Arbeit und Hypothese 1

Im Falle dieser Forschungsarbeit wird nicht die Akzeptanz der Nutzer:innen gegenüber dem KI-Tool selbst untersucht, sondern vielmehr ihre Akzeptanz gegenüber den Inhalten, die durch dieses Tool generiert werden. Dies erfordert eine Anpassung des klassischen Technology Acceptance Model (TAM) (vgl. Davis, 1989). Während das TAM ursprünglich darauf abzielt, die wahrgenommene Nützlichkeit (*perceived usefulness*) und wahrgenommene Benutzerfreundlichkeit (*perceived ease of use*) eines Systems für dessen direkte Anwender:innen zu erfassen, müssen diese Variablen im Kontext KI-generierter Werbeinhalte neu interpretiert werden.

So ist davon auszugehen, dass Konsument:innen nicht die Effizienz des Programms selbst bewerten, sondern die Wirkung und Qualität der resultierenden Inhalte. Erkenntnisse aus der *Ad-Appeal-Forschung* verdeutlichen, dass Werbemittel, die als ansprechend und ästhetisch wahrgenommen werden, auch als nützlicher bewertet

werden – unabhängig von ihrer objektiven Funktionalität (vgl. Kurosu & Kashimura, 1995). Dieser sogenannte „aesthetic-usability effect“ beschreibt, dass visuell überzeugende Designs zu einer positiveren Gesamtbewertung führen, selbst wenn die tatsächliche Leistung unverändert bleibt. Übertragen auf KI-generierte Werbung bedeutet dies, dass Konsument:innen die Inhalte dann als funktional und vertrauenswürdig einstufen, wenn sie ästhetisch und emotional ansprechend gestaltet sind.

Die wahrgenommene Nützlichkeit (PU) kann hier somit übersetzt werden in *“Ist das Werbemittel ansprechend?”* und Benutzerfreundlichkeit (PEOU) *“Ist das Werbemittel verständlich?”* Diese Dimensionen könnten also die Konsumentenakzeptanz gegenüber dem Einsatz von KI in Werbemitteln beeinflussen. Frühere Studien zeigen, dass wahrgenommene Authentizität und Qualität von KI-generierten Inhalten entscheidend für die Bewertung durch Konsument:innen sind (vgl. Kim & Sundar, 2022).

Wahrgenommene Nützlichkeit der KI bei der Gestaltung	Wahrgenommene Benutzerfreundlichkeit der KI bei der Gestaltung
Ist das Werbemittel ansprechend?	Ist das Werbemittel verständlich?

Tabelle 3: TAM Komponenten im Kontext dieser Studie

Quelle: eigene Darstellung, auf Basis von Davis (skdf) und Kurosu & Kashimura, 1995

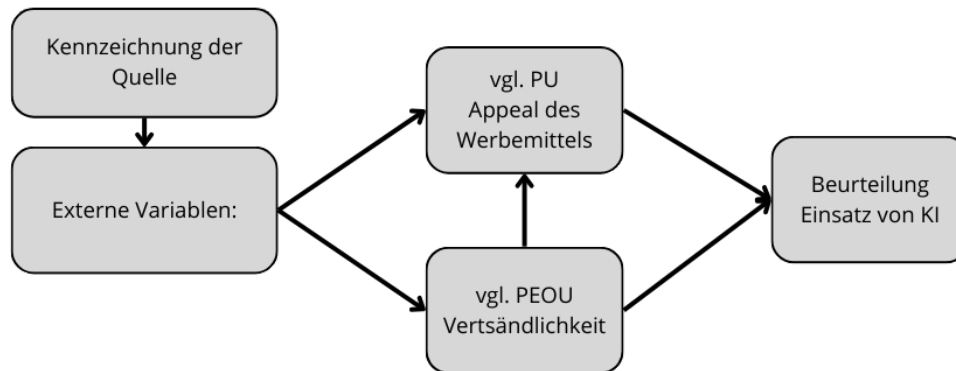


Abbildung 9: TAM Komponenten im Kontext dieser Studie

Quelle: eigene Darstellung, auf Basis von Davis (1989) und Kurosu & Kashimura, 1995

*Somit kann folgende Hypothese (2) abgeleitet werden: Rezipient*innen die die Werbemittel als ansprechender bewerten, eine höhere Akzeptanz bezüglich des Einsatzes der KI bei der Gestaltung von Werbemitteln haben.*

3.3. KI-Nutzungsverhalten in beiden Modellen

Ein weiterer Faktor, der bei beiden Modell mitgedacht werden sollte, ist das KI-Nutzungsverhalten der Testpersonen. Laut vorhergegangenen Ausführungen weisen KI Nutzer*innen mehr Vertrauen gegenüber Künstlichen Intelligenz und KI-generierten Inhalten auf als Nicht-KI-Nutzer*innen.

Wie in Unterkapitel 3.1.1. beschrieben ist in dieser Studie auch die KI Absender der Werbebotschaft und dieses erhöhte Vertrauen in die zweite Quelle der Botschaft (KI) könnte die Bewertung der Werbemittel beeinflussen. Dies deckt sich mit Erkenntnissen aus der Innovations- und Diffusionsforschung, die besagen, dass technikaffine Individuen eher bereit sind, KI-Inhalte positiv zu bewerten und zu integrieren (vgl. Venkatesh & Davis, 2000; Shankar, 2018).

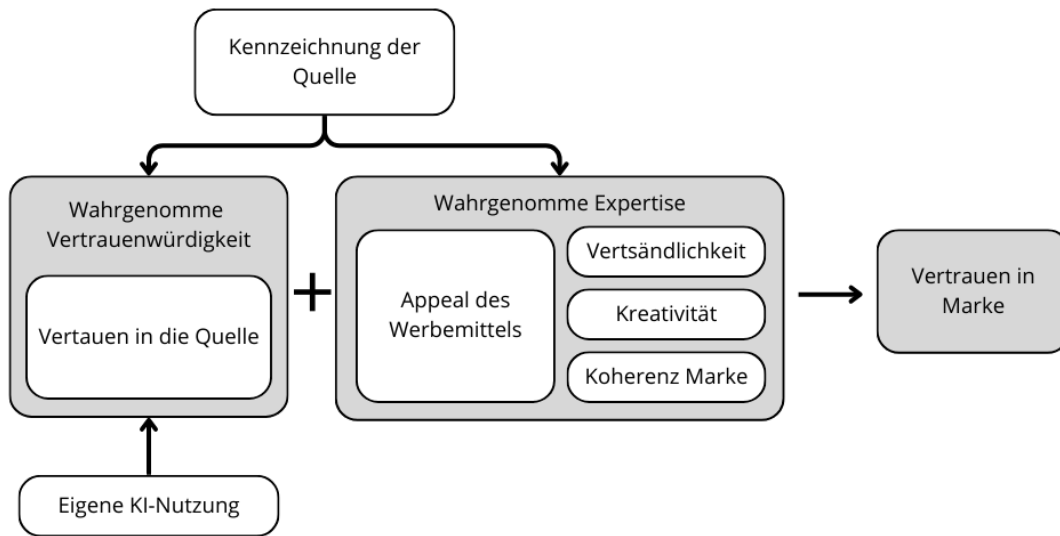


Abbildung 10: Adaptiertes Source Credibility Modell (V3)

Quelle: eigene Darstellung aufbauend auf Hovland, Janis, & Kelly, 1953

*Somit kann Hypothese (3) abgeleitet werden: Menschen, die selbst KI-Nutzer*innen sind (und dadurch mehr Vertrauen in die Quelle KI haben) das Unternehmen aufgrund des Werbemittels als vertrauenswürdiger bewerten als Nicht-KI-Nutzer*innen.*

Auch für das TAM gibt es hier wichtige Erkenntnisse: Personen, die KI-Anwendungen bereits einsetzen und diese als nützlich empfinden, weisen eine höhere Akzeptanz gegenüber KI-generierten Inhalten auf. (vgl. Venkatesh & Davis, 2000; Shankar, 2018).

Somit lässt sich schlussfolgern, dass die Akzeptanz von KI-Einsatz bei der Werbemittelgestaltung nicht allein durch die Eigenschaften des Werbemittels bestimmt wird, sondern auch durch die technologische Sozialisierung und Einstellung der Rezipient*innen gegenüber KI.

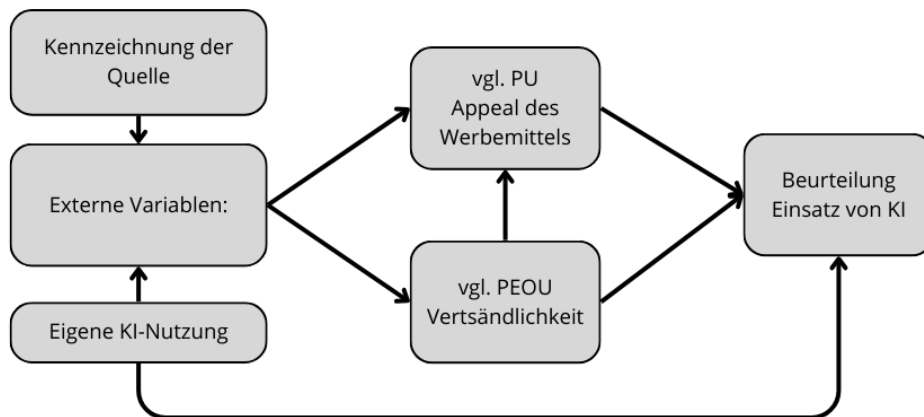


Abbildung 11: TAM Komponenten im Kontext dieser Studie (V2)

Quelle: eigene Darstellung, auf Basis von Davis (1989) und Kurosu & Kashimura, 1995

*Somit kann die Hypothese (4) abgeleitet werden, dass Menschen die Selbst KI Benutzer*innen sind, toleranter gegenüber dem Einsatz von KI sind, sprich den Einsatz von KI durch Unternehmen zur Werbemittelgestaltung positiver bewerten als Nicht-KI-Nutzer*innen. In dieser Studie wird auch der Einfluss der Nutzungshäufigkeit untersucht.*

3.4. Zusammenfassung

Im Rahmen des Technology Acceptance Model (TAM) spielt auch Vertrauen eine zentrale Rolle für die Akzeptanz neuer Technologien. Denn während das ursprüngliche Modell von Davis (1989) auf wahrgenommener Nützlichkeit und Benutzerfreundlichkeit basiert, haben Erweiterungen gezeigt, dass Vertrauen insbesondere in Kontexten mit Unsicherheit oder geringer Transparenz entscheidend ist. Vertrauen reduziert wahrgenommenes Risiko und wirkt sich positiv auf die Nutzungsintention aus (vgl. McKnight, Choudhury & Kacmar, 2002; Pavlou, 2003). Im Bereich des E-Commerce konnte nachgewiesen werden, dass Vertrauen sowohl die Wahrnehmung von Nützlichkeit als auch von Benutzerfreundlichkeit verstärkt (vgl. Gefen, Karahanna & Straub, 2003).

Insgesamt zeigt sich somit eine spannende Wechselwirkung zwischen dem TAM und dem Source-Credibility-Modell, da die abgeleiteten Annahmen der einzelnen Modelle einander stützen und gegenseitig validieren. Menschen, die die Quelle als vertrauenswürdiger wahrnehmen, haben eine höhere Akzeptanz gegenüber dem Einsatz der KI und bewerten sie Werbemittel besser – nach den gewählten Kriterien „Ansprechend, kreativ, verständlich“.

Somit kann final abgeleitet werden, dass Rezipient:innen die ein größeres Vertrauen in die Quelle haben - einerseits durch die eigene KI-Nutzung, andererseits durch die Kennzeichnung - die Werbemittel besser bewerten als die Teilnehmer:innen die weniger Vertrauen haben und somit eine höhere Akzeptanz gegenüber dem Einsatz der KI bei der Werbemittelgestaltung haben. Eine Prognose ist, dass Teilnehmer:innen die keine KI nutzen und die Werbemittel mit der Kennzeichnung “KI generiert” erhalten die Werbemittel am negativsten bewerten. Im Kontrast dazu kann angenommen werden, dass Teilnehmer*innen die selbst KI Nutzer*innen sind und die Kennzeichnung “von Menschen geprüft” erhalten, die Werbemittel am besten bewerten.

Für Nichtnutzer*innen muss das Vertrauen in die Quelle erhöht werden (z.B. durch Kennzeichnung) und somit kann angenommen werden, dass das Werbemittel positiver bewertet wird. Als Effekt daraus kann hergeleitet werden, dass Menschen, die der Quelle mehr vertrauen, das Werbemittel ansprechender bewerten und als Folge daraus auch den Einsatz der KI positiver darstellen. Mehr Vertrauen in das Unternehmen und Vertrauen in die Quelle verstärken einander positiv und haben Einfluss auf die Bewertung des Einsatzes.

Für KI Nutzer*innen gilt das ähnlich, jedoch kommt die extra Variable hinzu, dass sie selbst KI nutzen und deshalb angenommen werden kann, dass sie ein höheres Vertrauen in die KI als zweite Quelle haben. Es wird deshalb angenommen, dass KI Nutzer*innen im Schnitt etwas höher bewerten.

Abgelesen werden kann auch, was die Bewertung stärker beeinflusst - die vermittelte Vertrauenswürdigkeit durch die Kennzeichnung der Quelle oder das intrinsische Vertrauen durch die eigene KI Nutzung.

Die Kennzeichnung "Dieses Werbemittel wurde mithilfe von Künstlicher Intelligenz erstellt und von Menschen geprüft" sollte daher für KI-Nutzer:innen weniger ausschlaggebend für das Vertrauen in die Werbebotschaft und in die Bewertung des Werbemittels sein als bei nicht KI-Nutzer*innen, da schon ein Grundvertrauen in die KI gegeben ist.

Somit kann folgende Hypothese (4) abgeleitet werden: Bei den Befragten die selbst KI nutzen, ist die Differenz bei der Bewertung der Werbemittel und bei der Bewertung zum Einsatz der KI, zwischen "KI generiert" und "Dieses Werbemittel wurde mithilfe von Künstlicher Intelligenz erstellt und von Menschen geprüft" kleiner als bei nicht KI-Nutzer:innen.

4. Vorbereitung zur empirischen Untersuchung

Für eine bessere Übersicht wurden in diesem Kapitel nochmal die Hypothesen der Reihe nach aufgelistet und bereits mit den passenden Variablen für die spätere Auswertung dargestellt. In Vorbereitung auf Operationalisierung wurde diese nochmals mit den Erkenntnissen aus den Theoretischen Modellen verknüpft.

4.1. Hypothesen und Variablenverteilung

Hypothese 1: Unternehmen werden durch Werbesujets mit der Kennzeichnung: "Dieses Werbemittel wurde mithilfe von Künstlicher Intelligenz erstellt und von Menschen geprüft" als vertrauenswürdiger eingestuft, als Unternehmen mit den gleichen Werbesujets mit der Kennzeichnung: "* KI Generierte Inhalte".

→ Die unabhängige Variable (UV) ist die Kennzeichnung der Werbemittel.

→ Die abhängige Variable (AV) ist die Beurteilung der Vertrauenswürdigkeit der Marke durch das Werbemittel.

Hypothese 2: Rezipient*innen die die Werbemittel als ansprechender bewerten, beurteilen den Einsatz von KI zur Werbemittelgestaltung positiver.

→ Die unabhängige Variable (UV) ist, wie ansprechend das Werbemittel bewertet wird.

→ Die abhängige Variable (AV) ist die Beurteilung des Einsatzes von KI zur Werbemittelgestaltung durch das Unternehmen.

Hypothese 3: Menschen, die selbst KI-Nutzer*innen sind, stufen die Vertrauenswürdigkeit des Unternehmens, aufgrund des KI-generierten Werbemittels als vertrauenswürdiger ein als Nicht-KI-Nutzer*innen.

→ Die unabhängige Variable (UV) ist die eigene KI-Nutzung.

→ Die abhängige Variable (AV) ist die Beurteilung der Vertrauenswürdigkeit der Marke durch das Werbemittel.

Hypothese 4: Menschen die selbst KI-Nutzer*innen sind, bewerten den Einsatz von Künstlicher Intelligenz zur Werbemittelgestaltung positiver als Nicht-KI-Nutzer*innen.

→ Die unabhängige Variable (UV) ist die eigene KI-Nutzung.

→ Die abhängige Variable (AV) ist die Beurteilung des Einsatzes von KI zur Werbemittelgestaltung durch das Unternehmen.

Hypothese 5: Bei den Befragten, die selbst KI-Nutzer*innen sind, ist die Differenz bei der Bewertung zum Einsatz der KI, zwischen “*KI Generierte Inhalte” und “*Dieses

Werbemittel wurde mit Hilfe von Künstlicher Intelligenz erstellt und von Menschen geprüft“ kleiner als bei Nicht-KI-Nutzer*innen.

→ Die unabhängige Variable (UV) ist die eigene KI-Nutzung.

→ Die abhängige Variable (AV) ist die Differenz bei der Bewertung des Einsatzes von KI bei der Werbemittel-Gestaltung im Bezug auf die unterschiedliche Kennzeichnung.

4.2. Vorbereitung der Operationalisierung

Die Operationalisierung der abhängigen Variablen orientiert sich deshalb an etablierten Skalen aus der Werbewirkungs- und Akzeptanzforschung, die an das Source Credibility Model und TAM anknüpfen:

Die Beurteilung des Werbemittel (z. B. Ansprechbarkeit, Kreativität, Verständlichkeit) wird mittels Likert-Skalen erhoben und reflektiert die wahrgenommene Quellen-Qualität. Die Vertrauenswürdigkeit der Marke aufgrund des Werbemittels wird als Indikator für die wahrgenommene Glaubwürdigkeit der Quelle (KI und/oder Marke) gemessen.

Die Akzeptanz des KI-Einsatzes wird anhand von Items gemessen, die sich an TAM-Variablen orientieren, z. B. subjektive Nutzungsbewertung und generelle Einstellung gegenüber KI im Marketingkontext.

Die eigene Nutzung von KI wird als Einflussfaktor betrachtet, der die Akzeptanz und Bewertung der KI-generierten Werbemittel modifiziert.

5. Empirische Untersuchung

Die Forschungsfrage wird im Rahmen dieser Arbeit mithilfe einer quantitativen Online-Umfrage untersucht. Zur Überprüfung der Hypothesen H1 bis H5 wurde ein 2 × 2 Between-Subjects-Design gewählt, das mithilfe einer quantitativen Online-Befragung durchgeführt wird. In den folgenden Abschnitten wird die Methodik und

Operationalisierung verschriftlicht, die Zusammensetzung der Stichprobe und der Aufbau der Umfrage erklärt sowie die Erhebung der Daten zusammengefasst.

5.1. Methodik

In dieser Arbeit wird eine quantitative Herangehensweise gewählt, um festzustellen, ob KI Kennzeichnung in der Werbung einen signifikanten Einfluss auf die Beurteilung dieser Werbemittel hat. Quantitative Methoden haben das Ziel, die Verbindung zwischen unabhängigen und abhängigen Variablen zu etablieren. Dabei werden unabhängige Variablen gezielt manipuliert, um die Auswirkungen auf abhängige Variablen zu messen. Die abhängige Variable stellt somit das messbare Resultat der quantitativen Forschung dar (vgl. Kreis, Wildner & Kuß, 2021, S. 194 ff.).

Das Experiment folgt einem 2×2 Between-Subjects-Design mit den Faktoren Kennzeichnung (*KI generierte Inhalte vs. *Dieses Werbemittel wurde mit Hilfe Künstlicher Intelligenz erstellt und von Menschen geprüft) und als Moderator KI-Nutzung der Befragten (Ja vs. Nein). Die Kennzeichnung stellt die unabhängige Variable dar, während die KI-Nutzung als Moderator wirkt. Daraus ergeben sich insgesamt die vier Untersuchungsgruppen: Kennzeichnung Gruppe A (*KI generierte Inhalte) und KI-Nutzung "Ja", Kennzeichnung Gruppe A und KI-Nutzung "Nein", Kennzeichnung Gruppe B (*Dieses Werbemittel wurde mit Hilfe Künstlicher Intelligenz erstellt und von Menschen geprüft) und KI-Nutzung "Ja", Kennzeichnung Gruppe B und KI-Nutzung "Nein". Die abhängigen Variablen umfassen Akzeptanz des KI-Einsatzes, die Beurteilung der Werbemittel nach den Kriterien (ansprechend, verständlich, kreativ) und die wahrgenommene Vertrauenswürdigkeit der Marke und agieren als Mediatoren. Als Kontrollvariablen wurden Alter, Geschlecht und Wohnort erfasst.

Ziel quantitativer Forschung ist es, Daten quantifizierbar zu machen und die Ergebnisse von einer Stichprobe auf eine größere Grundgesamtheit zu generalisieren. Repräsentativität und eine saubere Stichprobenziehung gelten daher als zentrale

Voraussetzungen für die Aussagekraft quantitativer Forschung (vgl. Kreis, Wildner & Kuß, 2021, S. 23 ff., 69 ff.). Ein Fragebogen ist daher das geeignete Forschungsmittel. Für die Bewertung von Werbemitteln eignet sich eine quantitative Umfrage in Form eines Online-Fragebogens, da sie standardisierte, messbare Daten liefert und damit objektive sowie statistisch auswertbare Ergebnisse ermöglicht. Durch die Erhebung numerischer Daten können zentrale Aspekte wie Wirksamkeit, Attraktivität oder Verständlichkeit von Werbemitteln systematisch untersucht und miteinander verglichen werden.

Ein besonderer Vorteil des Online-Fragebogens liegt in der Erreichbarkeit von Teilnehmern in möglichst großer Anzahl. Zudem ermöglicht das digitale Format die direkte Integration multimedialer Inhalte – etwa Bilder, Anzeigen oder Videos – wodurch die Werbemittel im originalen Kontext präsentiert und authentisch bewertet werden können. Letztens reduziert die automatische Datenerhebung Fehler und somit Fehlanalysen.

Für die anschließende Analyse wurden unterschiedliche Methoden gewählt. Die Varianzanalyse (ANOVA) gewählt wird genutzt, um Mittelwertunterschiede der 4 Gruppen zu untersuchen. In der vorliegenden Untersuchung liegt ein 2×2-Design zugrunde: Die Stichprobe wird in zwei Hauptgruppen eingeteilt, die wiederum jeweils in zwei Untergruppen differenziert werden. Dieses Vorgehen erlaubt es, sowohl die Haupteffekte der einzelnen Gruppen als auch deren Interaktionseffekte zu analysieren. Zur Überprüfung der Hypothesen wurden ergänzend Korrelationsanalysen, t-Tests sowie eine Kovarianzanalyse (ANCOVA) durchgeführt. Dieses Vorgehen ermöglicht eine präzisere und differenzierte Beantwortung der Hypothesen.

5.2. Operationalisierung

Die Beurteilung, wie ansprechend das Werbemittel beurteilt wurde, erfolgte über ein Einzel-Item-Likert-Format. Für das Item „*The advertisement is appealing*“ kann auf

etablierte Skalen in der Ad-Affect-Forschung verwiesen werden (Likert-Type Scale, Soh et al., 2009) Die Bewertungen der Werbemittel hinsichtlich Verständlichkeit, Kreativität und wie passend das Werbemittel zur Marke beurteilt wird, wurde mit jeweils einem Item auf einer 5-Punkte-Likert-Skala erhoben. Die Items orientieren sich an etablierten Skalen der Werbewirkungsforschung (MacKenzie & Lutz, 1989; Smith et al., 2007; Keller, 1993). Das Markenvertrauen wurde mit einem Item erhoben, das sich an etablierten Konzepten orientiert: „Wie vertrauenswürdig erscheint Ihnen die Marke aufgrund des Werbemittels?“ (Likert-Skala, 1 = überhaupt nicht vertrauenswürdig, 5 = sehr vertrauenswürdig) (vgl. Chaudhuri & Holbrook, 2001) Die Bewertung des KI-Einsatzes wurde mit einem Item erfasst: „Wie bewerten Sie den Einsatz von KI durch das Unternehmen?“ (Likert-Skala, 1 = sehr negativ, 5 = sehr positiv) (vgl. Venkatesh et al., 2003; Gursoy et al., 2019). Die eigene KI-Nutzung wurde Variable wurde dichotom mit den Antwortoptionen ‚Ja‘ (1) und ‚Nein‘ (0) erfasst - die Häufigkeit der Nutzung wurde im Nächsten Schritt mit einer 1-Item-5-Punkte-Ordinalskala“ mit kategorialen (aber geordneten) Antwortoptionen abgefragt. Die Kontrollvariablen wurden wie folgt erfasst: Das Geschlecht wurde über eine Auswahlbox mit den Optionen weiblich, männlich und divers erfragt, das Alter eine Auswahlbox mit den Optionen 18-29, 30-44 und 45-60 angegeben wurde. Die Einteilung erfolgte nach dem Generationenmodell (Quelle) damit die Stichprobe sinngemäß erfasst werden konnte.

Konstrukt / Variable	Item-Beispiel	Skalierung	Quelle
Appeal (Ansprechbarkeit)	„The advertisement is appealing.“	1–5 Likert-Skala (Einzel-Item)	Soh et al., 2009
Verständlichkeit	„Die Anzeige ist verständlich.“	1–5 Likert-Skala (Einzel-Item)	MacKenzie & Lutz, 1989
Kreativität	„Das Anzeige ist kreativ.“	1–5 Likert-Skala (Einzel-Item)	Smith et al., 2007

Passung zur Marke	„Die Anzeige passt zum Thema der Marke.“	1–5 Likert-Skala (Einzel-Item)	Keller, 1993
Markenvertrauen	„Wie vertrauenswürdig erscheint Ihnen die Marke aufgrund des Werbemittels?“	1–5 Likert-Skala (1 = überhaupt nicht, 5 = sehr vertrauenswürdig)	Chaudhuri & Holbrook, 2001
Bewertung des KI-Einsatzes	„Wie bewerten Sie den Einsatz von KI durch das Unternehmen?“	1–5 Likert-Skala (1 = sehr negativ, 5 = sehr positiv)	Venkatesh et al., 2003; Gursoy et al., 2019
Eigene KI-Nutzung (dichotom)	„Nutzen Sie KI?“ (Antwortoptionen: Ja/Nein)	Dichotom (1 = Ja, 0 = Nein)	Eigene Erhebung
Eigene KI-Nutzung (Häufigkeit)	„Wie häufig nutzen Sie KI?“	1–4 Ordinalskala (kategorial, geordnet)	Eigene Erhebung
Kontrollvariable: Geschlecht	Auswahl: weiblich, männlich, divers	Nominal	Eigene Erhebung
Kontrollvariable: Alter	Auswahl: 18–29, 30–44, 45–60 (Generationenmodell)	Ordinal (Altersgruppen)	Eigene Einteilung (Generationenmodell)

Tabelle 4.: Zusammenfassung Operationalisierung

Quelle: eigene Darstellung

5.3. Auswahlverfahren Stichprobe

Die Grundgesamtheit der vorliegenden Studie umfasste Personen im Alter von 18 bis 60 Jahren mit Wohnsitz in Wien und Niederösterreich. Diese Eingrenzung erfolgte einerseits aus logistischen Erwägungen und andererseits basierend auf der Kaufkraft von Zielgruppen. Zu den logistischen Erwägungen wurde die Praktikabilität der Datenerhebung, im Bezug auf Erreichbarkeit durch einen Online-Fragebogen, und das Recht zur Einverständniserklärung durch Volljährigkeit berücksichtigt. Andererseits basiert sie auf der Relevanz als Marketingzielgruppe, welche mit Hilfe von

internationalen Befunden zur Generationenkaufkraft bestimmt wurden. Studien zur Konsum- und Kaufkraftentwicklung zeigen, dass die sogenannten Baby Boomer (geboren ca. 1946–1964) zwar über das höchste Vermögen verfügen und somit die „reichste“ Generation darstellen, jedoch im Verhältnis zu ihrem Einkommen und Vermögen weniger konsumorientiert auftreten (Statista, 2022). Im Gegensatz dazu weisen die Angehörigen der Generation Y (Millennials, geboren ca. 1981–1996) eine vergleichsweise hohe Konsumneigung auf und geben einen größeren Teil ihres Einkommens für Konsumgüter und Dienstleistungen aus (Deloitte, 2019). Die Generation X (geboren ca. 1965–1980) stellt nach der Generation Y die dominierende Alterskohorte am Arbeitsmarkt dar und spielt damit ebenfalls eine zentrale Rolle für die aktuelle Kaufkraftentwicklung. (vgl. Deloitte, 2019) Obwohl die Generation Z erst kürzlich den Arbeitsmarkt betreten hat, prognostiziert der NielsenIQ / World Data Lab-Report „Spend Z“, dass die Generation Z (geboren ca. 1997–2012) bis 2030 global Konsumausgaben in Höhe von circa 12 Billionen USD erreichen wird und bereits 2029 die Ausgaben der Baby Boomer überholt. Ein Bericht der Bank of America weist darauf hin, dass Gen Z bis 2035 voraussichtlich zur wohlhabendsten Generation aufsteigen wird, insbesondere durch den Transfer von Vermögenswerten der Baby Boomer (Bank of America, 2025) Unter Berücksichtigung dieser Entwicklungen ist die Beschränkung auf die Kohorten X, Y und Z methodisch begründet und inhaltlich relevant.

Daraus ergeben sich für die Grundgesamtheit laut Statistik Austria (2025) folgende Zahlen:

	Geschlecht	Männer	Absolute Zahlen
NÖ	Männer	18-29 Jahre	107 017
		30-44 Jahre	166496
		45-59 Jahre	201734
NÖ	Frauen	18-29 Jahre	98141
		30-44 Jahre	166006

		45-59 Jahre	205919
Wien	Männer	18-29 Jahre	173586
		30-44 Jahre	243372
		45-59 Jahre	208208
Wien	Frauen	18-29 Jahre	171242
		30-44 Jahre	234543
		45-59 Jahre	216163
Summe			2 192 427

Tabelle 5: Zusammensetzung Grundgesamtheit

Quelle: Statistik Austria (2025), eigene Darstellung

Die Stichprobengröße wurde mittels A-priori-Teststärkeanalyse („a priori/prospective power analysis“) bestimmt (vgl. Döring & Bortz, 2015). Als Zielanalyse wurde ein F-Test (faktorielle ANOVA 2×2) gewählt, da die zentralen Hypothesen die Haupteffekte und die Interaktion Kennzeichnungsart \times KI-Nutzung betreffen. Für die Power-Analyse wurde ein mittlerer Effekt nach Cohen zugrunde gelegt ($f = 0,25$), ein Signifikanzniveau von $\alpha = .05$ sowie eine Teststärke von $1-\beta = .80$ (vgl. Cohen, 1988). Die Annahme eines mittleren Effekts ist in der Sozial- und Verhaltensforschung ein anerkannter Orientierungswert, wenn keine belastbaren Vorbefunde zur spezifischen Effektgröße vorliegen und gleichzeitig theoretische wie empirische Hinweise auf substanzielle, aber nicht extreme Effekte bestehen (vgl. Cohen, 1988; Döring & Bortz, 2015).

Obwohl zusätzlich korrelative Auswertungen geplant sind, wurde die Stichprobe auf Basis der 2×2 -ANOVA festgelegt, weil diese das strengere Kriterium darstellt und in der Regel eine größere Fallzahl erfordert als einfache Korrelationen bei vergleichbaren Effektannahmen. Damit wird sichergestellt, dass die Studie hinreichend gepowert ist, um sowohl die Haupteffekte als auch die Interaktion der Faktoren mit ausreichender Wahrscheinlichkeit zu detektieren (vgl. Döring & Bortz, 2015; Cohen, 1988).

Bei $\alpha = 0,05$ und der gewünschten Teststärke von $1 - \beta = 0,85$ (etwas höher als empfohlen) ergab die Power-Analyse eine erforderliche Stichprobengröße von etwa $n = 50$ Personen pro Experimental-Zelle eines balancierten 2×2 -Designs (insgesamt $N \approx 200$). (Hemmerich, 2018)

Für die Stichprobe ergibt sich somit folgende Zusammensetzung:

	Geschlecht	Männer	Absolute Zahlen	Anteil an Grundgesamtheit	Umgerechnet auf Stichprobengröße
NÖ	Männer	18-29 Jahre	107 017	4,88%	9,76
		30-44 Jahre	166496	7,59%	15,19
		45-59 Jahre	201734	9,20%	18,40
NÖ	Frauen	18-29 Jahre	98141	4,48%	8,95
		30-44 Jahre	166006	7,57%	15,14
		45-59 Jahre	205919	9,39%	18,78
Wien	Männer	18-29 Jahre	173586	7,92%	15,84
		30-44 Jahre	243372	11,10%	22,20
		45-59 Jahre	208208	9,50%	18,99
Wien	Frauen	18-29 Jahre	171242	7,81%	15,62
		30-44 Jahre	234543	10,70%	21,40
		45-59 Jahre	216163	9,86%	19,72
Summe			2 192 427	100,00%	200

Tabelle 6: Zusammensetzung Stichprobe
Quelle: eigene Darstellung (vgl. Statistik Austria, 2025)

Wien		
Alter	Fraue n	Männer
18-29 Jahre	16	16
30-44 Jahre	21	22
45-59 Jahre	20	19

Tabelle 7: Stichprobe Wien

Niederösterreich		
Alter	Frauen	Männer
18-29 Jahre	9	10
30-44 Jahre	15	15
45-59 Jahre	19	18

Tabelle 8: Stichprobe Niederösterreich

5.4. Experimentdesign

Im Juli wurde der Fragebogen, mit Hilfe der Operationalisierung erstellt. Diese erste Version des Fragebogens wurde Ende Juni an den Betreuer dieser Masterarbeit übermittelt, um diesen zu Überprüfen. Im August wurde die zweite Version erstellt, welche dann auch genehmigt wurde. Der Fragebogen wurde auf der Website Unipark (<https://www.unipark.com>) programmiert. Für die Datenerhebung wurde ein quantitatives Umfrageverfahren gewählt. Diese Methode ermöglicht eine standardisierte und damit vergleichbare Erfassung der Antworten sowie eine anschließende statistische Auswertung. Quantitative Umfragen eignen sich besonders, wenn große Datenmengen systematisch erfasst und Hypothesen überprüft werden sollen. Darüber hinaus lassen sich Zusammenhänge zwischen Variablen aufzeigen und Ergebnisse auf eine größere

Grundgesamtheit verallgemeinern (Bortz & Döring, 2016; Schnell, Hill & Esser, 2018). Ausgewertet wurden die erhobenen Daten über das Programm JASP.

5.4.1. Fragebogenaufbau

Der Fragebogen setzt sich aus insgesamt drei Themenblöcken, welche im Folgenden beschrieben werden:

Nach der Einführung, inklusive einer kurzen Erklärung des Begriffs „Werbesujet“, wurden soziodemografische Merkmale der Teilnehmenden erhoben. Zunächst wurde das Geschlecht abgefragt. Hier standen die Antwortoptionen „weiblich“, „männlich“ und „divers“ zur Auswahl. Anschließend wurde das Alter in vier Kategorien erfasst: 18–29 Jahre, 30–44 Jahre, 45–60 Jahre sowie über 60 Jahre.

Danach erfolgte eine zufällige Zuteilung der Teilnehmenden zu zwei Versuchsgruppen (A und B).

Die beiden Gruppen erhielten identische Frageblöcke mit folgendem Aufbau: Den Teilnehmenden wurden nacheinander vier unterschiedliche Werbesujets von vier fiktiven Marken aus verschiedenen Branchen vorgelegt. Alle Werbemittel wurden selbst gestaltet. Eingesetzt wurde KI generierte Bilder, erstellt mithilfe von Adobe Photoshop mit Ausnahme von einem Werbemittel, hier wurde ein KI generiertes Bild von Adobe Stock heruntergeladen. Die Layouts wurden auf der Plattform Canva erstellt.

Zu jedem Sujet wurden mehrere Fragen gestellt – zum „Appeal“ (Wie ansprechend ist das Werbemittel.) des Werbemittels, zur Verständlichkeit und Kreativität des Werbemittels, wie passend das Werbemittel zur Marke wahrgenommen wird, zum Vertrauen in das Unternehmen, sowie zur Bewertung gegenüber dem Einsatz von Künstlicher Intelligenz (KI) bei der Werbemittelgestaltung.

Der einzige Unterschied zwischen den Gruppen bestand in der Kennzeichnung der Werbemittel:

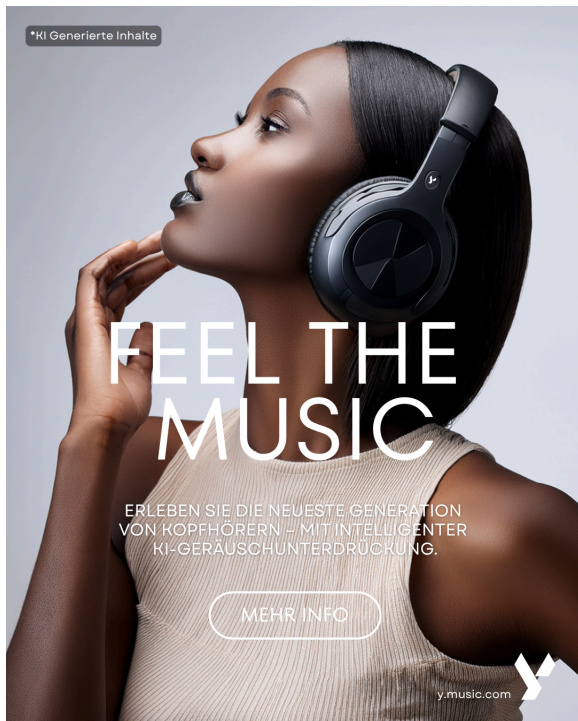


Abbildung 12: Beispiel Werbesujet - Gruppe A mit dem Hinweis „*KI Generierte Inhalte“.

Quelle: eigene Darstellung

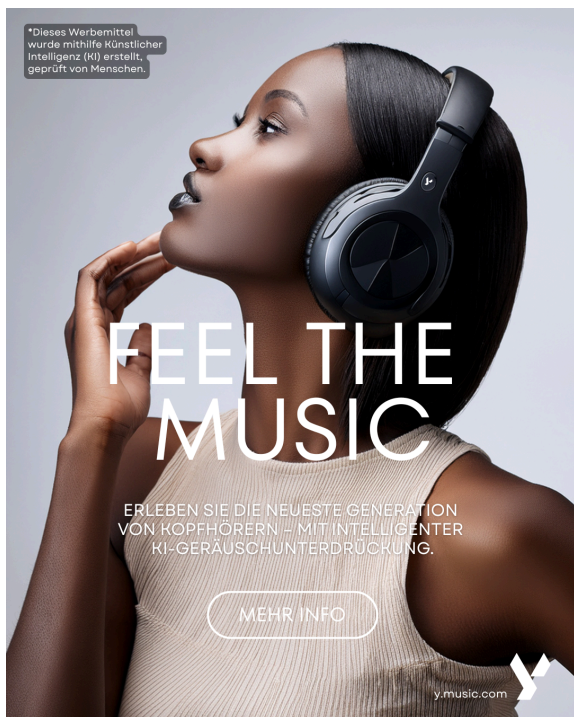


Abbildung 13: Beispiel Werbesujet - Gruppe B mit dem Hinweis „*Dieses Werbemittel wurde mithilfe Künstlicher Intelligenz erstellt und von Menschen geprüft“.

Quelle: eigene Darstellung

Im dritten Teil des Fragebogens wurden Fragen zur eigenen Nutzung von KI durch die Teilnehmenden gestellt. Erfasst wurden dabei die generelle Nutzung (Ja/Nein), die Nutzungshäufigkeit (Täglich, Mehrmals pro Woche, Zwischen einmal in der Woche und einmal im Monat, Weniger als einmal im Monat) sowie die konkreten Einsatzbereiche (Privat, Studium/Schule, Beruf) - hier war eine Mehrfachauswahl möglich.

Der Fragebogen endete mit einer Abschlussseite, auf der den Teilnehmenden für ihre Zeit und Mitwirkung gedankt wurde. Der vollständige Fragebogen ist der Arbeit angehängt.

Die Gruppen A und B wurden randomisiert und ca. gleich groß geplant. Die Selbstangabe zur KI-Nutzung wird nicht kontrolliert. Die erwartete Verteilung in der Stichprobe ist ca. 30 % Nein und 70 % Ja. Dadurch ergibt sich eine Limitation: Durch die ungleiche Verteilung der KI-Nutzer*innen sind Schätzungen, die stark von den kleineren Zellen abhängen (insbesondere Interaktionseffekte), weniger präzise als im balancierten Fall.

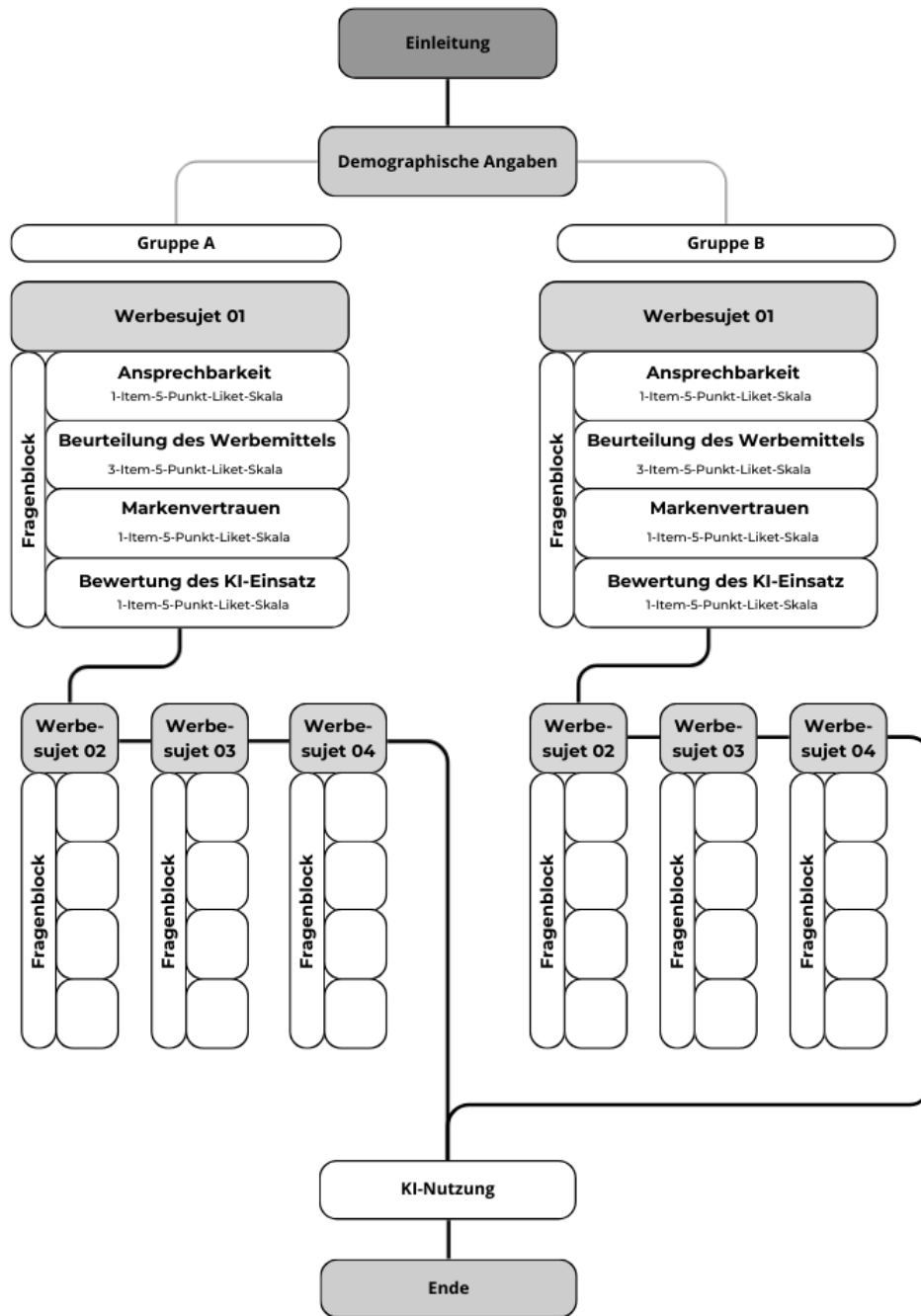


Abbildung 14: Darstellung Fragebogen Aufbau

Quelle: eigene Darstellung

5.4.2. Pretest

Im Anschluss an die Konzeption des Fragebogens wurde ein Pre-Test mit vier Personen in Präsenz durchgeführt. Ziel dieser Vorerhebung war es, die Verständlichkeit der Items, die Eindeutigkeit der Stimuli sowie die technische Umsetzbarkeit des Ablaufs zu prüfen und dadurch potenzielle Bedrohungen der Konstruktvalidität und Reliabilität frühzeitig zu identifizieren (vgl. Döring & Bortz, 2015).

Auf Grundlage der Rückmeldungen wurden zwei Anpassungen vorgenommen: Erstens wurde eines der ursprünglich auf Englisch gestalteten Werbemittel ins Deutsche übersetzt, um sicherzustellen, dass die Messung der Variable „Verständlichkeit“ nicht durch sprachliche Barrieren verfälscht wird. Zweitens wurde auf der Abschlussseite des Fragebogens ein Hinweis ergänzt, dass der Browser nach Beendigung der Befragung geschlossen werden kann. Diese Anpassung sollte die Benutzerfreundlichkeit erhöhen und Missverständnisse im Hinblick auf den Abschluss der Teilnahme vermeiden.

Durch diese Maßnahmen konnte gewährleistet werden, dass die Stimuli konsistent interpretiert werden und der Erhebungsprozess inhaltlich wie technisch reibungslos verläuft – was die interne Validität der Studie stärkt.

5.4.3. Datenerhebung

Die Rekrutierung der Proband*innen erfolgte über verschiedene Kanäle, darunter Social-Media-Plattformen (Instagram, LinkedIn) und über WhatsApp, insbesondere durch die Weiterleitung durch persönliche Kontakte. Die Studie wurde ebenfalls auf der Umfrageplattform *SurveyCircle* veröffentlicht. (SurveyCircle, 2025). Insgesamt nahmen im Zeitraum vom 22.08.2025 bis 31.08.2025 258 Personen an der Befragung teil. Davon schlossen 234 Personen die Umfrage vollständig und valide ab.

Im Rahmen des Quotierungsverfahrens wurden 34 Teilnehmende ausgeschlossen, da sie den Quoten der Stichprobe hinsichtlich Alter und/oder Bundesland nicht

entsprachen oder die entsprechende Quote bereits erfüllt war. Somit verblieben 200 Personen, die entsprechend der vorab definierten Quoten in die Stichprobe aufgenommen wurden. Diese 200 Fälle bilden die Grundlage der statistischen Auswertung.

Durch dieses Vorgehen konnte sichergestellt werden, dass die Struktur der Stichprobe die festgelegte Grundgesamtheit angemessen abbildet. Die erreichte Stichprobe kann daher als repräsentativ für die gewählte Zielpopulation betrachtet werden.

6. Auswertung der Daten und Ergebnisse

Für die Analyse und Auswertung der Daten wurde das Statistikprogramm JASP verwendet. Die Messvariablen wurden entsprechend ihres Skalenniveaus klassifiziert. Geschlecht und Wohnort sind nominale Variablen, während das Alter als metrische Variable erfasst wurde. Diese Variablen wurden nur genutzt, die Quoten entsprechend der Stichprobe zu erfüllen und wurden nicht in die Hypothesenprüfung einbezogen.

Für die Auswertung wurden die Bewertungen der vier Werbemittel jeweils aggregiert. Zunächst wurde für jede Frage der Mittelwert über alle vier Werbemittel berechnet, sodass pro Person ein einzelner Wert vorlag. Die Variable "Wie ansprechend finden Sie das Werbemittel", im Folgenden mit "Appeal" abgekürzt, entspricht dem Mittelwert der Bewertungen über alle Werbemittel. Für die Variablen Verständlichkeit, Kreativität und "Passend zur Marke" im Folgenden mit "Kohärenz" abgekürzt, wurde ebenfalls über alle vier Werbemittel ein Gesamtmittelwert berechnet. Dadurch liegt für jede Person ein einzelner aggregierter Wert vor. Auch die Variablen „Vertrauen in das Unternehmen“ und „Beurteilung des KI-Einsatzes“ wurden auf diese Weise aggregiert. Die genannten Variablen wurden als metrisch interpretiert.

Die Variable "KI-Nutzung" wurde nominal erfasst und die Nutzungshäufigkeit wurde mit einer zwar mit einer Ordinalskala erfasst, aber ebenfalls metrisch interpretiert. Obwohl die Skala theoretisch nur ordinale Daten liefert, wird davon ausgegangen, dass die Antwortoptionen gleichmäßige Intervallschritte suggerieren und somit eine Interpretation

als metrische Variablen zulassen. Zur besseren Vergleichbarkeit mit den übrigen Likert-Skalen wurden die Antwortkategorien der Nutzungsfrequenz umkodiert, sodass höhere Werte eine höhere Nutzungsfrequenz widerspiegeln. Dieses Vorgehen entspricht den methodischen Standards aktueller wissenschaftlicher Arbeiten. (vgl. z. B. Bühner, 2011; Moosbrugger & Kelava, 2020).

6.1. Deskriptive Statistik

6.1.1. Demografische Daten und Gruppenzusammensetzung

Die Stichprobe umfasste insgesamt 200 Personen. Das Geschlechterverhältnis war nahezu ausgeglichen mit 101 weiblichen (50,5 %) und 99 männlichen Teilnehmenden (49,5 %). Die Altersstruktur verteilte sich auf drei Gruppen: 50 Personen (25 %) waren zwischen 18 und 29 Jahre alt, 74 Personen (37 %) zwischen 30 und 44 Jahre und 76 Personen (38 %) zwischen 45 und 60 Jahre. Hinsichtlich des Wohnortes lebten 114 Personen (57 %) in Wien und 86 Personen (43 %) in Niederösterreich.

Merkmal	Kategorie	n	%
Geschlecht	Weiblich	101	50.5
	Männlich	99	49.5
Alter	18–29	50	25.0
	30–44	74	37.0
	45–60	76	38.0
Wohnort	Wien	114	57.0
	Niederösterreich	86	43.0

Tabelle 9: Fragebogen-Teilnehmer*innen gesamt und nach Demografischen Merkmalen

Von den Befragten gaben 135 Personen (67,5 %) an, KI zu nutzen, während 65 Personen (32,5 %) keine Nutzung angaben. Unter den KI-Nutzer*innen lag die durchschnittliche Nutzungshäufigkeit bei $M = 2.77$ ($SD = 0.95$) auf einer vierstelligen Skala, während sie bei Nicht-Nutzerinnen und -Nutzern erwartungsgemäß bei $M = 0.00$ lag.

Subgruppe	KI-Nutzung (%)
Frauen	71.3
Männer	63.6
Wien	66.7
Niederösterreich	68.6
18–29	82.0
30–44	85.1
45–60	40.8

Tabelle 10: Anteil KI-Nutzung nach Subgruppen

KI-Status	n	M	SD
Nutzer:innen (Ja)	135	2.77	0.95
Nicht-Nutzer:innen (Nein)	65	0.00	0.00

Tabelle 11: Nutzungshäufigkeit nach KI-Status

Betrachtet man die Anteile der KI-Nutzung innerhalb von Subgruppen, so zeigen sich deutliche Unterschiede: 71,3 % der Frauen und 63,6 % der Männer gaben eine Nutzung an. In Wien lag der Anteil der Nutzer:innen bei 66,7 %, in Niederösterreich bei 68,6 %.

Besonders hohe Nutzungsraten zeigten sich in der jüngsten Altersgruppe (18–29 Jahre: 82 %) und in der Altersgruppe 30–44 Jahre (85,1 %), während die Altersgruppe 45–60 Jahre mit 40,8 % deutlich seltener KI nutzte.

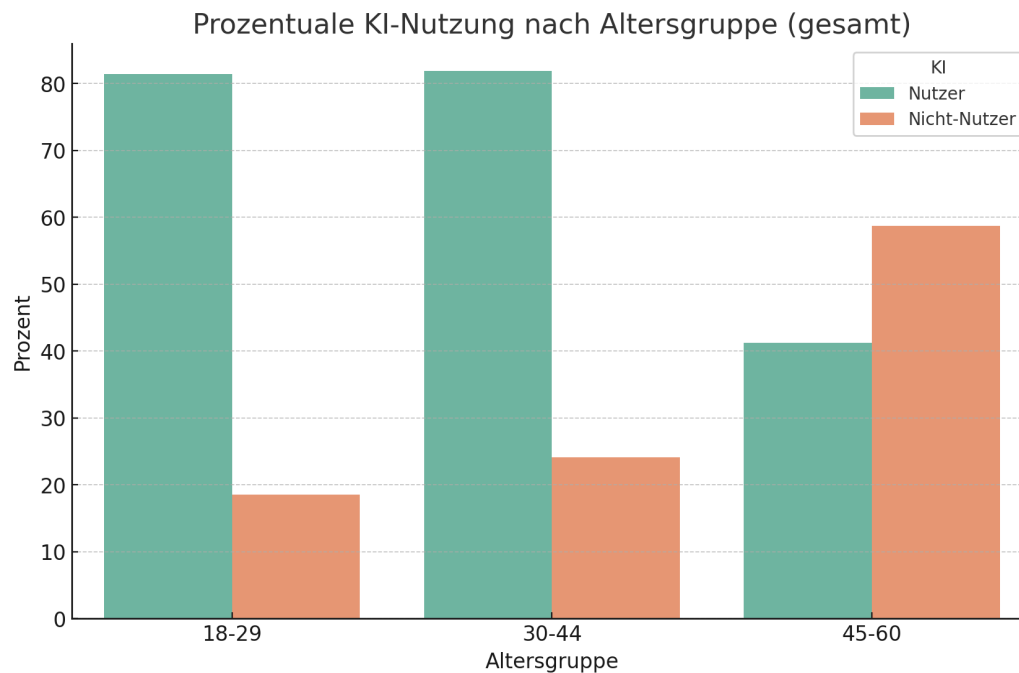


Abbildung 15: KI-Nutzung nach Altersgruppen

Quelle: eigene Darstellung

Die Ergebnisse zur Nutzung von KI-Diensten in der vorliegenden Stichprobe decken sich weitgehend mit den Befunden der im Forschungsstand erwähnten Reppublika Studie (Republica, 2023). In beiden Fällen liegt der Anteil der Nutzer*innen von KI-Diensten bei rund zwei Dritteln. Während in der Reppublika Erhebung 73 % der Männer und 66 % der Frauen mindestens einen KI-Dienst nutzen, zeigt sich auch in unserer Stichprobe eine hohe Nutzungsrate jedoch eine umgekehrte Verteilung (71,3 % der Frauen und 63,6 % der Männer). Abweichungen in einzelnen Subgruppen, wie das Ergebnis, dass Frauen in Wien im Alter von 30–44 Jahren zu 100 % KI nutzen, sind vermutlich auf Besonderheiten der Rekrutierung zurückzuführen (z. B. Befragung im

eigenen beruflichen Umfeld wie Büro-, Bildungs- oder Technikbranche). Da in den folgenden Analysen nicht nach Geschlecht und Alter differenziert wird, sondern aggregierte Auswertungen vorgenommen werden, wird diese Abweichung vernachlässigt.

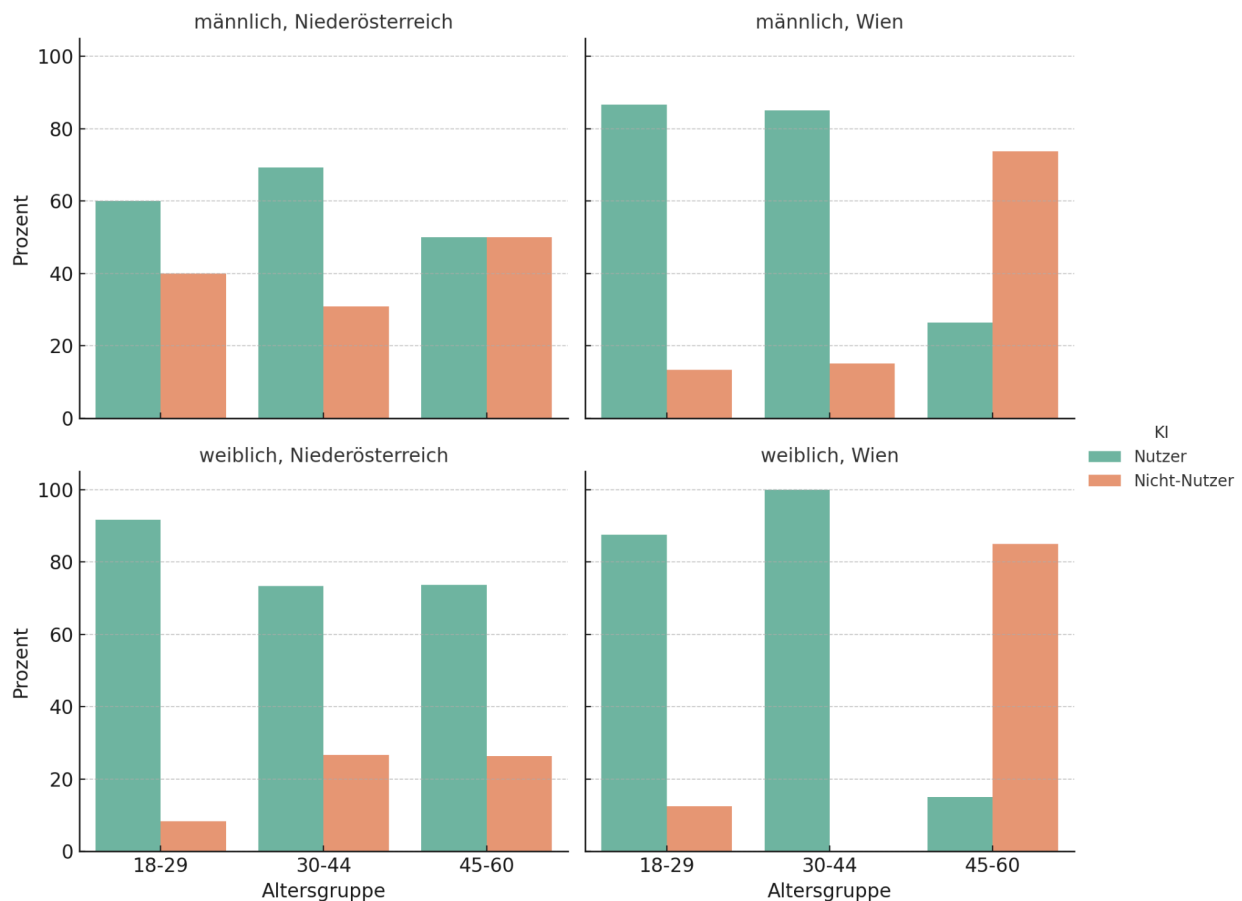


Abbildung 16: KI-Nutzung nach Subgruppen

Die Teilnehmenden wurden zufällig auf zwei Experimentalgruppen verteilt. Die Gruppe A (KI-generiertes Werbemittel) umfasste 95 Personen, während Gruppe B (KI + Mensch geprüft) 105 Personen umfasst. In Gruppe A befanden sich 48 Frauen und 47 Männer; 26 Personen waren zwischen 18 und 29 Jahre alt, 34 zwischen 30 und 44 Jahre und 35 zwischen 45 und 60 Jahre. Von diesen nutzten 60 Personen KI und 35 nicht. Gruppe B bestand aus 53 Frauen und 52 Männern; 24 Personen gehörten zur Altersgruppe 18–29

Jahre, 40 zur Altersgruppe 30–44 Jahre und 41 zur Altersgruppe 45–60 Jahre. In dieser Gruppe nutzten 75 Personen KI und 30 nicht.

Gruppe	n	%
A	95	47.5
B	105	52.5

Tabelle 12: Gruppengrößen

Quelle: eigene Darstellung

Merkmal	n
Geschlecht (W/M)	48 / 47
Alter (18–29 / 30–44 / 45–60)	26 / 34 / 35
KI-Nutzung (Ja/Nein)	60 / 35

Tabelle 13: A. Zusammensetzung – Gruppe A (n = 95)

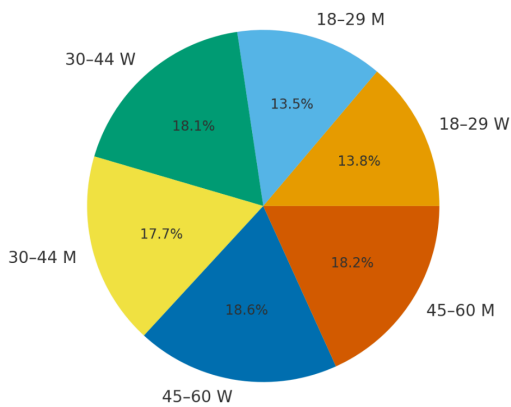
Quelle: eigene Darstellung

Merkmal	n
Geschlecht (W/M)	53 / 52
Alter (18–29 / 30–44 / 45–60)	24 / 40 / 41
KI-Nutzung (Ja/Nein)	75 / 30

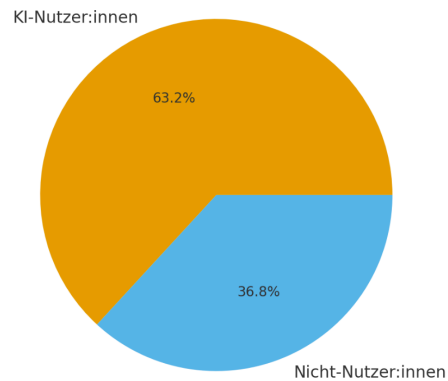
Tabelle 14: B. Zusammensetzung – Gruppe B (n = 105)

Quelle: eigene Darstellung

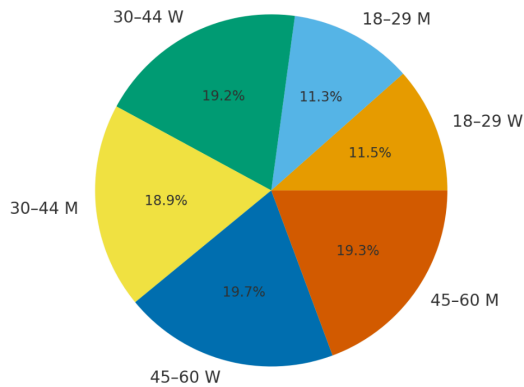
Gruppe A - Demografie (Alter x Geschlecht)



Gruppe A - KI-Nutzung



Gruppe B - Demografie (Alter x Geschlecht)



Gruppe B - KI-Nutzung

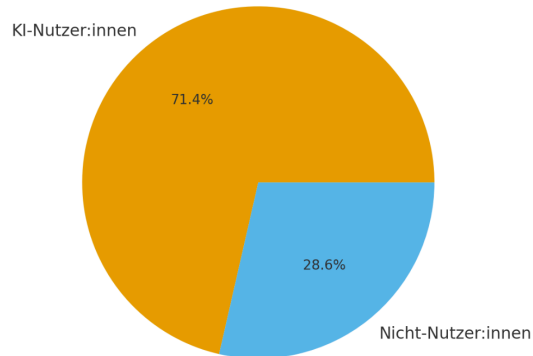


Tabelle 15: Zusammensetzung der Gruppen nach Demografischen Merkmalen und KI-Nutzung
Quelle: eigene Darstellung

6.1.2. Deskriptive Ergebnisse

Die zentralen Wahrnehmungsdimensionen der Werbemittel zeigten in der Gesamtstichprobe die folgenden Mittelwerte: Appeal wurde im Mittel mit 3.41 (SD = 0.72) bewertet, Verständlichkeit mit 3.94 (SD = 0.75), Kreativität mit 2.93 (SD = 0.77), Kohärenz mit 3.55 (SD = 0.72), Vertrauen in die Marke mit 3.11 (SD = 0.87) und die Beurteilung des KI-Einsatzes mit 2.86 (SD = 0.93).

Ein Vergleich der beiden Gruppen zeigte, dass Gruppe B in allen Dimensionen konsistent höhere Bewertungen abgab als Gruppe A. So lag der Mittelwert für Appeal in Gruppe A bei 3.28, in Gruppe B bei 3.53. Für Verständlichkeit ergaben sich Mittelwerte von 3.81 in Gruppe A und 4.06 in Gruppe B. Kreativität wurde in Gruppe A mit 2.79 und in Gruppe B mit 3.06 bewertet. Für Kohärenz ergaben sich Werte von 3.48 in Gruppe A und 3.62 in Gruppe B. Vertrauen in die Marke lag in Gruppe A bei 2.91 und in Gruppe B bei 3.29. Schließlich wurde der KI-Einsatz in Gruppe A mit 2.67 und in Gruppe B mit 3.03 beurteilt.

Variable	Gruppe A: M (SD)	Gruppe B: M (SD)	Gesamt M (SD)
Appeal	3.28 (0.77)	3.53 (0.65)	3.41 (0.72)
Verständlichkeit	3.81 (0.79)	4.06 (0.70)	3.94 (0.75)
Kreativität	2.79 (0.78)	3.06 (0.75)	2.93 (0.77)
Kohärenz	3.48 (0.73)	3.62 (0.70)	3.55 (0.72)
Vertrauen in die Marke	2.91 (0.88)	3.29 (0.82)	3.11 (0.87)
Beurteilung des KI-Einsatzes	2.67 (0.95)	3.03 (0.87)	2.86 (0.93)

Tabelle 16: Deskriptive Kennwerte (Mittelwerte, Standardabweichungen, Stichprobengrößen) der zentralen Variablen, getrennt nach den Gruppen A und B.

Quelle: eigene Darstellung

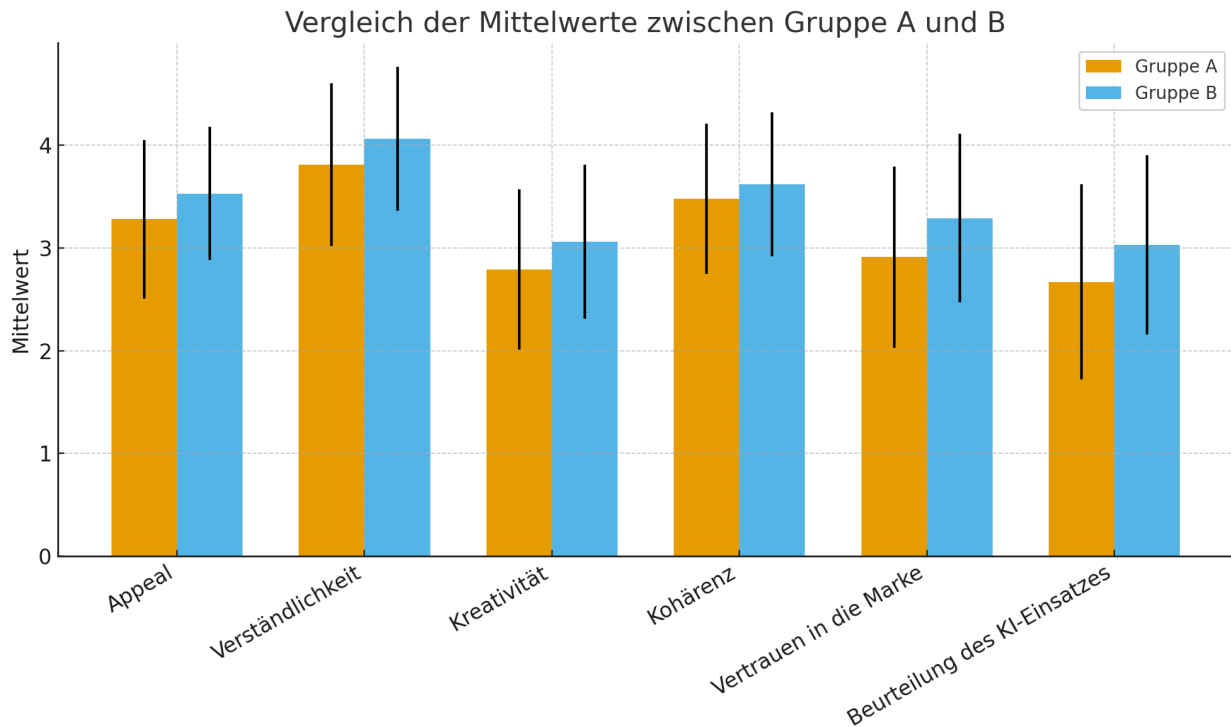


Abbildung 18: Vergleich der Mittelwerte nach Gruppe

Quelle: eigene Darstellung

Auch die Aufteilung nach KI-Nutzungsstatus verdeutlicht klare Unterschiede. KI-Nutzer*innen bewerteten Appeal im Mittel mit 3.55, während Nicht-Nutzer*innen einen Mittelwert von 3.11 angeben. Für die Verständlichkeit ergaben sich Mittelwerte von 4.06 bei den Nutzer*innen und 3.68 bei den Nicht-Nutzer*innen. Kreativität wurde von den Nutzer*innen mit 3.00 bewertet, von den Nicht-Nutzer*innen mit 2.78. In Bezug auf Kohärenz ergaben sich Werte von 3.66 gegenüber 3.32. Vertrauen in die Marke wurde von den Nutzer*innen im Mittel mit 3.30 angegeben, während die Nicht-Nutzer*innen 2.71 berichteten. Schließlich zeigte sich auch bei der Beurteilung des KI-Einsatzes ein deutlicher Unterschied mit Werten von 3.06 bei den Nutzer*innen und 2.42 bei den Nicht-Nutzer*innen.

Variable	Nutzer:innen: M (SD)	Nicht-Nutzer:innen: M (SD)
Appeal	3.55 (0.65)	3.11 (0.76)
Verständlichkeit	4.06 (0.71)	3.68 (0.77)
Kreativität	3.00 (0.76)	2.78 (0.78)
Kohärenz	3.66 (0.69)	3.32 (0.72)
Vertrauen in die Marke	3.30 (0.78)	2.71 (0.91)
Beurteilung des KI-Einsatzes	3.06 (0.89)	2.42 (0.86)

Tabelle 17: Mittelwerte der gemessenen Dimensionen nach KI-Status

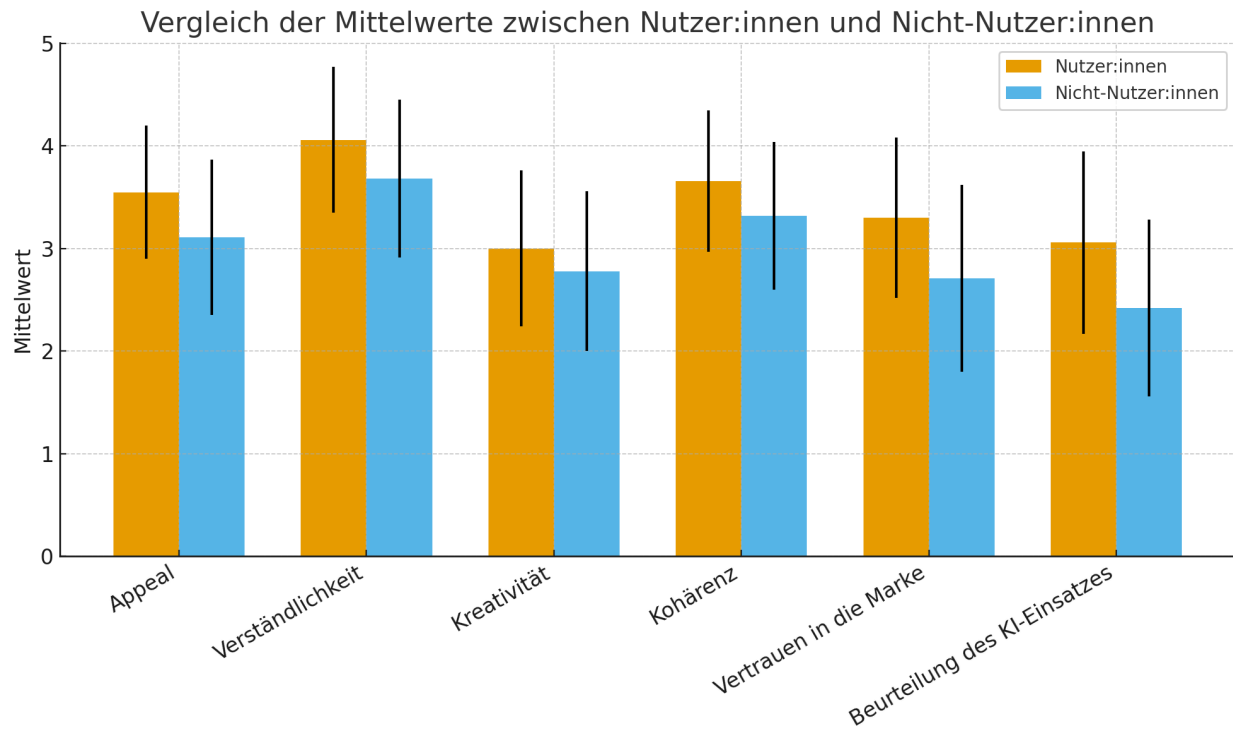


Abbildung 19: Vergleich der Mittelwert nach Gruppe

Quelle: eigene Darstellung

Insgesamt deuten die deskriptiven Ergebnisse somit darauf hin, dass sowohl die Art der Gruppenzuteilung (Gruppe A vs. Gruppe B) als auch die eigene KI-Nutzung die Wahrnehmung der Werbemittel in allen zentralen Dimensionen beeinflussten. Besonders ausgeprägt waren die Unterschiede beim Vertrauen in die Marke und bei der Beurteilung des KI-Einsatzes.

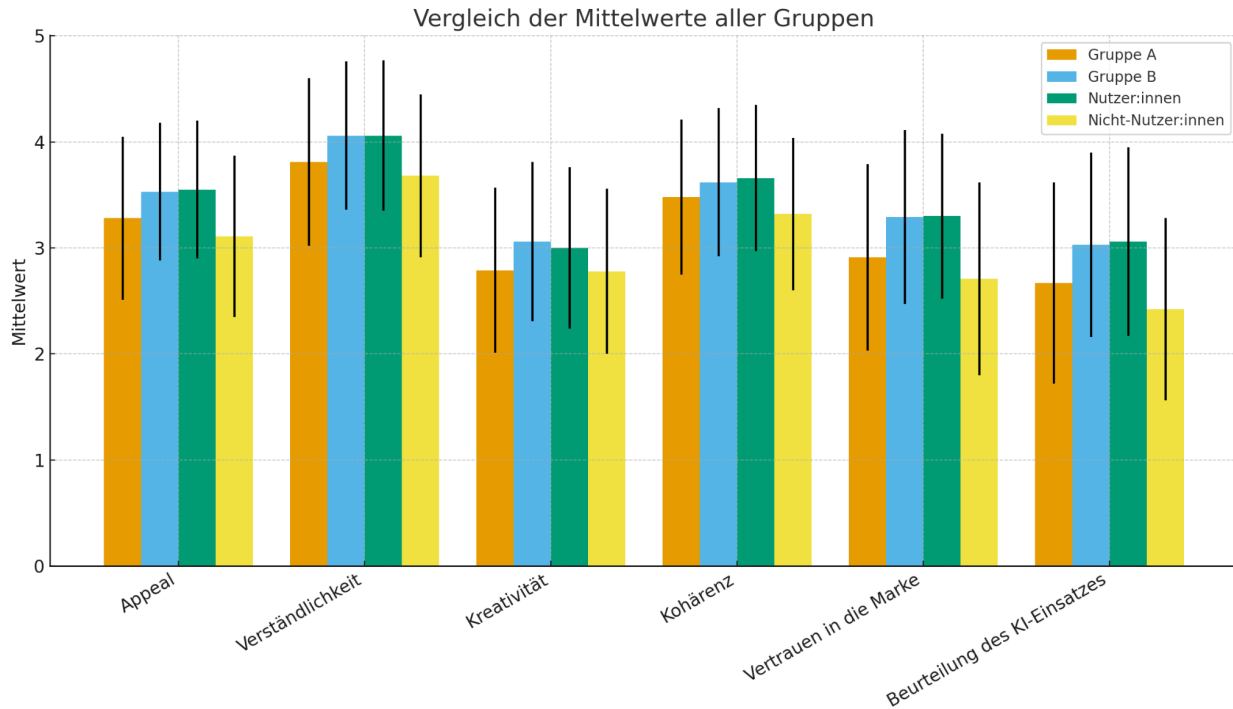


Abbildung 20: Vergleich der Mittelwerte nach Gruppe und KI-Nutzung

Quelle: eigene Darstellung

6.2. Auswertung der Daten

Zunächst wurden bei allen Skalen Gruppenunterschiede ausgewertet: Eine MANOVA wurde durchgeführt, um die Unterschiede zwischen den Gruppen über mehrere abhängige Variablen hinweg zu untersuchen. Der Gesamteffekt der Gruppe war nach Pillai's Trace grenzwertig signifikant, Pillai's Trace = .063, $F(6,193) = 2.15$, $p = .050$, was auf kleine bis moderate Unterschiede im multivariaten Profil hinweist. Da die Homogenität der Kovarianzmatrizen (Box's M = 39.75, $p = .008$) verletzt war, wurde Pillai's Trace als robustester Test herangezogen. Die Annahme der Normalverteilung kann aufgrund der relativ großen Stichprobengröße ($N = 200$) als unkritisch betrachtet werden, sodass die Ergebnisse als robust einzustufen sind.

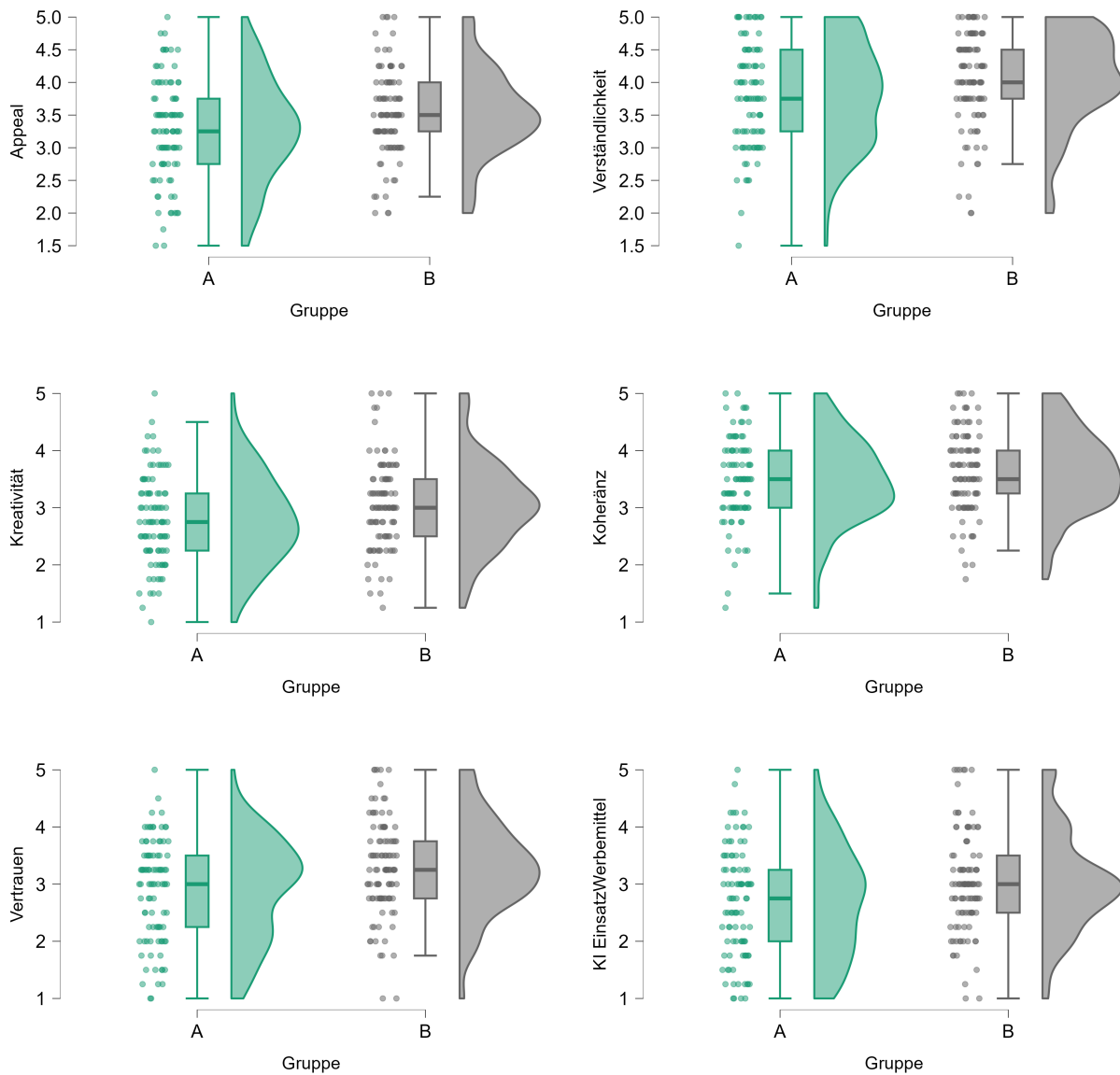


Abbildung 21 zeigt die Ergebnisse der *Raincloud Plots* für die Variablen *Appeal*, *Verständlichkeit*, *Kreativität*, *Kohärenz*, *Vertrauen*, *KI Einsatz Werbemittel*, geteilt nach den Gruppe A und B.

Die Grafiken wurden mit der Statistiksoftware *JASP* (JASP Team, 2025) erstellt.

Die anschließenden univariaten ANOVAs zeigten signifikante Gruppenunterschiede in *Appeal*, $F(1,198) = 6.40$, $p = .012$, $\eta^2 = .031$, im wahrgenommenen KI-Einsatz, $F(1,198) = 7.69$, $p = .006$, $\eta^2 = .037$, im *Vertrauen*, $F(1,198) = 10.08$, $p = .002$, $\eta^2 = .048$, in

Kreativität, $F(1,198) = 6.29$, $p = .013$, $\eta^2 = .031$, sowie in der Verständlichkeit, $F(1,198) = 5.73$, $p = .018$, $\eta^2 = .028$. Kein signifikanter Unterschied zeigte sich hingegen in der Kohärenz, $F(1,198) = 1.99$, $p = .159$, $\eta^2 = .010$.

Insgesamt bewertete Gruppe B alle signifikanten Dimensionen positiver als Gruppe A. Die Annahme der Varianzhomogenität war in allen ANOVAs erfüllt (alle Levene-Tests n. s.). Die berichteten Effektgrößen (η^2) lagen überwiegend im kleinen bis mittleren Bereich (vgl. Cohen, 1988), was darauf hindeutet, dass die Unterschiede zwischen den Gruppen zwar signifikant, jedoch moderat ausgeprägt waren.

Da aber die Aufteilung pro Gruppe von KI-Nutzer*innen nicht überprüft wurde, und die Auswertung der Teilnehmer*innen ergab dass Gruppe B aus mehr KI-Nutzer*innen bestand, wurde im nächsten Schritt eine 2x2 ANOVA für alle Skalen durchgeführt.

Die zweifaktorielle ANOVA zeigte keinen signifikanten Effekt der Gruppe auf Appeal, $F(1,196) = 3.47$, $p = .064$, $\eta^2 = .016$. Stattdessen ergab sich ein deutlicher Haupteffekt der KI-Nutzung, $F(1,196) = 16.56$, $p < .001$, $\eta^2 = .076$, wobei KI-Nutzer*innen höhere Werte auf bei der Dimension Appeal vergaben als Nicht-Nutzer*innen. Die Interaktion zwischen Gruppe und KI-Nutzung war nicht signifikant, $F(1,196) = 0.53$, $p = .467$, $\eta^2 = .002$. Im Vergleich zur einfaktoriellen ANOVA, die zunächst einen Vorteil von Gruppe B nahegelegt, zeigt sich damit, dass dieser Unterschied in Wahrheit auf den höheren Anteil an KI-Nutzer*innen in Gruppe B zurückzuführen ist und nicht auf die Gruppenzugehörigkeit selbst.

Die Abbildung 22 zeigt, dass der "Appeal" in beiden Moderatorbedingungen von Gruppe A zu Gruppe B ansteigt. Für Moderator = 1 (KI-Nutzer*in) erhöhte sich der Mittelwert von ca. 3.4 auf 3.7, während er für Moderator = 2 (Nicht-KI-Nutzer*in) von ca. 3.0 auf 3.2 stieg.

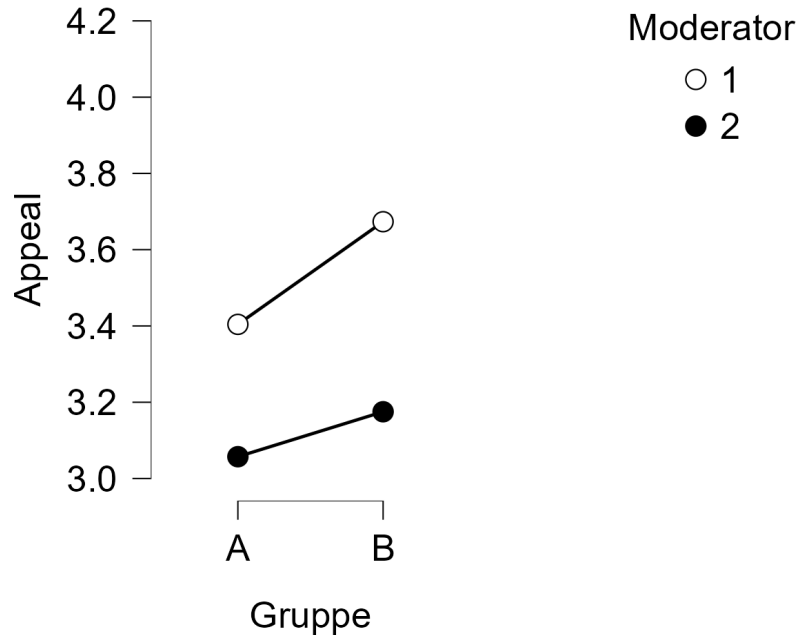


Abbildung 22: Mittelwerte des *Appeal* (y-Achse) getrennt nach Gruppe A und Gruppe B (x-Achse). Dargestellt sind zwei Linien für die Moderatorvariable (Legende rechts): Moderator = 1 (offene Kreise) und Moderator = 2 (gefüllte Kreise). Die Linien verbinden die jeweiligen Mittelwerte pro Gruppe. Die y-Achse reicht von 3.0 bis 4.2. Die Grafiken wurden mit der Statistiksoftware *JASP* (JASP Team, 2025) erstellt.

Um auch für die Anderen Variablen zu testen, ob die KI Nutzung bzw. die Zahl der KI-Nutzer*innen das Ergebnis verfälscht wurde eine Reihe von zweifaktoriellen ANOVAs mit den Faktoren Gruppe (A vs. B) und KI-Nutzung (Ja vs. Nein) durchgeführt. Diese ergaben, dass sich die Gruppen signifikant in Kreativität, $F(1,196) = 5.56$, $p = .019$, $\eta^2 = .027$, Vertrauen, $F(1,196) = 6.81$, $p = .010$, $\eta^2 = .030$, sowie im wahrgenommenen Einsatz von KI-Werbemitteln, $F(1,196) = 4.18$, $p = .042$, $\eta^2 = .019$, unterschieden.

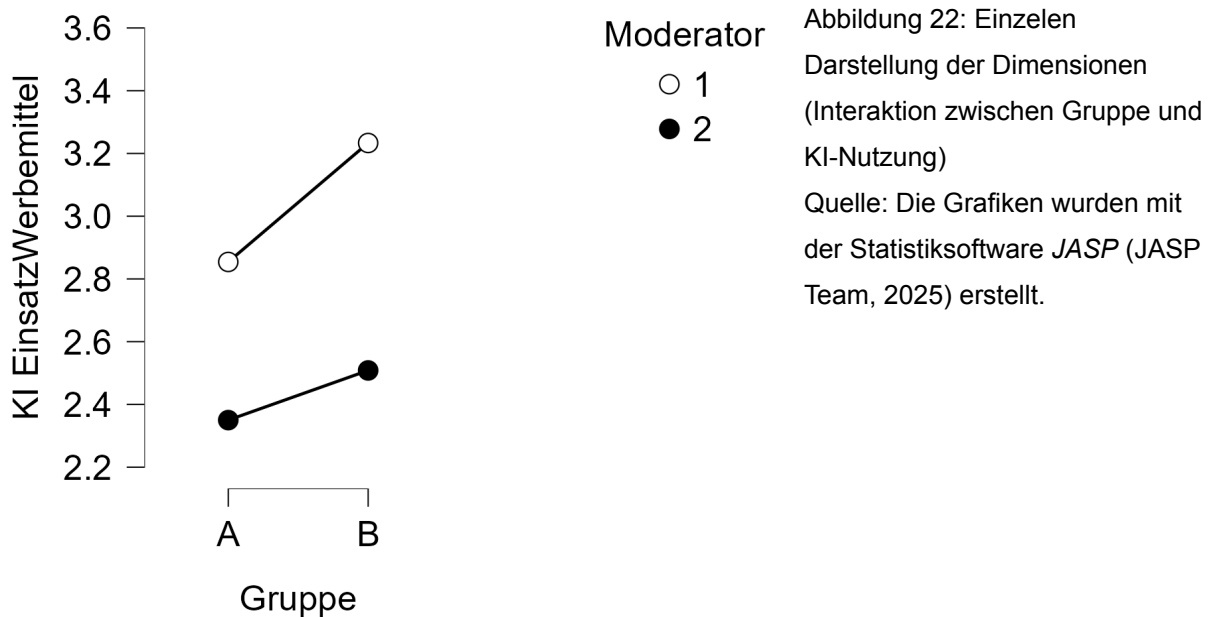
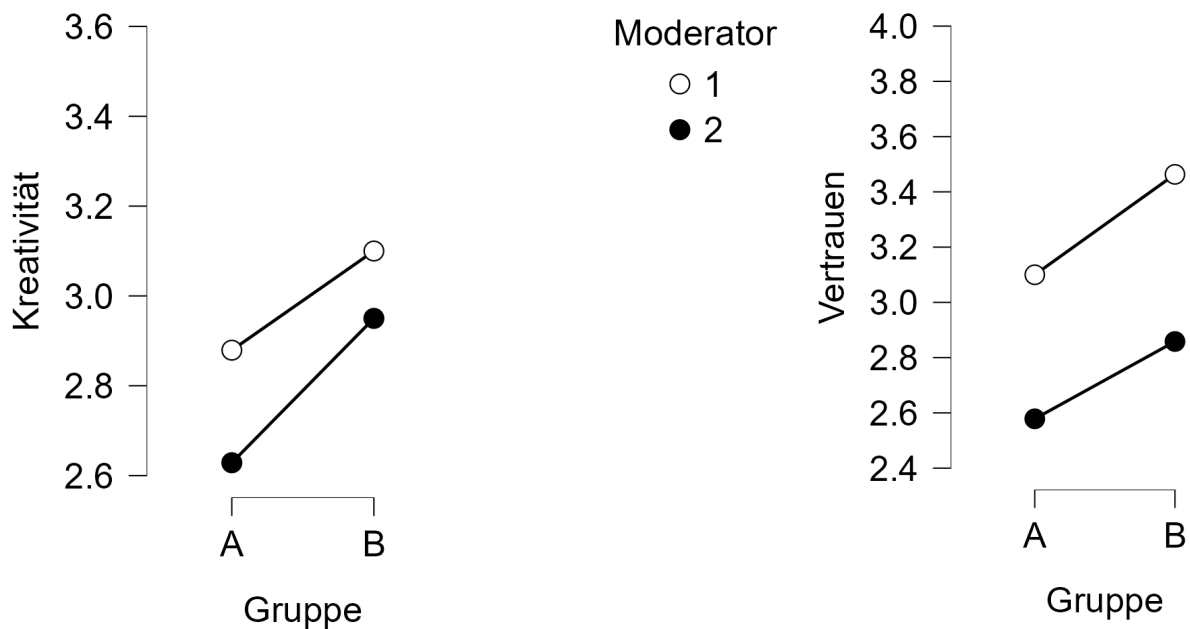


Abbildung 22: Einzelnen Darstellung der Dimensionen (Interaktion zwischen Gruppe und KI-Nutzung)
 Quelle: Die Grafiken wurden mit der Statistiksoftware *JASP* (*JASP* Team, 2025) erstellt.

Kein signifikanter Gruppeneffekt zeigte sich hingegen für Kohärenz, $F(1,196) = 0.76$, $p = .385$, $\eta^2 = .004$, Verständlichkeit, $F(1,196) = 2.51$, $p = .115$, $\eta^2 = .012$. Unabhängig von der Gruppenzugehörigkeit zeigte sich ein deutlicher Haupteffekt der KI-Nutzung, wobei Nutzer:innen durchgängig höhere Werte berichteten (alle $p_s < .05$). Die Interaktion

zwischen Gruppe und KI-Nutzung war für keine Skala signifikant (alle p s > .20), was darauf hinweist, dass sich die Effekte von Gruppe und KI-Nutzung additiv und unabhängig voneinander auswirken.

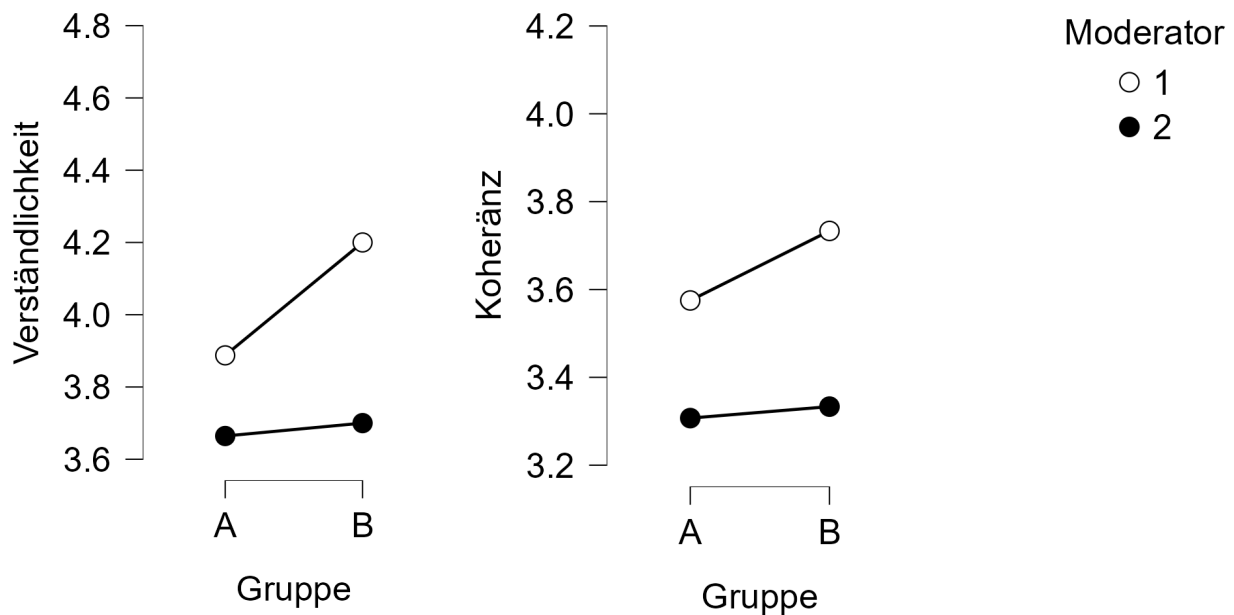


Abbildung 22: Einzelnen Darstellung der Dimensionen (Interaktion zwischen Gruppe und KI-Nutzung)
Quelle: Die Grafiken wurden mit der Statistiksoftware JASP (JASP Team, 2025) erstellt.

6.3. Beantwortung Hypothesen

Hypothese 1: *Unternehmen werden durch Werbesujets die mit der Kennzeichnung: "Dieses Werbemittel wurde mithilfe von Künstlicher Intelligenz erstellt und von Menschen geprüft" als vertrauenswürdig eingestuft, als die Unternehmen mit den gleichen Werbesujets mit der Kennzeichnung: "KI generiert".*

Zur Überprüfung von Hypothese 1, dass Gruppe B ein höheres Vertrauen in die Marke aufweist als Gruppe A, wurde zunächst eine einfaktorielle ANOVA durchgeführt. Die Ergebnisse zeigten einen signifikanten Unterschied zwischen den Gruppen, $F(1,198) = 10.08$, $p = .002$, $\eta^2 = .048$. Gruppe B ($M = 3.29$, $SD = 0.82$) berichtete ein signifikant höheres Vertrauen in die Marke als Gruppe A ($M = 2.91$, $SD = 0.88$). Da die Hypothese jedoch darauf zielt, dass die Kennzeichnung einen Unterschied macht, müssen mögliche Verzerrungsfaktoren berücksichtigt werden (z.B. die eigene KI-Nutzung). Die oben erwähnte zweifaktorielle ANOVA mit den Faktoren Gruppe (A vs. B) und KI-Nutzung (Ja vs. Nein) bestätigte jedoch, dass die sich Gruppen signifikant in der Variable Vertrauen, $F(1,196) = 6.81$, $p = .010$, $\eta^2 = .030$ unterscheiden, auch unter Berücksichtigung des Moderators. Damit kann geschlussfolgert werden, dass der Unterschied in der Bewertung durch die Unterschiede in der Kennzeichnung entsteht. *Somit kann Hypothese 1 bestätigt werden.*

*Hypothese 2: Rezipient*innen die die Werbemittel als ansprechender bewerten, beurteilen den Einsatz von KI zur Werbemittelgestaltung positiver.*

Zur Überprüfung von Hypothese 3 wurde eine Pearson-Korrelation zwischen der Bewertung des Appeals und der Bewertung des KI-Einsatzes berechnet. Die Ergebnisse zeigten einen starken positiven Zusammenhang, $r = .628$, $p < .001$, 95%-KI [.536, .705]. Damit gilt: Je ansprechender die Werbemittel eingeschätzt wurden, desto positiver fiel auch die Beurteilung des KI-Einsatzes aus. *Hypothese 3 konnte somit eindeutig bestätigt werden.*

Die Punktwolke in Abbildung 23 verdeutlicht eine lineare Tendenz (höhere Werte im Appeal mit höheren Einschätzungen zum KI-Einsatz in Werbemitteln), ergänzt durch die Regressionslinie (blau) sowie das 95%-Konfidenzband (grün gestrichelt). Die Histogramme und Dichtekurven an den Achsen illustrieren die Verteilung beider Variablen. Insgesamt unterstreichen die Ergebnisse, dass Personen, die Werbemittel als ansprechender bewerten, auch eine stärkere Zustimmung zum Einsatz von KI zur

Werbemittelgestaltung zeigen.

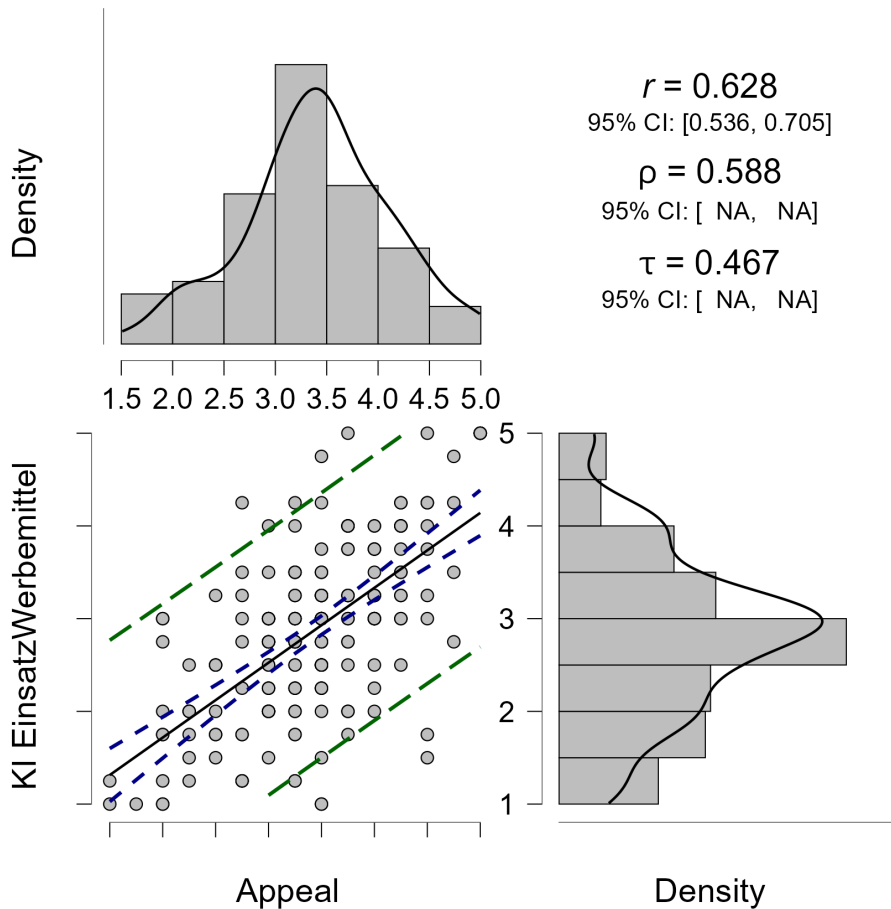


Abbildung 23 zeigt die Beziehung zwischen *Appeal* und *KI-Einsatz Werbemittel*.

Quelle: Quelle: Die Grafiken wurden mit der Statistiksoftware *JASP* (JASP Team, 2025) erstellt.

*Hypothese 3 besagt, dass Menschen, die selbst KI-Nutzer:innen sind, die Unternehmen aufgrund des KI-generierten Werbemittels als vertrauenswürdiger einstufen als Nicht-Nutzer*innen.*

Zunächst wurde eine einfaktorielle ANOVA mit Vertrauen als abhängiger Variable und KI-Nutzung (Ja/Nein) als Faktor durchgeführt. Die Ergebnisse zeigten einen signifikanten Haupteffekt, $F(1,198) = 22.68$, $p < .001$, $\eta^2 = .103$, wobei KI-Nutzer:innen

($M = 3.30$, $SD = 0.79$) der Marke deutlich mehr Vertrauen entgegenbrachten als Nicht-Nutzer*innen ($M = 2.71$, $SD = 0.91$). Damit konnte Hypothese 2 bestätigt werden.

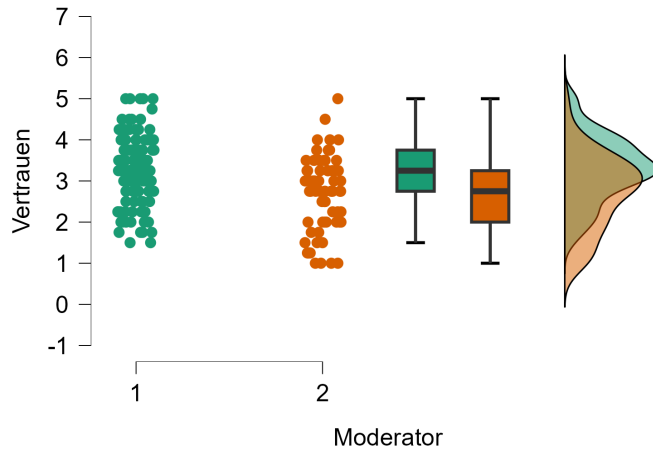


Abbildung 24: Raincloud Plots für die Variable Vertrauen in Bezug auf KI-Nutzung

Quelle: Statistiksoftware JASP (JASP Team, 2025)

*Hypothese 4: Menschen, die selbst KI-Benutzer*innen sind, bewerten den Einsatz von KI durch Unternehmen zur Werbemittelgestaltung positiver als Nicht-KI-Nutzer*innen.*

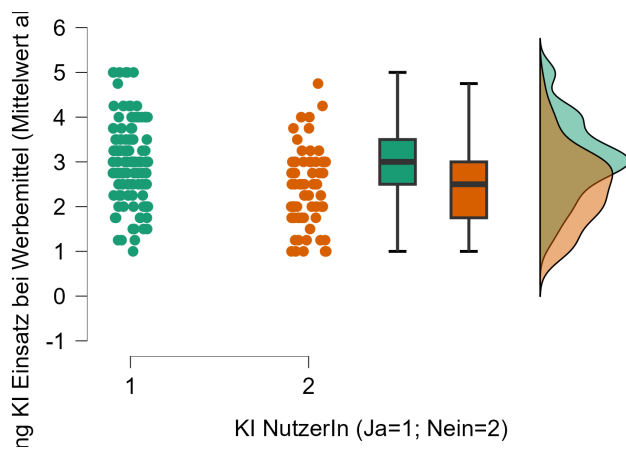


Abbildung 25: Raincloud Plots für die Variable KI-Einsatz Werbemittel in Bezug auf KI-Nutzung

Quelle: Statistiksoftware JASP (JASP Team, 2025)

Da auch getestet werden sollte, ob Nutzungshäufigkeit einen Einfluss auf die Bewertung hat, wurde eine Kovarianzanalyse (ANCOVA) durchgeführt. Sie untersuchte die Bewertung des KI-Einsatzes in Werbemitteln in Abhängigkeit von der Gruppenzugehörigkeit (KI-Nutzer*innen vs. Nicht-Nutzer*innen), wobei die Nutzungshäufigkeit als Kovariate berücksichtigt wurde. Der Haupteffekt der KI-Nutzung (Ja/Nein) war nicht signifikant, $F(1,197) = 1.34$, $p = .249$, $\eta^2 = .006$. Deskriptiv bewerteten Nutzer*innen ($M = 3.07$, $SD = 0.83$) den KI-Einsatz etwas positiver als Nicht-Nutzer*innen ($M = 2.42$, $SD = 0.86$).

Um eine Verzerrung durch die Gruppenzugehörigkeit auszuschließen, wurde noch eine ANCOVA in Abhängigkeit von der Gruppenzugehörigkeit untersucht, wobei die Nutzungshäufigkeit als wieder als Kovariate berücksichtigt wurde. Der Haupteffekt der Gruppe war statistisch nicht signifikant, $F(1,195) = 3.43$, $p = .066$, $\eta^2 = .016$, wies jedoch einen tendenziellen Unterschied auf.

Die Nutzungshäufigkeit zeigte hingegen einen signifikanten positiven Effekt, $F(1,197) = 19.30$, $p < .001$, $\eta^2 = .089$. Eine Korrelationsanalyse bestätigte diesen Zusammenhang: Höhere Nutzungshäufigkeit ging mit einer positiveren Bewertung einher, $r = .42$, $p < .001$, 95%-KI [0.30, 0.53].

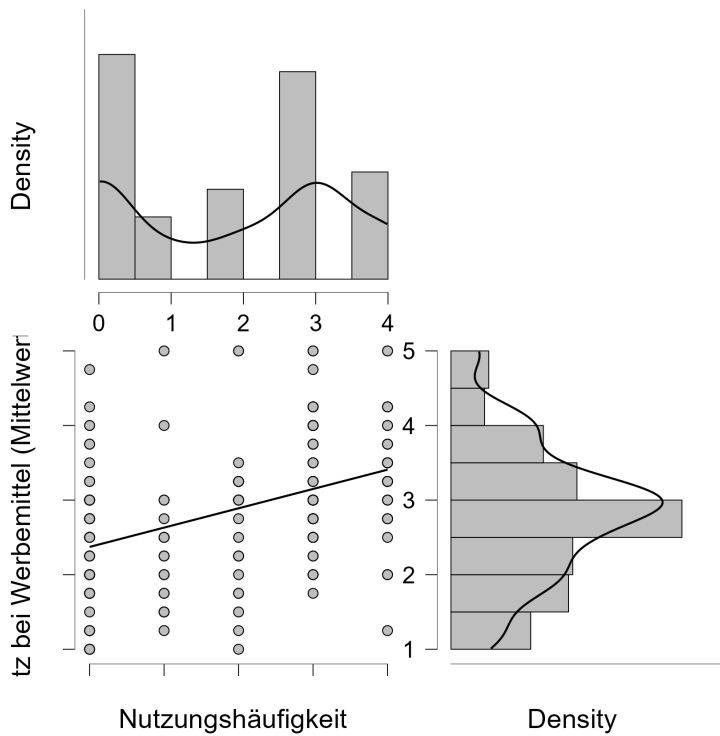


Abbildung 26: Korrelation Nutzungshäufigkeit und Bewertung KI-Einsatz

Quelle: Statistiksoftware *JASP* (JASP Team, 2025)

Zur genaueren Analyse wurden zusätzlich unabhängige t-Tests für die Stufen der Nutzungshäufigkeit durchgeführt. Zwischen Personen, die KI überhaupt nicht nutzen (0), und solchen, die bei der Nutzungshäufigkeit “Weniger als einmal im Monat” angaben, ergab sich kein signifikanter Unterschied in der Bewertung des KI-Einsatzes, $t(81) = 0.15$, $p = .884$, $d = 0.04$. Auch zwischen den Stufen 1 und 2 zeigte sich kein signifikanter Unterschied, $t(42) = -1.34$, $p = .188$, $d = -0.41$.

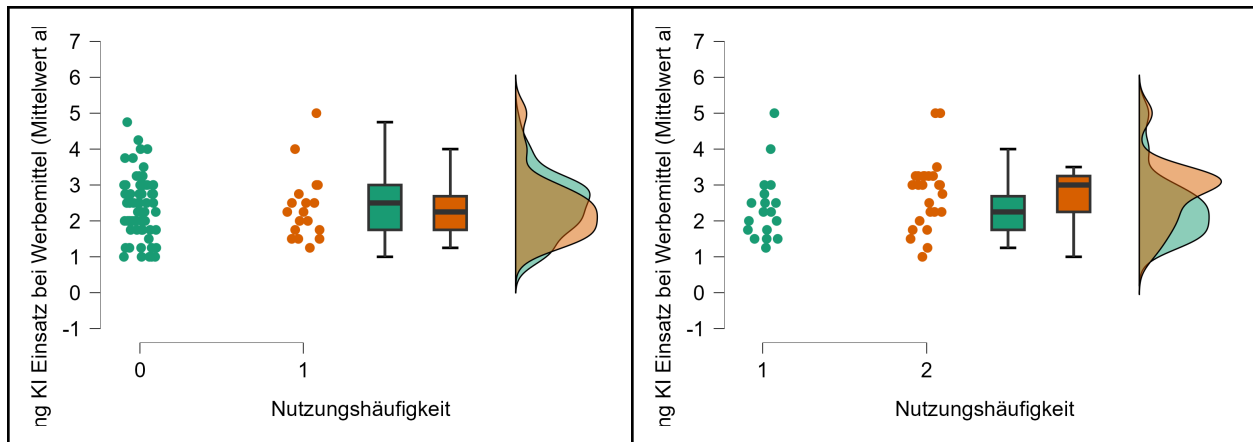


Abbildung 26: Unterschiede zwischen Nicht-Nutzer*innen und Nutzer*innen die selten KI nutzen
 Quelle: Statistiksoftware JASP (JASP Team, 2025)

Während also die Bewertungen zwischen 0 und 1 praktisch identisch ausfallen, deutet sich zwischen 1 und 2 ein mittlerer Effekt an, der statistisch jedoch nicht abgesichert werden konnte. Damit zeigt sich, dass erste Unterschiede in der Bewertung tendenziell erst bei intensiverer Nutzung (≥ 2 - “Zwischen einmal in der Woche und einmal im Monat”) auftreten.

Somit kann die Hypothese 4 teilweise bestätigt werden. KI-Nutzer*innen bewerten, den Einsatz von KI positiver, jedoch erst ab einer bestimmten Nutzungshäufigkeit.

Somit kann folgende Hypothese (5) abgeleitet werden: Bei den Befragten die selbst KI nutzen, ist die Differenz bei der Bewertung der Werbemittel und bei der Bewertung zum Hypothese 5: Bei den Befragten die selbst KI nutzen, ist die Differenz bei der Bewertung zum Einsatz der KI, zwischen “KI generiert” und “Dieses Werbemittel wurde mit Hilfe von Künstlicher Intelligenz erstellt und von Menschen geprüft” kleiner als bei nicht KI-Nutzer:innen.

Die einfaktorielle Varianzanalyse mit Moderator als zusätzlichen Faktor ergab wie bereits getestet einen signifikanten Haupteffekt der Gruppe, $F(1,196) = 4.18$, $p = .042$, $\omega^2 = .014$, sowie einen signifikanten Haupteffekt des Moderators, $F(1,196) = 21.84$, $p < .001$, $\omega^2 = .093$. Der Interaktionseffekt Gruppe \times Moderator war dagegen nicht

signifikant, $F(1,196) = 0.71$, $p = .402$, $\omega^2 = .000$.

Die deskriptiven Statistiken zeigen, dass Gruppe B im Mittel höhere Werte für den *KI-Einsatz von Werbemitteln* berichtete als Gruppe A. Bei Moderator 1 (KI-Nutzung "Ja") lag der Mittelwert für Gruppe A bei $M = 2.85$ ($SD = 0.94$) und für Gruppe B bei $M = 3.23$ ($SD = 0.81$), was einer Differenz von $\Delta M = 0.38$ entspricht. Bei Moderator 2 (KI-Nutzung "Nein") lag der Unterschied zwischen den Gruppen hingegen nur bei $\Delta M = 0.16$ (Gruppe A: $M = 2.35$, $SD = 0.90$; Gruppe B: $M = 2.51$, $SD = 0.81$).

Damit zeigt sich deskriptiv ein größerer Unterschied zwischen den Gruppen, wenn Moderator = 1 (KI-Nutzung "Ja") betrachtet wird. Dieser Unterschied ist jedoch statistisch nicht bedeutsam, da die Interaktion Gruppe \times Moderator nicht signifikant wurde ($p = .402$).

*Damit konnte Hypothese 5 nicht bestätigt werden. Der Unterschied zwischen Gruppe A und B bleibt bestehen, und ist sogar bei KI-Nutzer*innen größer - jedoch nicht signifikant.*

Hypothese	Inhalt	Test / Kennwerte	Ergebnis	Bestätigung
H1	Marken mit Kennzeichnung „Dieses Werbemittel wurde mithilfe von KI erstellt und von Menschen geprüft“ werden als vertrauenswürdiger eingestuft als bei Kennzeichnung „KI generiert“.	Zweifaktorielle ANOVA mit Gruppe (A vs. B) \times KI-Nutzung: $F(1,196) = 6.81$, $p = .010$, $\eta^2 = .030$	Signifikanter Unterschied zwischen Gruppen in Vertrauen	Hypothese bestätigt
H2	Je ansprechender die Werbemittel, desto positiver die Bewertung des KI-Einsatzes.	Pearson-Korrelation: $r = .628$, $p < .001$, 95%-KI [.536, .705]	Starker positiver Zusammenhang	Hypothese bestätigt

H3	KI-Nutzer:innen stufen die Marke mit KI-generiertem Werbemittel vertrauenswürdiger ein als Nicht-Nutzer:innen.	ANOVA: $F(1,198) = 22.68, p < .001, \eta^2 = .103$ M(Nutzer) = 3.30 (SD = 0.79) M(Nicht-Nutzer) = 2.71 (SD = 0.91)	Deutlich höheres Vertrauen bei KI-Nutzer:innen	Hypothese bestätigt
H4	KI-Nutzer:innen bewerten den Einsatz von KI in Werbemitteln positiver als Nicht-Nutzer:innen.	ANCOVA: $F(1,197) = 1.34, p = .249, \eta^2 = .006$. M(Nutzer) = 3.07 (SD = 0.83) M(Nicht-Nutzer) = 2.42 (SD = 0.86)	Positivere Bewertung bei KI-Nutzer:innen	Hypothese teilweise bestätigt
Extra	Nutzungshäufigkeit beeinflusst die Bewertung des KI-Einsatzes.	Pearson-Korrelation: $r = .42, p < .001, 95\%-KI [0.30, 0.53]$ ANCOVA Interaktion: $F(1,197) = 19.30, p < .001, \eta^2 = .089$	signifikanter Zusammenhang; 1 vs. ≥ 2 Nutzung	Bestätigt

H5	Bei KI-Nutzer:innen ist die Differenz in der Bewertung des KI-Einsatzes zwischen den Kennzeichnungen kleiner als bei Nicht-Nutzer:innen.	ANOVA: Gruppe $F(1,196) = 4.18, p = .042, \omega^2 = .014$ Moderator $F(1,196) = 21.84, p < .001, \omega^2 = .093$ Interaktion $F(1,196) = 0.71, p = .402, \omega^2 = .000$ $\Delta M(\text{Nutzer}) = 0.38$ vs. $\Delta M(\text{Nicht-Nutzer}) = 0.16$	Unterschied deskriptiv größer bei Nutzer:innen, Interaktion jedoch n.s.	Hypothese nicht bestätigt
-----------	--	--	---	---------------------------

Tabelle 18: Ergebnisse der Hypothesen-Prüfung

Quelle: eigene Darstellung, Daten (JASP, 2025)

7. Interpretation und Conclusio

Diese Arbeit untersuchte, inwiefern die Kennzeichnung von KI-generierten Inhalten bei Werbemitteln die Beurteilung durch Rezipient:innen beeinflusst und inwieweit die eigene KI-Nutzung hierbei eine Rolle spielt. Die Ergebnisse zeichnen ein klares Bild: Werbemittel, die laut Kennzeichnung „von Menschen geprüft“ wurden, erzielten in den Bereichen positiver Anzeigenbeurteilung und Vertrauen in die Marke signifikant höhere Werte als Werbemittel, die lediglich mit dem Hinweis „KI-generierte Inhalte“ versehen waren. Darüber hinaus wurden die „von Menschen geprüften“ Werbemittel insgesamt als ansprechender (Appeal) bewertet.

Ein weiterer zentraler Befund ist der Zusammenhang zwischen Appeal und der Akzeptanz des KI-Einsatzes: Je ansprechender ein Werbemittel wahrgenommen wurde, desto positiver fiel auch die Bewertung der KI-Nutzung aus. Dieser Befund bestätigt die Annahme, dass die Gestaltung und Attraktivität von Werbemitteln maßgeblich dazu beitragen, wie Rezipient:innen den Einsatz neuer Technologien – in diesem Fall Künstlicher Intelligenz – bewerten.

Darüber hinaus wurde geprüft, ob die eigene KI-Nutzung der Rezipient:innen einen ähnlich starken oder sogar stärkeren Einfluss als die Art der Kennzeichnung ausübt. Die Ergebnisse zeigten, dass die eigene Nutzung zwar einen signifikanten Haupteffekt hat – KI-Nutzer:innen bewerteten die Werbemittel insgesamt toleranter und positiver –, jedoch neutralisierte die eigene KI-Nutzung die Unterschiede zwischen den Kennzeichnungen nicht. Darüber hinaus bestätigten die Ergebnisse Hypothese 2, dass Personen mit eigener KI-Nutzung der Marke insgesamt mehr Vertrauen entgegenbringen als Nicht-Nutzer:innen – unabhängig von der Art der Kennzeichnung. Ebenso konnte Hypothese 4 gestützt werden: KI-Nutzer:innen bewerteten den KI-Einsatz in den Werbemitteln insgesamt positiver, wobei die Häufigkeit der Nutzung nur eine untergeordnete Rolle spielte. Hypothese 5 hingegen, die einen moderierenden Effekt der eigenen KI-Nutzung auf die Unterschiede zwischen den Kennzeichnungen annahm, konnte nicht bestätigt werden. Damit zeigt sich, dass sowohl die Kennzeichnung als auch die eigene Nutzung unabhängige und additive Effekte entfalten, ohne dass die Kennzeichnungseffekte durch die eigene Nutzung nivelliert werden. Selbst innerhalb der Gruppe der KI-Nutzer:innen blieb ein signifikanter Vorteil der Kennzeichnung „von Menschen geprüft“ bestehen.

Die Ergebnisse stehen damit teilweise im Einklang mit früheren Studien und den aufgestellten Hypothesen, weichen jedoch in einigen Punkten ab. Insbesondere die Vermutung, dass die eigene KI-Nutzung Unterschiede in der Wahrnehmung nivellieren würde, konnte nicht bestätigt werden. Stattdessen zeigen die Daten, dass sowohl die Kennzeichnung als auch die eigene Nutzung unabhängige und additive Effekte entfalten.

7.1. Beantwortung der Forschungsfrage

Aus diesen Befunden lässt sich für die Forschungsfrage ableiten, dass die Kennzeichnung von KI-generierten Inhalten einen signifikanten Einfluss auf die Beurteilung von Werbemitteln hat. Werbemittel mit einer positiven, vertrauensfördernden Kennzeichnung („von Menschen geprüft“) werden sowohl in Bezug auf ihre Anzeigenqualität, ihren Appeal als auch das Vertrauen in die Marke vorteilhafter bewertet als neutral oder rein technisch gekennzeichnete Inhalte („KI-generiert“). Damit wird die zentrale Forschungsfrage klar bejaht: Die Art der Kennzeichnung beeinflusst die Wahrnehmung und Bewertung von KI-generierten Werbemitteln signifikant.

Die berichteten Effektgrößen (η^2 , r) lagen überwiegend im kleinen bis mittleren Bereich (vgl. Cohen, 1988), sodass die Unterschiede zwar statistisch signifikant, jedoch inhaltlich moderat ausgeprägt sind.

7.2. Theoretische und praktische Implikationen

Die Ergebnisse der vorliegenden Untersuchung liefern neue Erkenntnisse im Hinblick auf die Kennzeichnung von KI-generierten Inhalten in Werbemitteln und erweitern den bisherigen Forschungsstand in mehreren zentralen Punkten. Nach aktuellem Kenntnisstand wurde erstmals nicht lediglich das Vorhandensein einer Kennzeichnung untersucht, sondern die Art der Kennzeichnung selbst. Damit konnte eine bislang bestehende Forschungslücke geschlossen werden. Zudem wurde überprüft, ob die eigene KI-Nutzung hierbei als zusätzlicher Einflussfaktor berücksichtigt werden kann.

Darüber hinaus wurden die Analysen über mehrere Produktkategorien hinweg durchgeführt, wodurch die Generalisierbarkeit der Ergebnisse gestärkt wird. Bestätigt werden konnte ebenfalls, dass auch für KI-generierte Werbemittel gilt: Der Appeal einer Anzeige sowie deren Beurteilung beeinflussen das Vertrauen in die Marke positiv.

Zusätzlich konnte gezeigt werden, dass ein hoher Appeal der Werbemittel mit einer höheren Akzeptanz gegenüber der KI-Nutzung verbunden ist. Mit anderen Worten: Je ansprechender ein Werbemittel wahrgenommen wird, desto eher sind Rezipient:innen bereit, die Verwendung von KI durch das Unternehmen positiv zu bewerten.

Im praktischen Kontext bedeuten diese Ergebnisse, dass die Art der Kennzeichnung einen wesentlichen Einfluss darauf hat, wie potenzielle Kund:innen sowohl die Werbeanzeige als auch den KI-Einsatz durch das Unternehmen beurteilen. Für Unternehmen und Agenturen, die in Zukunft verstärkt auf KI-generierte Inhalte setzen, ist dies von hoher Relevanz. Spätestens ab dem 26. August 2026, wenn eine gesetzliche Kennzeichnungspflicht für KI-Inhalte in Kraft tritt, können die hier gewonnenen Erkenntnisse als Leitfaden dienen, um die Gestaltung der Kennzeichnung gezielt so zu wählen, dass negative Effekte der KI-Nutzung abgemildert werden.

7.3. Limitationen und zukünftige Forschung

Trotz der gewonnenen Erkenntnisse weist die Studie einige Limitationen auf, die in zukünftiger Forschung adressiert werden sollten. Zwar wurden Werbemittel aus verschiedenen Branchen vorgelegt, es wurde jedoch nicht überprüft, ob die Bewertung branchenabhängig variiert. Hier wäre eine differenzierte Analyse sinnvoll, um mögliche Unterschiede zwischen Branchen sichtbar zu machen.

Darüber hinaus wurde nicht getestet, wie sich die Kennzeichnung „von Menschen geprüft“ im Vergleich zu ungekennzeichneten Werbemitteln verhält. Diese Bedingung wurde aus Gründen der Umsetzbarkeit ausgeschlossen, zudem ist ab August 2026 ohnehin eine Kennzeichnungspflicht vorgesehen. Gleichwohl wäre es insbesondere für Werbemittel, die nach der neuen Gesetzesordnung nicht zwingend gekennzeichnet werden müssen (z. B. eindeutig KI-generierte Inhalte oder Mischformen mit geringem KI-Anteil), relevant zu untersuchen, ob eine freiwillige Kennzeichnung sinnvoll ist.

Zudem erfolgte keine Aufteilung nach soziodemografischen Zielgruppen. Unterschiede zwischen Altersgruppen könnten jedoch signifikant sein. So zeigt sich beispielsweise, dass die Generation Z KI bereits in weiten Teilen nutzt. Da die Ergebnisse nahelegen, dass die eigene KI-Nutzung die Beurteilung signifikant beeinflusst, ist eine differenzierte Zielgruppenanalyse für zukünftige Forschung angezeigt.

Schließlich wurde lediglich eine alternative Art der Kennzeichnung überprüft. Für zukünftige Forschung bietet es sich an, systematisch verschiedene Kennzeichnungsarten miteinander zu vergleichen, um deren relativen Einfluss zu bestimmen. So könnten beispielsweise Unterschiede zwischen Kennzeichnungen wie „Von Menschen geprüft“, „Mit KI-Unterstützung erstellt“ oder „Vollständig von KI generiert“ untersucht werden. Auf diese Weise ließe sich präzise ermitteln, welche Art der Kennzeichnung die größte Wirkung auf Vertrauen, Akzeptanz und Markenwahrnehmung hat.

8. Literaturverzeichnis

Aichele, C. (2022). *Neuronale Netze: Grundlagen und Anwendungen*. Springer Vieweg. <https://doi.org/10.1007/978-3-658-35689-7>

Appinio. (2024, 8. August). *KI in der Werbung: 81 % der Deutschen fordern klare Kennzeichnung*. <https://www.appinio.com/de/pressemitteilungen/all>

Araujo, T., Helberger, N., Kruikemeier, S., & de Vreese, C. (2020). In AI we trust? Perceptions about automated decision-making by artificial intelligence. *AI & Society*, 35(3), 611–623. <https://doi.org/10.1007/s00146-019-00931-w>

Baek, J., Kim, J., & Kim, J. (2024). The effect of AI disclosure in advertising: How consumers respond to AI-generated ad content. *International Journal of Advertising*. Advance online publication. <https://doi.org/10.1080/02650487.2024.2401319>

Belch, G. E., & Belch, M. A. (2021). *Advertising and promotion: An integrated marketing communications perspective* (12th ed.). McGraw-Hill Education.

Bitkom. (2025, 22. April). *Unternehmen, die KI einsetzen, sind zumeist bereit dafür zu zahlen* [Presseinformation]. <https://www.bitkom.org/Presse/Presseinformation/Unternehmen-KI-Einsatz-zahlen>

Blumer, H. (1969). *Symbolic interactionism: Perspective and method*. Prentice Hall.

Brockmann, K. (2025). Aus der Praxis der Rechtsabteilung: Einsatz von generativer KI im Agenturalltag, insbesondere vertrags-, lizenz- und haftungsrechtliche Aspekte. In C. Vaih-Baur, V. Mathauer, E.-I. von Gamm & D. Pietzcker (Hrsg.), *KI in Medien, Kommunikation und Marketing* (S. 46–52). Springer.

Brown, S. P., & Stayman, D. M. (1992). Antecedents and consequences of attitude toward the ad: A meta-analysis. *Journal of Consumer Research*, 19(1), 34–51. <https://doi.org/10.1086/209284>

Bruhn, M. (2019). Buchtitel/Verlag unklar – bitte Titel, Auflage & Verlag ergänzen.

Chaudhuri, A., & Holbrook, M. B. (2001). The chain of effects from brand trust and brand affect to brand performance: The role of brand loyalty. *Journal of Marketing*, 65(2), 81–93. <https://doi.org/10.1509/jmkg.65.2.81.18255>

Cohen, J. (1988). *Statistical power analysis for the behavioral sciences* (2nd ed.). Lawrence Erlbaum.

Dagalp, H. (2024). *Kreativität in der Werbegestaltung*. Beltz Verlag. (Bitte prüfen, ob dies die im Text gemeinte Quelle ist.)

Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS Quarterly*, 13(3), 319–340.
<https://doi.org/10.2307/249008>

Döring, N., & Bortz, J. (2015). *Forschungsmethoden und Evaluation* (5. Aufl.). Springer.
<https://doi.org/10.1007/978-3-642-41089-5>

Dwivedi, Y. K., et al. (2023). Artificial intelligence (AI): Multidisciplinary perspectives on emerging challenges, opportunities, and agenda for research, practice and policy. *International Journal of Information Management*, 71, 102642.
<https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2023.102642>

Elgammal, A., Liu, B., Elhoseiny, M., & Mazzone, M. (2017). CAN: Creative adversarial networks, generating “art” by learning about styles and deviating from style norms. *arXiv*. <https://arxiv.org/abs/1706.07068>

Esch, F.-R. (2012). *Strategie und Technik der Markenführung* (3., aktualisierte Aufl.). Vahlen.

European Council. (2024, May 21). *Artificial intelligence (AI) act: Council gives final green light to the first worldwide rules on AI*.
<https://www.consilium.europa.eu/en/press/press-releases/2024/05/21/artificial-intelligence-ai-act-council-gives-final-green-light-to-the-first-worldwide-rules-on-ai/>

European Union. (2024). Regulation (EU) 2024/1689 of the European Parliament and of the Council of 13 June 2024 laying down harmonised rules on artificial intelligence (Artificial Intelligence Act). *Official Journal of the European Union*.
<https://eur-lex.europa.eu/eli/reg/2024/1689/oj/eng>

Faul, F., Erdfelder, E., Lang, A.-G., & Buchner, A. (2007). G*Power 3: A flexible statistical power analysis program for the social, behavioral, and biomedical sciences. *Behavior Research Methods*, 39(2), 175–191. <https://doi.org/10.3758/BF03193146>

Field, A. (2013). *Discovering statistics using IBM SPSS statistics* (4th ed.). Sage.

Florida, R., Mellander, C., & Adler, P. (2022). *The rise of the creative class: Revisited*. Basic Books.

Gefen, D., Karahanna, E., & Straub, D. W. (2003). Trust and TAM in online shopping: An integrated model. *MIS Quarterly*, 27(1), 51–90. <https://doi.org/10.2307/30036519>

Glikson, E., & Woolley, A. W. (2020). Human trust in artificial intelligence: Review of empirical research. *Academy of Management Annals*, 14(2), 627–660. <https://doi.org/10.5465/annals.2018.0057>

Google & DMB. (2025, March 20). *Personalized advertising fuels growth and drives competitiveness for European businesses*. Google Blog. <https://blog.google/technology/ads/personalized-advertising-for-european-businesses/>

Grigsby, J. L., Michelsen, M., & Zamudio, C. (2025). Service ads in the era of generative AI: Disclosures, trust, and intangibility. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 84, 104231. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2025.104231>

Gresham, L. G., & Shimp, T. A. (1985). Attitude toward the advertisement and brand attitudes: A classical conditioning perspective. *Journal of Advertising*, 14(1), 10–17. <https://doi.org/10.1080/00913367.1985.10672941>

Gu, C., Chen, S., Song, H., Zhao, W., Zheng, H., Li, A., Yan, T., & Xia, T. (2024). Exploring consumer acceptance of AI-generated advertisements from the perspectives of perceived eeriness and perceived intelligence. *Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research*, 19(3), 108. <https://doi.org/10.3390/jtaer19030108>

Gursoy, D., Chi, C. G., Lu, L., & Nunkoo, R. (2019). Consumers acceptance of artificially intelligent (AI) device use in service delivery. *International Journal of Information Management*, 49, 157–169. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2019.03.008>

Hemmerich, W. (2018). Stichprobengröße bei einfaktorieller ANOVA. *StatistikGuru.de*. <https://statistikguru.de/rechner/stichprobengroesse-einfaktorielle-anova.html>

Hengstler, M., Enkel, E., & Duelli, S. (2016). Applied artificial intelligence and trust—The case of autonomous vehicles. *Technological Forecasting and Social Change*, 105, 105–120. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2015.12.105>

Hilligoss, B., & Rieh, S. Y. (2008). Developing a unifying framework of credibility assessment: Construct, heuristics, and interaction in context. *Information Processing & Management*, 44(4), 1467–1484. <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2007.10.001>

- Hitz, E., Feng, M., Tanase, R., Algesheimer, R., & Mariani, M. S. (2025). The amplifier effect of artificial agents in social contagion. *arXiv*. <https://arxiv.org/abs/2502.21037>
- Ho, C. H., Tojib, D., & Tsarenko, Y. (2020). Human-like virtual assistants: The impact of appearance on perceived competence and social presence. *Computers in Human Behavior*, *111*, 106412. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2020.106412>
- Hovland, C. I., Janis, I. L., & Kelley, H. H. (1953). *Communication and persuasion: Psychological studies of opinion change*. Yale University Press.
- JASP Team. (2025). *JASP (Version 0.95.1)* [Computer software]. <https://jasp-stats.org/>
- Kaplan, A., & Haenlein, M. (2020). Rulers of the world, unite! The challenges and opportunities of artificial intelligence. *Business Horizons*, *63*(1), 37–50. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2019.09.003>
- Karras, T., Laine, S., & Aila, T. (2019). A style-based generator architecture for generative adversarial networks. *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2019)*, 4401–4410. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2019.00453>
- Keller, K. L. (1993). Conceptualizing, measuring, and managing customer-based brand equity. *Journal of Marketing*, *57*(1), 1–22. <https://doi.org/10.1177/002224299305700101>
- Kim, Y., & Sundar, S. S. (2022). Authenticity in the age of artificial intelligence: The role of AI-generated content in shaping consumer perceptions. *Computers in Human Behavior*, *133*, 107307. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2022.107307>
- Kreutzer, R. T. (2023). *Künstliche Intelligenz verstehen: Grundlagen – Use-Cases – unternehmenseigene KI-Journey* (2. Aufl.). Springer Gabler. <https://doi.org/10.1007/978-3-658-42598-2>
- Lavidge, R. J., & Steiner, G. A. (1961). A model for predictive measurements of advertising effectiveness. *Journal of Marketing*, *25*(6), 59–62. <https://doi.org/10.1177/002224296102500611>
- Lim, J. S., & Schmälzle, R. (2023). Machine heuristics: Human heuristics and biases in AI evaluations. *Journal of Computer-Mediated Communication*, *28*(2), 144–162. <https://doi.org/10.1093/jcmc/zmac029>

- Lutz, R. J., MacKenzie, S. B., & Belch, G. E. (1983). Attitude toward the ad in a competitive media environment. *Journal of Marketing Research*, 20(4), 532–543. <https://doi.org/10.1177/002224378302000409>
- MacInnis, D. J., & Jaworski, B. J. (1989). Information processing from advertisements: Toward an integrative framework. *Journal of Marketing*, 53(4), 1–23. <https://doi.org/10.1177/002224298905300401>
- MacKenzie, S. B., & Lutz, R. J. (1989). An empirical examination of the structural antecedents of attitude toward the ad in an advertising pretesting context. *Journal of Marketing*, 53(2), 48–65. <https://doi.org/10.1177/002224298905300204>
- MacKenzie, D., & Wajcman, J. (1999). *The social shaping of technology* (2nd ed.). Open University Press.
- Maxwell, S. E., & Delaney, H. D. (2004). *Designing experiments and analyzing data: A model comparison perspective* (2nd ed.). Lawrence Erlbaum.
- Messaris, P. (1997). *Visual persuasion: The role of images in advertising*. Sage.
- Mitchell, A. A., & Olson, J. C. (1981). Are product attribute beliefs the only mediator of advertising effects on brand attitude? *Journal of Marketing Research*, 18(3), 318–332. <https://doi.org/10.1177/002224378101800303>
- NielsenIQ. (2024, 12. Dezember). *NIQ research uncovers hidden consumer attitudes toward AI-generated ads* [Pressemitteilung]. <https://nielseniq.com/global/en/news-center/2024/niq-research-uncovers-hidden-consumer-attitudes-toward-ai-generated-ads/>
- Percy, L., & Rosenbaum-Elliott, R. (2016). *Strategic advertising management* (5th ed.). Oxford University Press.
- Petty, R. E., & Cacioppo, J. T. (1986). *Communication and persuasion: Central and peripheral routes to attitude change*. Springer.
- Phillips, B. J., & McQuarrie, E. F. (2004). Beyond visual metaphor: A new typology of visual rhetoric in advertising. *Marketing Theory*, 4(1–2), 113–136. <https://doi.org/10.1177/1470593104044089>
- Republika. (2025). Künstliche Intelligenz in Österreich: Nutzung und Einstellungen der Konsument:innen. Handelsverband & Google Österreich. Primärquelle fehlt – bitte offizielle Studien-URL nachreichen.

Römer, A. (2025). Kann KI Design? In C. Vaih-Baur, V. Mathauer, E.-I. von Gamm & D. Pietzcker (Hrsg.), *KI in Medien, Kommunikation und Marketing* (S. 365–377). Springer.

Ryoo, Y., Bakpayev, M., Jeon, H., Kim, C., & Yoon, S. (2025). High hopes, hard falls: Consumer expectations and reactions to AI–human collaboration in advertising. *Journal of Advertising*. Advance online publication.
<https://doi.org/10.1080/00913367.2025.2395625>

Samuelson, P. (2020). Allocating ownership rights in computer-generated works. *UC Berkeley Public Law Research Paper*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3667389>

Shankar, V. (2018). How artificial intelligence (AI) is reshaping retailing. *Journal of Retailing*, 94(4), vi–xi. <https://doi.org/10.1016/j.jretai.2018.10.001>

Shimp, T. A. (2010). *Advertising, promotion, and other aspects of integrated marketing communications* (8th ed.). South-Western Cengage Learning.

Siegert, G., & Brecheis, D. (2005). *Werbung in der Medien- und Informationsgesellschaft*. VS Verlag.

Smith, R. E., Alcorn, D., & Keller, P. A. (2007). Creativity and the effectiveness of advertising: A meta-analysis. *Journal of Advertising*, 36(3), 7–17.
<https://doi.org/10.2753/JOA0091-3367360301>

Smith, M. R., & Marx, L. (Eds.). (1994). *Does technology drive history? The dilemma of technological determinism*. MIT Press.

Spence, M. (2002). Signaling in retrospect and the informational structure of markets. *American Economic Review*, 92

Samuelson, P. (2020). Allocating ownership rights in computer-generated works. *UC Berkeley Public Law Research Paper*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3667389>

Schnell, R., Hill, P. B., & Esser, E. (2018). *Methoden der empirischen Sozialforschung* (Auflage/Verlag prüfen – bitte ergänzen).

Shankar, V. (2018). How artificial intelligence (AI) is reshaping retailing. *Journal of Retailing*, 94(4), vi–xi. <https://doi.org/10.1016/j.jretai.2018.10.001>

Shimp, T. A. (2010). *Advertising, promotion, and other aspects of integrated marketing communications* (8th ed.). South-Western Cengage Learning.

Siegert, G., & Brecheis, D. (2005). *Werbung in der Medien- und Informationsgesellschaft*. VS Verlag.

Smith, R. E., Alcorn, D., & Keller, P. A. (2007). Creativity and the effectiveness of advertising: A meta-analysis. *Journal of Advertising*, 36(3), 7–17.
<https://doi.org/10.2753/JOA0091-3367360301>

Smith, M. R., & Marx, L. (Eds.). (1994). *Does technology drive history? The dilemma of technological determinism*. MIT Press.

Soh, H., Reid, L. N., & King, K. W. (2009). ADTRUST-Skala/Quelle prüfen – genauer Titel/Journal/DOI ergänzen.

Spence, M. (2002). Signaling in retrospect and the informational structure of markets. *American Economic Review*, 92(3), 434–459.

Statista. (2022)

Statistik Austria (2025)

Sundar, S. S. (2020). Rise of machine agency: A framework for studying the psychology of human–AI interaction. *Journal of Computer-Mediated Communication*, 25(1), 74–88.
<https://doi.org/10.1093/jcmc/zmz006>

Taylor, C. R. (2025). Editorial: Six critical research needs on the use of artificial intelligence. *International Journal of Advertising*.
<https://doi.org/10.1080/02650487.2025.2530825>

Turing, A. M. (1950). Computing machinery and intelligence. *Mind*, 59(236), 433–460.
<https://doi.org/10.1093/mind/LIX.236.433>

Vaih-Baur, C., Mathauer, V., von Gamm, E.-I., & Pietzcker, D. (Hrsg.). (2025). *KI in Medien, Kommunikation und Marketing*. Springer.

Venkatesh, V., & Davis, F. D. (2000). A theoretical extension of the Technology Acceptance Model: Four longitudinal field studies. *MIS Quarterly*, 24(2), 186–204.

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), 425–47

9. Appendix - Fragebogen