Künstliche Intelligenz im Marketing – Die Auswirkungen KI-generierter Werbeinhalte auf die Einstellung von Konsument:innen

Masterarbeit

am

Fachhochschul-Masterstudiengang

Betriebswirtschaft & Wirtschaftspsychologie

an der Ferdinand Porsche FERNFH

Ing. Philipp Seiter, BA

52004772

Begutachterin: Mag.[a] Dr.[in] Agnieszka Zablocki

Groß-Schweinbarth, Mai 2025

Eidesstattliche Erklärung

Ich erkläre hiermit, dass ich die vorliegende Arbeit selbstständig und ohne Benutzung anderer als der angegebenen Quellen und Hilfsmittel angefertigt habe. Alle Stellen, die wörtlich oder sinngemäß übernommen wurden, habe ich als solche kenntlich gemacht. Die Arbeit wurde in gleicher oder ähnlicher Form noch keiner anderen Prüfungsbehörde vorgelegt oder veröffentlicht. Die vorliegende Fassung entspricht der eingereichten elektronischen Version. Ich bestätige zudem, dass ich den Datenschutz einhalte und etwaiges Datenmaterial, das ich im Zuge meiner Masterarbeit gesammelt habe, nach Abschluss meines Studiums unwiderruflich von meinem Datenspeicher lösche.

13. Mai 2025

Unterschrift

Zusammenfassung

Anwendungen mit künstlicher Intelligenz haben das Potenzial den gesamten Marketing-Mix stark zu beeinflussen. Generative KI bietet Marketer:innen die Möglichkeit mithilfe von Large Language Models verbale und visuelle Werbeinhalte in so hoher Qualität zu generieren, dass Personen deren Authentizität nicht zuverlässig beurteilen können. Die Wahrnehmung und Einstellung von Konsument:innen sind jedoch von zentraler Bedeutung, da sie sich direkt auf das Kaufverhalten sowie die Marke auswirken. Mithilfe einer quantitativen Online-Befragung wurde der Einfluss KI-generierter Werbeinhalte auf die Einstellung und Kaufabsicht untersucht. Die Ergebnisse der experimentellen Vignettenstudie zeigten, dass es keine signifikanten Unterschiede im Vergleich zu menschlich erstellten Inhalten gibt. Zudem zeigte sich kein negativer Einfluss bei Offenlegung der KI-Quelle. Demnach kann generative KI im Marketing ohne negative Auswirkungen verwendet werden, um den Erstellungsprozess von Werbeinhalten anzureichern. Eine transparente Angabe über die Verwendung von KI kann zudem dazu beitragen, einen ethisch verantwortungsvollen Umgang sicherzustellen.

Schlüsselbegriffe: Künstliche Intelligenz, Generative KI, Einstellung von Konsument:innen, Kaufabsicht, Generierte Werbeinhalte

Abstract

Artificial intelligence has the potential to have a major impact on the entire marketing mix. Generative AI offers marketers the opportunity to use large language models to generate verbal and visual advertising content of such high quality that people cannot reliably assess its authenticity. However, consumer perceptions and attitudes are of great importance as they have a direct impact on purchasing behaviour and the brand. A quantitative online survey was used to analyse the influence of AI-generated advertising content on attitudes and purchase intentions. The results of the experimental vignette study showed that there were no significant differences compared to human-created content. In addition, there was no negative effect when the AI source was disclosed. Accordingly, generative AI can be used in marketing without negative effects to augment the creation process of advertising content. Transparent disclosure about the use of AI can further contribute to ensuring an ethically responsible use.

Keywords: artificial intelligence, generative AI, consumer attitude, purchase intention, generated advertising content

Inhaltsverzeichnis

1 Einleitung 1

1.1 Problemstellung und Forschungsfrage 1

1.2 Zielsetzung und Aufbau der Arbeit 2

2 Theoretischer Hintergrund 4

2.1 Die Einstellungen von Konsument:innen 5

2.1.1 Die kognitive Komponente: Das subjektive Wissen 6

2.1.2 Die affektive Komponente: Emotionen 9

2.1.3 Das Elaboration Likelihood Model 12

2.1.4 Die Einstellung als komplexes Konstrukt 18

2.2 Das Konsument:innenverhalten und die Kaufabsicht 22

2.2.1 Stimulus-Organismus-Reaktion (S-O-R) 23

2.2.2 Entscheidungsfindung entlang der Customer Journey 27

2.2.3 Die Theorie des geplanten Verhaltens 31

2.3 Künstliche Intelligenz im Marketing 34

2.3.1 Maschinelles Lernen 35

2.3.2 Large Language Models und generative KI 38

2.3.3 Grad der Zusammenarbeit von Marketer:innen und KI 39

2.3.4 Anwendungsbereiche und -möglichkeiten von KI 40

2.4 Werbeinhalte und künstliche Intelligenz 43

2.4.1 Die Wahrnehmung KI-generierter Werbetexte und -bilder 44

2.4.2 Die Offenlegung der KI-Quelle 47

3 Methodik 51

3.1 Hypothesen 51

3.2 Material/Instrumente 55

3.3 Vorbereitende Analysen 59

3.4 Untersuchungsteilnehmer:innen/Stichprobe 63

3.5 Durchführung der empirischen Untersuchung 65

4 Ergebnisse 66

5 Diskussion und Ausblick 70

5.1 Die Auswirkungen KI-generierter Werbeinhalte 72

5.2 Die transparente Offenlegung von KI 76

5.3 Limitationen 79

Erklärung über den Einsatz generativer KI und KI-gestützter Technologien in der Masterarbeit 81

Literaturverzeichnis 82

Abbildungsverzeichnis 92

Tabellenverzeichnis 93

Anhang A: Fragebogen

Anhang B: Codebuch

1 Einleitung

In den letzten Jahren erregten Anwendungen mit künstlicher Intelligenz (KI) vermehrt die Aufmerksamkeit der breiten Öffentlichkeit. Durch die Veröffentlichung von ChatGPT, einem frei zugänglichen Sprachmodell (Large Language Model, kurz LLM) des Unternehmens OpenAI, konnten Benutzer:innen auch ohne spezielle Vorkenntnisse einen Nutzen aus dieser Technologie ziehen (Sætra, 2023, S. 2). Den steigenden Trend in der Anwendung und damit den Stellenwert von künstlicher Intelligenz für Unternehmen spiegelt ein Bericht des Marktforschungsinstituts Gartner Inc. (2023) wider. Darin wird prognostiziert, dass sich der Einsatz von KI in weniger als 5% der Unternehmen im Jahr 2023 auf mehr als 80% der Unternehmen bis 2026 ausweiten wird.

Speziell im Bereich Marketing geht aus einer aktuellen Umfrage unter deutschen Unternehmen hervor, dass KI für fast 90% der Befragten eine hohe Relevanz aufweist (Statista Research Department, 2024). Ngai und Wu (2022, S. 36) lieferten in einer Literaturübersicht über maschinelles Lernen (ML), einem Teilbereich von KI, einen Einblick in die vielfältigen Anwendungsgebiete entlang der 7P des Marketing-Mix[1]. Genannt werden unter anderem intelligente Produkt-Empfehlungssysteme ausgehend vom Kund:innenverhalten, genaue Analysen im Bereich des Markenmanagements, Vorhersagen von Kaufentscheidungen sowie der Abwanderung von Kund:innen als auch verschiedenste Möglichkeiten Werbebotschaften und das Targeting zu verbessern (Ngai & Wu, 2022, S. 36 ff.). Unternehmen haben dabei die Möglichkeit verschiedenste KI-Anwendungen einzeln oder in Kombination zu verwenden, um jeden Teilbereich des Marketing-Mix optimal ihren Bedürfnissen anzupassen (Huang & Rust, 2021, S. 38).

1.1 Problemstellung und Forschungsfrage

Aufbauend auf der Funktionsweise des maschinellen Lernens beschreibt der Begriff generative KI die Möglichkeit auf Basis der analysierten Daten auch neue Inhalte zu erstellen (Sætra, 2023, S. 1 f.). Von KI generierte Texte können mittlerweile so authentisch wirken, dass Personen diese nicht von menschlich geschriebenen Texten unterscheiden können (Jakesch, Hancock & Naaman, 2023, S. 4). Dabei beschränken sich die generierten Inhalte jedoch nicht mehr nur auf Text, sondern können auch in anderen Formaten wie Bildern, Videos oder Musik erstellt werden (Sætra, 2023, S. 2). Califano und

[1] Die 7P des Marketing-Mix umfassen die Gesamtheit aller Marketingaktivitäten in Bezug auf Produkt, Preis, Distribution (engl. Place) und Promotion (4P), sowie Personal, Prozess und Umfeld der Leistungserbringung (engl. physical evidence) (Ngai & Wu, 2022, S. 36).

Spence (2024, S. 7 f.) konnten beispielsweise zeigen, dass KI-generierte Bilder von Lebensmitteln von den Untersuchungsteilnehmer:innen in den meisten Fällen sogar den echten Produktfotos vorgezogen und als appetitlicher empfunden wurden. Ausgehend von diesen vielfältigen Möglichkeiten zeigt sich, dass wissenschaftliche Publikationen zum Thema KI in den Bereichen Marketing und Psychologie seit dem Jahr 2020 einen starken Anstieg verzeichnen (Mariani, Perez-Vega & Wirtz, 2022, S. 758).

Die Wahrnehmung und Einstellung von Konsument:innen gegenüber Werbeaktivitäten, Produkten und Marken nehmen schon seit längerer Zeit einen zentralen Stellenwert in unterschiedlichsten Bereichen des Marketings ein. Angefangen bei dem bekannten AIDA-Werbemodell[2] welches eine konkrete Abfolge von Phasen postuliert, über integrative Hierarchie-Modelle die auch den Kontext berücksichtigen, bis hin zu hierarchiefreien Modellen spielen Kognition, Affekt und Verhalten eine wesentliche Rolle (Vakratsas & Ambler, 1999, S. 26 f.). Srinivasan, Vanhuele und Pauwels (2010, S. 681) konnten zudem die Wichtigkeit sogenannter Mindset-Kennzahlen (Wahrnehmungen, Einstellungen und Absichten) für die Praxis aufzeigen und folgern, dass diese nicht nur Aufschluss über den Markenwert geben sondern auch zukünftige Verkaufsleistungen erklären können. Sowohl die affektive als auch kognitive Einstellungskomponente gegenüber Produkten kann dabei sowohl von visuellen (Bilder) als auch verbalen (Texte) Informationen signifikant beeinflusst werden und sich damit auf das Kaufverhalten auswirken (Kim & Lennon, 2008, S. 166).

Aufgrund der steigenden Relevanz von KI in der Forschung, der Wichtigkeit von positiven Einstellungen gegenüber Produkten und Marken sowie der immer leichteren Zugänglichkeit zu diesen Tools in der Praxis, soll diese Arbeit dazu beitragen, die folgende Forschungsfrage zu beantworten:

FF: Welchen Einfluss haben KI-generierte Werbetexte und -bilder auf die Einstellung von Konsument:innen gegenüber dem beworbenen Produkt?

1.2 Zielsetzung und Aufbau der Arbeit

Das Ziel dieser Arbeit ist es herauszufinden wie Konsument:innen KI-generierte Werbetexte und -bilder bewerten, um damit einerseits einen Beitrag in diesem Forschungsgebiet leisten zu können und andererseits die gewonnenen Erkenntnisse zu nutzen, um praktische Empfehlungen für Marketing-Aktivitäten abzuleiten.

[2] Das AIDA-Modell geht davon aus, dass Werbung zuerst Aufmerksamkeit erregt (Attention), durch kognitive Verarbeitung Interesse weckt (Interest), dadurch ein Verlangen auslöst (Desire) und so zum Kauf führt (Action) (Vakratsas & Ambler, 1999, S. 26 ff.).

Um dieses Ziel zu erreichen, wird mit der Forschungsfrage in Zusammenhang stehende aktuelle wissenschaftliche Literatur sowie deren empirische Erkenntnisse analysiert, um ein möglichst umfassendes und fundiertes Verständnis über die unterschiedlichen Aspekte zu erhalten. Darauf aufbauend werden im Rahmen dieser Arbeit empirische Belege für die Auswirkungen von KI bei der Erstellung von Werbeinhalten gesammelt.

Zu diesem Zweck untergliedert sich diese Arbeit in insgesamt fünf Kapitel. Im weiteren Verlauf findet sich nach der Einleitung im zweiten Kapitel eine tiefergehende Analyse der relevanten wissenschaftlichen Literatur. Dafür werden in einem ersten Schritt die Einstellungen von Konsument:innen näher betrachtet und dabei die kognitive und affektive Komponente sowie etwaige Auswirkungen unterschiedlicher Verarbeitungstiefen analysiert. Darauf folgend wird der Zusammenhang mit dem Konsument:innenverhalten und der Kaufabsicht anhand unterschiedlicher theoretischer Modelle dargelegt. Anschließend folgt die Überleitung zum Themenbereich der künstlichen Intelligenz in dem ausführlich auf die dahinterliegenden Konzepte eingegangen wird. Neben einer allgemeinen Definition liegt der Fokus dabei auch auf generativer KI, deren Integration in bestehende Prozesse sowie den Anwendungsmöglichkeiten im Marketing. Abschließend wird noch einmal detailliert auf die Auswirkungen von (KI-generierten) Werbeinhalten auf die Wahrnehmung von Konsument:innen eingegangen und ein möglicher Einfluss im Sinne der Forschungsfrage betrachtet.

Im dritten Kapitel werden in einem ersten Schritt basierend auf dem zuvor dargestellten theoretischen Hintergrund Hypothesen aus der Literatur abgeleitet. Danach wird näher auf das gewählte Forschungsdesign eingegangen und das Erhebungsinstrument im Detail beschrieben. Anschließend werden alle für die Auswertung notwendigen vorbereitenden Analysen beschrieben um eine höchstmögliche Transparenz sowie Nachvollziehbarkeit zu gewährleisten. Es folgt ein Überblick über die Teilnehmer:innen der Studie bevor abschließend in diesem Kapitel die Durchführung der empirischen Untersuchung genau beschrieben wird.

Die Ergebnisse der Erhebung werden im vierten Kapitel berichtet und mit den zuvor aus der Theorie abgeleiteten Hypothesen verglichen. Dazu werden die verwendeten Verfahren erklärt sowie alle Werte übersichtlich dargestellt.

Im letzten Kapitel werden die zuvor berichteten Ergebnisse mit Blick auf die bestehende Literatur reflektiert und deren Bedeutung für die Wissenschaft und Praxis diskutiert. Weiters werden Anregungen für mögliche zukünftige Forschungsarbeiten gegeben und es wird auf etwaige Limitationen der durchgeführten Studie eingegangen.

2 Theoretischer Hintergrund

Anwendungen mit künstlicher Intelligenz bieten das Potenzial Marketingtätigkeiten und -prozesse effizienter zu gestalten bzw. teilweise auch komplett neu zu denken. Angefangen bei einer kosteneffizienteren Durchführung von repetitiven Tätigkeiten bis hin zu Anwendungen welche selbst automatisiert Werbeinhalte erstellen und dabei die Konsument:innen sogar effektiver erreichen (Van Esch & Stewart Black, 2021, S. 199). Damit Marketingverantwortliche mithilfe der richtigen Aktivitäten die jeweils gewünschten Effekte bei Konsument:innen erzielen können ist es notwendig die grundlegende Wirkungsweise von Werbeaktivitäten sowie die damit verbundene Wahrnehmung von Konsument:innen zu beleuchten. Neben möglichen negativen Effekten von KI-generierten Inhalten wie Deepfakes auf die Wahrnehmung von Konsument:innen, kann ein verantwortungsbewusster Einsatz auch dazu beitragen Konsument:innen nie dagewesene Erlebnisse zu bieten und diese auf positive Art zu begeistern (Van Esch & Stewart Black, 2021, S. 200).

Nachfolgend werden in diesem Kapitel die zentralen Aspekte in Zusammenhang mit der Forschungsfrage dieser Arbeit mithilfe bestehender wissenschaftlicher Literatur aus verschiedenen Blickwinkeln betrachtet.

Dazu wird in einem ersten Schritt auf das komplexe Konstrukt der Einstellungen von Konsument:innen eingegangen. Zu Beginn erfolgt eine Analyse der kognitiven und affektiven Komponente, welche zur Bildung oder Änderung von Einstellungen beitragen. Aufbauend auf diesen Inhalten erfolgt anschließend, neben dem subjektiven Wissen und den Emotionen von Konsument:innen, eine nähere Betrachtung der Entscheidungsfindung sowie Kaufabsicht um auch den verhaltensbezogenen Aspekt im Zusammenhang mit der Gesamteinstellung entsprechend zu berücksichtigen. Entlang dieser Ausführungen dienen verschiedene theoretische Modelle als Grundlage dafür, die damit Verbundenen latenten Variablen und Prozesse zu beleuchten und aus verschiedenen Blickwinkeln zu analysieren.

Anschließend wird in einem nächsten Schritt auf den Bereich der künstlichen Intelligenz näher eingegangen und deren Auswirkungen im Marketing analysiert. Dafür wird zu Beginn der Begriff KI in der Forschung und Praxis eingeordnet und der breite Themenbereich aufgezeigt. Eine genaue Betrachtung der dahinterliegenden Konzepte sowie eine Beschreibung der Funktionsweise bildet die Grundlage dafür zu verstehen wie generative KI in Prozesse integriert und von Marketer:innen genutzt werden kann. Gemeinsam mit den bisherigen Ausführungen in Bezug auf die Einstellung von Konsument:innen ist es damit möglich einen etwaigen Einfluss von KI-generierten Werbeinhalten auf die

Einstellung im Sinne der Forschungsfrage näher zu betrachten. Abschließend wird in diesem Kapitel noch auf die transparente Quellenangabe bei der Verwendung von KI und mögliche Auswirkungen auf die Wahrnehmung der Konsument:innen eingegangen. Diese stehen in unmittelbarem Zusammenhang mit der Anwendung von KI in der Praxis, haben das Potenzial sich auf Konsument:innen und die zuvor beschriebenen Konzepte auszuwirken und weisen deshalb eine hohe Relevanz für Marketer:innen auf.

2.1 Die Einstellungen von Konsument:innen

Eisend, Pol, Niewiadomska, Riley und Wedgeworth (2024, S. 181) führten eine Meta-Analyse von 222 Meta-Analysen im Bereich der wissenschaftlichen Konsument:innenforschung durch um damit die Frage nach dem aktuellen Wissen rund um die Reaktionen der Konsument:innen und den damit verbundenen Konstrukten zu beantworten. Die Ergebnisse dieser Übersichtsarbeit zeigten, dass Einstellungen oder das Verhalten von Konsument:innen zwar einen zentralen Stellenwert in der Forschung einnehmen, diese jedoch insgesamt schwächere Effektstärken als beispielsweise das Konstrukt der Kund:innenzufriedenheit aufweisen (Eisend et al., 2024, S. 187). Ein Grund dafür könnte unter anderem die Komplexität des Einstellungs-Konstrukts sein, welches sich durch klassische hierarchische Werbemodelle nur unzureichend abbilden und in weiterer Folge erheben lässt (Eisend et al., 2024, S. 186). Beispielsweise könnten der Kontext (z.B. Produktkategorie, Wettbewerber:innen, Zielmarkt, …) sowie frühere Erfahrungen der Konsument:innen berücksichtigt werden um diesem Problem entgegenzuwirken (Vakratsas & Ambler, 1999, S. 35 f.).

Generell können Einstellungen als ein Konstrukt definiert werden, welches eine insgesamte Bewertung von Personen gegenüber einem bestimmten Objekt umfassen (Ajzen, 2001, S. 28; Ajzen & Fishbein, 2000, S. 3). Diese Einstellung setzt sich dabei aus einer affektiven, kognitiven und konativen Komponente zusammen welche jeweils von einander unterscheidbar sind und damit auch distinktiv erfasst werden können (Breckler, 1984, S. 1199). Der affektive Teil von Einstellungen umfasst die Emotionen und Gefühle von Konsument:innen gegenüber dem Einstellungsobjekt während die kognitive Komponente das subjektive Wissen über das Einstellungsobjekt beinhaltet (Meffert, Burmann, Kirchgeorg & Eisenbeiß, 2024, S. 113). Die konative Komponente bezieht sich auf den mit der Einstellung verbundenen Verhaltensaspekt wie beispielweise die Kaufabsicht gegenüber dem Produkt oder der Marke (Meffert et al., 2024, S. 113). Konsument:innen können demnach positive oder negative Einstellungen gegenüber verschiedenen Objekten bilden, darunter auch bestimmten Werbeinhalten, Produkten oder Produktgruppen sowie Unternehmen und deren Marken.

Die Einstellung von Konsument:innen und deren einzelne Komponenten spielen für Unternehmen dabei unabhängig von deren Größe eine wesentliche Rolle bei Marketingentscheidungen. Sowohl für kleinere, lokale Unternehmen, bei denen sich die Zielgruppe nur im Inland befindet, als auch für international agierende Unternehmen ist das Wissen um kognitive und affektive Aspekte entscheidend. Die Differenzierung zwischen diesen Komponenten ist kultur- und länderübergreifend valide und kann demnach wertvolle Einblicke in die Einstellung von Konsument:innen von westlichen Ländern bis China liefern (Cervellon & Dubé, 2002, S. 351 ff.).

Langfristig gesehen trägt eine positive Einstellung gegenüber einer Marke auch zur Kund:innenbindung bei. So ergibt sich aufbauend auf der kognitiven Beurteilung, also beispielsweise dem subjektiv wahrgenommenen Wert oder dem Vertrauen gegenüber der Marke, auch eine affektive Einstellung, welche die Gefühle und Emotionen beinhaltet. Eine zunehmende positive Einstellung von Konsument:innen führt in weiterer Folge nicht nur zu wiederkehrenden Käufen (konative Komponente) sondern stärkt auch den Markenwert (Ahn & Back, 2018, S. 449 f.).

Aufgrund ihres hohen Stellenwerts werden nachfolgend in diesem Kapitel in einem ersten Schritt die kognitive und affektive Komponente des Einstellungskonstrukts näher betrachtet und mit Blick auf die Forschungsfrage analysiert. Da sich die konative Einstellungskomponente auf das direkte Verhalten auswirkt wird diese unter Berücksichtigung der Entscheidungsfindung von Konsument:innen anschließend im nächsten Kapitel näher betrachtet.

2.1.1 Die kognitive Komponente: Das subjektive Wissen

Die kognitive Einstellungskomponente wird im Wesentlichen von allen Elementen beeinflusst welche dazu führen, dass Konsument:innen Wissen, Wahrnehmungen und Überzeugungen in Bezug auf das Einstellungsobjekt und dessen Funktionen bilden (Cervellon & Dubé, 2002, S. 346; Walten & Wiedmann, 2023, S. 640; Weinlich & Semerádová, 2022, S. 60). Dementsprechend tragen vor allem auch Fakten wie Produktinformationen oder Preise wesentlich dazu bei die kognitive Einstellungskomponente zu bilden.

Bei Werbeinhalten oder Produktbeschreibungen werden beispielsweise oft bestimmte Abkürzungen genutzt (z.B. 5G oder LTE bei Smartphones sowie ABS oder ESP bei Autos) um auf spezielle Funktionen der beworbenen Produkte hinzuweisen (Chuang, Tsai, Cheng & Sun, 2009, S. 485). Der Vorteil für Marketer:innen liegt dabei darin, dass diese Abkürzung oft unabhängig von der Sprache der Konsument:innen verwendet werden können um deren Aufmerksamkeit zu erregen und dabei außerdem fachliche Expertise vermitteln (Chuang et al., 2009, S. 486). Dabei konnten Chuang et al. (2009, S. 488 ff.)

zeigen, dass Abkürzungen die Einstellung von Konsument:innen vor allem dann positiv beeinflussen, wenn das aktuelle Wissen über das Produkt eher gering ausgeprägt ist.

Vor allem in Bezug auf die Gestaltung und Formulierung von Werbeinhalten ist es daher wichtig anzumerken, dass der Beitrag zur Bildung einer positiven kognitiven Einstellung auch vom bisherigen Wissen der Konsument:innen abhängt. Das zeigt, dass sich die Einstellung mit zunehmendem Wissen über den Zeitverlauf bildet und Marketer:innen neben der Zielgruppe auch den Produkttyp sowie den Reifegrad berücksichtigen sollten.

Die Bewertung von Produkten durch Konsument:innen erfolgt dabei in zwei Dimensionen, indem sie den hedonischen sowie utilitaristischen Wert beurteilen (Im, Bhat & Lee, 2015, S. 168). Der hedonische Wert eines Produktes spiegelt sich im Erlebnis und der Freude an der Nutzung wider, während der utilitaristische Wert im Zusammenhang mit der Funktion und der Nützlichkeit steht (Im et al., 2015, S. 168). Diese Dimensionen stellen eigenständige Konstrukte dar, welche jedoch beide zur Einstellung von Konstument:innen gegenüber Produkten oder Marken beitragen (Voss, Spangenberg & Grohmann, 2003, S. 319). Speziell bei neuen Produkten sind aufgrund eines Mangels an bestehendem Wissen sowie fehlender Erfahrung die Produkteigenschaften und damit auch der utilitaristische Wert entscheidend um eine kognitive Beurteilung vorzunehmen (Im et al., 2015, S. 168).

Nicht nur bei neuen Produkten, sondern auch bei der Wahl des Verkaufskanals spielt der utilitaristische Wert eine wichtige Rolle. Speziell im E-Commerce ist eine positive kognitive Evaluierung der Konsument:innen wichtig um letztendlich auch einen Kauf zu tätigen (Moon et al., 2017, S. 76 f.). Unter anderem hilft eine genaue Beschreibung der Produktinformationen den Konsument:innen die für sie wichtigen Aspekte besser zu beurteilen und beeinflusst in weiterer Folge das Verhalten in Bezug auf einen Kaufabschluss im E-Commerce stärker als die hedonische Beurteilung (Moon et al., 2017, S. 84). Eine mögliche Erklärung dafür könnte in der einfachen Informationsbeschaffung beim Online-Shopping liegen. Konsument:innen können im Internet ohne viel Aufwand verschiedene Produkte mithilfe der zur Verfügung gestellten Informationen vergleichen und dementsprechend beurteilen. Ob ein Produkt eine bestimmte, von Konsument:innen gewünschte, Funktion erfüllt ist demnach ein wesentliches Kriterium um einen möglichen Kauf herbeizuführen.

Neben der hedonischen sowie der utilitaristischen Bewertung sind sowohl das Vertrauen als auch das wahrgenommene Risiko wesentliche Faktoren im E-Commerce welche die kognitive Einstellungskomponente beeinflussen (Chang, Chih, Liou & Yang, 2016, S. 628 ff.). In diesem Kontext bezieht sich das Vertrauen der Konsument:innen auf die

Überzeugung, dass der oder die Anbieter:in zuverlässig ist und über die Fähigkeiten verfügt den Kauf abzuwickeln während das wahrgenommene Risiko die Chance einer Fehlentscheidung widerspiegelt (Chang et al., 2016, S. 625). Beide Aspekte tragen wesentlich zu einer positiven kognitiven Einstellung bei und sollten durch eine qualitativ hochwertige Darstellung von (Produkt-) Informationen mithilfe einer passenden Kombination aus Text- und Bildinhalten gefördert werden (Chang et al., 2016, S. 635 ff.).

Diese Erkenntnisse unterstreichen die Bedeutung von Informationen und deren Qualität zur Bildung einer positiven kognitiven Einstellung gegenüber den beworbenen Objekten. Unabhängig davon, ob Marketer:innen beispielsweise Inhalte für traditionelles Marketing, digitales Marketing oder Content-Marketing veröffentlichen muss demnach der Kontext berücksichtigt werden. Dazu zählen sowohl der Verkaufskanal als auch das Produkt selbst sowie die Zielgruppe und deren entsprechendes Vorwissen.

Für unterschiedliche Konsument:innen verfügen die gleichen zur Verfügung gestellten Informationen jedoch nicht unbedingt auch über den gleichen entsprechenden Informationswert. Abhängig davon welches Bedürfnis das jeweilige Produkt befriedigen soll bzw. welche Funktionen durch Konsument:innen als essenziell angesehen werden, können die im Suchprozess wahrgenommenen Inhalte als unterstützend oder irrelevant in Bezug auf das Ziel klassifiziert werden (Meyvis & Janiszewski, 2002, S. 618 f.). Wenn Konsument:innen beispielsweise auf der Suche nach einer neuen elektrischen Zahnbürste sind, könnten Werbeinhalte in Bezug auf die Reinigungsleistung als unterstützende Informationen angesehen werden, da diese mit dem ursprünglichen Ziel bzw. Bedürfnis übereinstimmen. Eine zusätzliche Angabe, dass das Produkt beispielsweise in der EU produziert oder aus umweltfreundlichen Materialen hergestellt wurde könnte für den bzw. die Konsument:innen einer irrelevanten Zusatzinformation entsprechen.

Diese Unterscheidung ist deswegen von Bedeutung, da auch irrelevante Informationen aufgrund des Dilution-Effekts dazu führen können, dass Konsument:innen in ihrer Bewertung und in weiterer Folge auch ihrer Entscheidung beeinflusst werden (Meyvis & Janiszewski, 2002, S. 619). Grundlegend versteht man unter diesem Effekt ein kognitives Fehlurteil, indem relevante Informationen durch das Hinzufügen von irrelevanten Informationen verwässert werden und damit die Beurteilung verzerren (Meyvis & Janiszewski, 2002, S. 619). In einer Reihe von Experimenten konnten Meyvis und Janiszewski (2002, S. 622 ff.) zeigen, dass irrelevante Produktinformationen sowohl die Evaluierung des Produktes bzw. dessen Funktionen negativ beeinflussen als auch die Entscheidung zugunsten möglicher Alternativprodukte verschiebt. Besitzt eine Marke hingegen ein negatives Image, so wird der Effekt umgekehrt und irrelevante Produktinformationen führen

dazu, dass das Produkt positiver evaluiert wird, da diese zusätzlichen Angaben der ursprünglich negativen Einstellung entgegenwirken.

Damit Konsument:innen die von Marketer:innen beworbenen Produkte und deren Funktionen kognitiv möglichst positiv verarbeiten, sind je nach Zielgruppe entsprechend differenzierte Werbeinhalte vorteilhaft. Wichtig ist dabei anzumerken, dass eine Information nicht nur als unterstützend oder irrelevant eingestuft werden kann, sondern diese einfach auch als weniger stark unterstützend gelten kann solange sie im Zusammenhang mit dem relevanten Nutzen steht (Meyvis & Janiszewski, 2002, S. 623). Jedenfalls können stark personalisierte Werbeinhalte im Sinne des Individualmarketings dazu führen, dass irrelevante Produktinformationen vermieden werden, um die kognitive Evaluierung positiv zu beeinflussen. Außerdem ist es möglich, dass Unternehmen einem negativ wahrgenommenen Image durch das Hinzufügen irrelevanter Informationen entgegenwirken und den Dilution-Effekt zur Überzeugung der Konsument:innen nutzen.

Zusammenfassend kann gesagt werden, dass das subjektive Wissen der Konsument:innen in Bezug auf das Einstellungsobjekt stark durch Werbeinhalte und Produktinformationen geprägt werden kann. Dabei ist es für Marketer:innen entscheidend ein möglichst gutes Verständnis über die jeweiligen Zielgruppen bzw. Konsument:innen zu haben um auch die Inhalte deren Bedürfnissen anzupassen. Je besser die Differenzierung erfolgt und umso eher die Werbebotschaften im Sinne des Individualmarketing erstellt werden, desto wahrscheinlicher ist es, dass Konsument:innen zu einer positiven kognitiven Evaluierung der Einstellungskomponente kommen. Entscheidend ist, dass neben dem Produkt selbst auch weitere Aspekte wie der Kontext, Verkaufskanal sowie die bisherigen Erfahrungen der Konsument:innen berücksichtigt werden.

2.1.2 Die affektive Komponente: Emotionen

Als wesentlicher Teil der Einstellung von Konsument:innen umfasst die affektive Komponente sämtliche Emotionen, Gefühle und Stimmungen gegenüber dem Einstellungsobjekt (Cervellon & Dubé, 2002, S. 346; Walten & Wiedmann, 2023, S. 640; Weinlich & Semerádová, 2022, S. 60). Für Marketer:innen sind die Emotionen von Kund:innen demnach ein entscheidender Faktor, der bei Marketingmaßnahmen berücksichtigt werden muss und sich auf das Verhalten von Konsument:innen auswirkt.

Unter Affekt können also prinzipiell unterschiedliche Konzepte zusammengefasst werden, bei denen eine Verortung auf der Valenzdimension möglich ist. Die Valenz dieser Konzepte spiegelt deren Wertigkeit wider, wonach sich diese auf einem Kontinuum zwischen gegensätzlichen Ausprägungen widerfinden (Zeelenberg, Nelissen, Breugelmans & Pieters, 2008, S. 19). Dementsprechend können Affekte beispielsweise positiv oder

negativ sowie gut oder schlecht sein. Die affektive Bewertung von Konsument:innen lässt sich also auf der Valenzdimension einordnen und umfasst die Wertigkeit der Einstellung gegenüber dem Einstellungsobjekt.

In diesem Zusammenhang unterscheiden Zeelenberg et al. (2008, S. 19) jedoch zwischen den Begriffen Affekt und Emotion, da Emotionen aufgrund einer möglichen Verortung auf der Valenzdimension zwar Affekte sind, nicht alle Affekte gleichzeitig jedoch Emotionen sind. Emotionen sind dadurch charakterisiert, dass sie sich im Gegensatz zu anderen Affekten immer auf etwas beziehen und dabei relativ akut und kurz auftreten sowie bis zu einem gewissen Grad kognitiv nicht beeinflussbar sind (Zeelenberg et al., 2008, S. 20). Das bedeutet, dass Emotionen bei Konsument:innen beispielsweise durch ein Ereignis, wie der Wahrnehmung von emotional aufgeladenen Werbeinhalten oder in Verbindung mit einer zuvor getroffenen Kaufentscheidung auftreten können. So könnten Konsument:innen aufgrund einer positiven Nachricht Freude empfinden oder wegen eines Fehlkaufs aufgrund von falschen Werbeversprechen wütend sein. Im Gegensatz zu einer Stimmung ist diese Emotion von eher kurzfristiger Dauer und lässt sich durch kognitive Anstrengung auch nicht vermeiden.

Zusätzlich ist eine Unterscheidung zwischen endogenen und exogenen Emotionen möglich. Endogene Emotionen stehen dabei direkt mit einem Entscheidungsprozess von Konsument:innen oder deren Zielsetzung in Verbindung (Zeelenberg et al., 2008, S. 22). Bekommen Konsument:innen beispielsweise eine polarisierende Werbeanzeige dargestellt, welche in weiterer Folge zu einem Kauf des jeweiligen Produktes führt, handelt es sich um eine endogene Emotion. Genauso wäre aber auch der nachträgliche Ärger über eine getroffene Kaufentscheidung als endogen einzustufen, wenn dadurch zukünftige Entscheidungen über den Kauf dieser Marke beeinflusst werden. Dagegen können Emotionen als exogen angesehen werden, wenn diese nicht direkt mit der aktuellen Zielsetzung im Zusammenhang stehen, diese aber dennoch auf Grund von sogenannten Spillover-Effekten beeinflussen (Zeelenberg et al., 2008, S. 22). Darunter kann der Einfluss von Emotionen eines unabhängigen Kontexts auf die aktuelle Entscheidung oder Zielsetzung verstanden werden. Eine traurige Nachricht könnte Konsument:innen beispielsweise davon abhalten einen eigentlich unabhängigen geplanten Kauf zu tätigen.

Für die affektive Einstellungskomponente sind auch exogene Emotionen von entscheidender Bedeutung, da diese (zumindest teilweise) außerhalb des Einflussbereichs von Marketer:innen liegen. So wird die Einstellung von Konsument:innen gegenüber einer bestimmten Marke auch von den Aktivitäten und Werbemaßnahmen anderer, vergleichbarer Marken beeinflusst (Colicev & De Bruyn, 2023, S. 2396). Negativ wahrgenommene Nachrichten über eine Marke können sich somit auch nachteilig auf andere Marken

derselben Produktkategorie auswirken indem sie negative Assoziationen erzeugen (Colicev & De Bruyn, 2023, S. 2399). Erzeugt eine bestimmte Marke beispielsweise negative Schlagzeilen aufgrund einer Produktfehlfunktion, so könnten sich die negativen Auswirkungen direkt auf die Einstellungen von Konsument:innen gegenüber einer Wettbewerber:innenmarke übertragen. Marketer:innen können die Berichterstattung über oder die Aktivitäten von anderen Unternehmen zwar nicht beeinflussen, jedoch besteht die Möglichkeit die wichtigsten Wettbewerber:innen sowie den Markt zu beobachten und gegebenenfalls mit angepassten Marketingkampagnen gegenzusteuern.

Insgesamt kann festgehalten werden, dass die affektive Einstellungskomponente aufgrund der unterschiedlichen und weit gefassten Konstrukte wie Affekte und Emotionen ein hohes Maß an Komplexität aufweisen. Die gesamte Bewertung erfolgt aus einer Kombination aus länger anhaltenden Stimmungen sowie akut auftretenden und starken Emotionen entlang verschiedener Berührungspunkte mit dem Unternehmen. Da es bis zu einem gewissen Grad nicht möglich ist Emotionen durch kognitive Anstrengungen zu unterdrücken ist es entscheidend eine insgesamt positive Erfahrung für Konsument:innen zu schaffen. Dabei ist es wichtig, dass Konsument:innen mehr als eine Emotion verspüren können und so neben der Freude über die hochwertigen Materialen beispielsweise auch Sorge aufgrund des hohen Preises bestehen kann.

Weiters ist entscheidend, ob Konsument:innen eine Marke bereits kennen bzw. ob bereits eine Einstellung gegenüber dem Einstellungsobjekt besteht oder erst neu geformt wird. Unter Affinität wird eine bestehende, positive affektive Einstellung von Konsument:innen verstanden, welche aufgrund persönlicher Erfahrungen von einem Gefühl der Sympathie bis hin zu starker Verbundenheit reichen kann (Naseem & Yaprak, 2023, S. 44). Diese starke emotionale Verbundenheit kann dazu führen, dass die affektive Einstellungskomponente einen stärkeren Stellenwert als die kognitive Einstellungskomponente einnimmt und Konsument:innen eher aufgrund ihrer Gefühle entscheiden (Naseem & Yaprak, 2023, S. 54).

Der hohe Stellenwert der affektiven Komponente kommt zudem dadurch zum Ausdruck, dass diese auch in einem vermeintlich vorrangig kognitiven Vergleich verschiedener Produkte eine wichtige Rolle einnehmen. Bei vergleichender Werbung stellen Marketer:innen bewusst bestimmte Produktmerkmale wie den Preis oder spezielle Eigenschaften den Merkmalen von Konkurrenzprodukten gegenüber (Wu & Wen, 2019, S. 296). Wie bereits ausgeführt tragen diese Produktinformationen vor allem zur kognitiven Beurteilung dieser Eigenschaften bei. Vergleichende Werbung führt prinzipiell dazu, dass sich Konsument:innen noch stärker auf hervorgehobene Unterschiede konzentrieren anstatt nur einen allgemeinen Gesamteindruck zu erlangen (Wu & Wen, 2019, S. 298). Neben

den von den Werbeinhalten direkt ausgelösten Affekten beeinflusst aber auch der davon unabhängige kontextbedingte Affekt die Art wie Konsument:innen die Werbung wahrnehmen (Wu & Wen, 2019, S. 303). Wu und Wen (2019, S. 306 f.) zeigten, dass ein positiver kontextbedingter Affekt dazu beiträgt, dass Konsument:innen auch vergleichende Werbung eher allgemein beurteilen um die positive Einstellung beizubehalten. Ein positiver werbeinduzierter Affekt trägt dann sogar noch zusätzlich zu einer stärkeren positiven Evaluierung der vergleichenden Werbung gegenüber einer nicht-vergleichenden Werbung bei (Wu & Wen, 2019, S. 307).

Insgesamt wird dadurch deutlich, dass Konsument:innen ihre Einstellung nicht nur aufgrund der aktuell wahrgenommenen Stimuli in Form von Werbeinhalten bilden, sondern auch versuchen ihre aktuelle Gefühlslage beizubehalten. Eine Erklärung dafür könnte im sogenannten Affekt-Priming liegen, wonach die Valenz bestehender Emotionen dazu führt, dass hervorgerufene kognitive Reaktionen in einer Weise beeinflusst werden, sodass sie mit dieser Valenz übereinstimmen (Chang, 2008, S. 26). Das würde demnach bedeuten, dass die Valenz kontextbedingter Emotionen die Wahrnehmung der darauffolgenden Werbeinhalte beeinflusst. Unabhängig davon, ob aktuell bestehende Emotionen in direktem Zusammenhang mit wahrgenommenen Werbeinhalten stehen, können sich diese dennoch auf deren Evaluierung und somit in weiterer Folge auf die affektive Einstellung gegenüber dem Einstellungsobjekt auswirken (Chang, 2008, S. 35 f.).

Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass Affekte einen wesentlichen Einfluss auf die Wahrnehmung und das Verhalten von Konsument:innen haben. Ob es Marketer:innen gelingt durch Werbeinhalte die affektive Einstellungskomponente von Konsument:innen gegenüber einem Produkt oder einer Marke zu beeinflussen hängt nicht nur von diesen Werbeinhalten selbst ab. Eine wesentliche Bedeutung haben bestehende Erfahrungen und eine Affinität von Konsument:innen gegenüber Produkten oder Marken. Zusätzlich müssen Marketer:innen auch den Kontext ihrer Werbeaktivitäten beachten (z.B. Ort und/oder Zeitpunkt der Platzierung der Werbeinhalte) um mögliche Spillover-Effekte sowie Affekt-Priming zu nutzen bzw. zu vermeiden und dadurch die gewünschten Effekte zu erzielen. Schließlich können bestehende Emotionen sogar dazu führen, dass eine vermeintlich kognitiv evaluierte Werbebotschaft dennoch zur stärkeren Bildung der affektiven Einstellungskomponente beiträgt.

2.1.3 Das Elaboration Likelihood Model

In den vorherigen Kapiteln wurde die kognitive sowie affektive Einstellungskomponente jeweils im Detail betrachtet und deren vielfältiger Zusammenhang mit verschiedenen Aspekten von Werbeinhalten beleuchtet. Obwohl damit bereits auf deren generelle

Charakteristika eingegangen und die damit verbundenen Herausforderungen für Marketer:innen aufgrund der Komplexität betrachtet wurden, ist es in Bezug auf die Forschungsfrage dieser Arbeit entscheidend zu verstehen wie Einstellungen durch Werbeinhalte gebildet oder auch verändert werden können.

Das Elaboration Likelihood Model (ELM) von Petty und Cacioppo (1986) bietet einen generellen theoretischen Rahmen dafür zu verstehen wie persuasive Kommunikation die Einstellung von Konsument:innen beeinflusst. Unter persuasiver Kommunikation kann dabei jeder Werbeinhalt verstanden werden, mit dem versucht wird die Einstellung von Konsument:innen gegenüber einem bestimmten Einstellungsobjekt zu beeinflussen (Drolet & Aaker, 2002, S. 59).

Das ELM ist ein anerkanntes wissenschaftliches Modell, welches in verschiedenen Bereichen und Disziplinen angewendet wurde und bis heute die theoretische Grundlage für viele empirische Erkenntnisse liefert (Srivastava & Saini, 2022, S. 727). Neben Forschungsgebieten wie Politik, Gesundheit, Umwelt und Bildung findet das Modell speziell im Bereich Marketing Anwendung und hilft die Gestaltung von Werbeinhalten sowie das Verhalten von Konsument:innen besser zu verstehen (Shahab, Ghazali & Mohtar, 2021, S. 665 f.; Srivastava & Saini, 2022, S. 727 f.).

Im ELM wird beim Ausmaß der Informationsverarbeitung (Elaboration) von einem Kontinuum ausgegangen, welches sich von der Verarbeitung der Informationen ganz ohne Nachdenken bis hin zu einer tiefergehenden Verarbeitung mit vollständiger Analyse aller Argumente erstreckt (Petty & Cacioppo, 1986, S. 129). Die Wahrscheinlichkeit, dass eine Information verarbeitet wird (Likelihood) hängt dabei sowohl von der Motivation der betreffenden Person als auch deren Fähigkeiten die Information bewerten zu können ab (Petty & Cacioppo, 1986, S. 129). Viele andere Theorien die sich mit Einstellungen befassen, lassen sich dabei auf diesem Kontinuum verorten (Petty & Cacioppo, 1986, S. 129). So könnte die Theorie des überlegten Handelns von Ajzen und Fishbein (2000, S. 13), welche die Grundlage für die darauf aufbauende Theorie des geplanten Verhaltens bildet, auf dem oberen Ende des Kontinuums mit einer starken Analyse der Informationen verortet werden. Hingegen könnte der Mere-Exposure-Effekt[3] von Zajonc (1968) dem anderen Ende des Kontinuums ohne tiefergehende Informationsverarbeitung zugeordnet werden.

[3] Der Mere-Exposure-Effekt besagt, dass Personen ihre Einstellung gegenüber einem bestimmten Objekt schon alleine durch wiederholte Wahrnehmung des Stimulus positiver bewerten (Zajonc, 1968).

Entlang dieses Kontinuums werden Einstellungen in einer aufeinanderfolgenden Sequenz von verschiedenen Prozessen gebildet (Petty & Cacioppo, 1986, S. 130 f.). Zu Beginn wird davon ausgegangen, dass eine erste Bewertung des Einstellungsobjektes hauptsächlich hedonistisch anhand von affektiven Hinweisen erfolgt, da wahrscheinlich noch die Motivation oder Fähigkeit zur tieferen Verarbeitung der Hinweise fehlt. Im weiteren Verlauf ist es wahrscheinlich, dass zunehmend einfache Schlussfolgerungen und Entscheidungsregeln genutzt werden, um die Einstellung zu bilden. In der letzten Phase intensivieren sich die kognitiven Prozesse und es kommt zu einer tieferen Verarbeitung der einzelnen Informationen und deren Bewertung aufgrund des bestehenden Wissens.

Basierend auf diesen unterschiedlichen Prozessen postulieren Petty & Cacioppo (1986, S. 131 f.) in ihrem Modell zwei qualitativ unterschiedliche Arten der Informationsverarbeitung bei der Wahrnehmung persuasiver Stimuli. Die erste Art entspricht dem zentralen Weg („central route“) und wird dann genutzt wenn die Motivation oder die Fähigkeit relevante Informationen zu verarbeiten hoch sind. Dabei werden die Argumente und Informationen der persuasiven Stimuli tiefergehend analysiert und hinterfragt. Im Gegensatz dazu nutzen Personen den peripheren Weg der Informationsverarbeitung („peripheral route“) wenn ihre Motivation bzw. Fähigkeiten relativ niedrig ausgeprägt sind. In diesem Fall tragen positive sowie negative Hinweise aus dem aktuellen Kontext dazu bei, einfache Schlüsse aufgrund der vorliegenden Informationen zu ziehen und diese dementsprechend zu bewerten. Solche Hinweise können beispielsweise die bloße Anzahl der Argumente, die subjektiv empfundene Attraktivität der Quelle, die Glaubwürdigkeit (z.B. aufgrund eines Gütesiegels) oder andere saliente Reize sein (Petty & Cacioppo, 1986, S. 160). Zusammenfassend kann gesagt werden, dass persuasive Stimuli abhängig von der Motivation oder Fähigkeit der wahrnehmenden Personen entweder tiefergehend auf dem zentralen Weg oder oberflächlich auf dem peripheren Weg verarbeitet werden und in weiterer Folge die Einstellung beeinflussen (Petty & Cacioppo, 1986, S. 132).

Neben diesen zwei unterschiedlichen Arten der Informationsverarbeitung definiert das ELM drei wesentliche Kategorien von Variablen die zur Bildung oder Änderung der Einstellung beitragen: 1) überzeugende Argumente und deren Qualität, 2) periphere Hinweise und 3) Variablen welche die Verarbeitungstiefe oder -richtung selbst beeinflussen (Petty & Cacioppo, 1986, S. 132).

Argumente werden im ELM als Informationen definiert, die für Personen eine subjektive Relevanz in Bezug auf ihre Evaluierung aufweisen (Petty & Cacioppo, 1986, S. 133). Die subjektive Relevanz ist deswegen von Bedeutung, da verschiedene Personen unterschiedliche Informationen als persönlich relevant einstufen. Eine starke Botschaft

beinhaltet demnach Argumente, die dazu führen, dass nach der Informationsverarbeitung eine positivere Bewertung besteht und dadurch auch die Einstellung positiv beeinflusst wird. Ist die Bewertung der Personen nach der kognitiven Verarbeitung der Argumente negativer als zuvor, so handelt es sich um eine schwache Botschaft und die Einstellung wird negativ beeinflusst (Petty & Cacioppo, 1986, S. 133). Die Qualität der Argumente beeinflusst demnach vor allem dann die Einstellung von Konsument:innen, wenn diese auch mit einer hohen Wahrscheinlichkeit verarbeitet werden. Wenn die Wahrscheinlichkeit gering ist und keine zentrale Verarbeitung der Argumente stattfindet, sind hingegen Hinweise aus dem aktuellen Kontext für den Einfluss auf die Einstellung ausschlaggebend, da diese zu einfachen Entscheidungen oder Assoziationen in Bezug auf das Einstellungsobjekt beitragen (Petty & Cacioppo, 1986, S. 134 f.).

Neben Argumenten und Hinweisen die direkt die Einstellung beeinflussen, ist es aber auch möglich, dass Variablen auf die Verarbeitungswahrscheinlichkeit selbst Einfluss nehmen und sich damit indirekt auf die Einstellung auswirken (Petty & Cacioppo, 1986, S. 136). Diese Variablen können die Verarbeitung der Argumente in einer objektiven oder in einer voreingenommenen Weise beeinflussen. Ein objektiver Einfluss erhöht die Motivation oder Fähigkeiten zur Informationsverarbeitung und bringt Personen dazu die gegebenen Argumente besser evaluieren zu können. Andererseits ist es möglich, dass Variablen dazu führen, dass Personen bei ihrer Bewertung selbst in eine Richtung gelenkt werden und die vorliegenden Informationen somit voreingenommen in positiver oder negativer Weise betrachten (Petty & Cacioppo, 1986, S. 136).

Wesentliche Variablen, die die Verarbeitungswahrscheinlichkeit auf objektive Weise beeinflussen können sind unter anderem mögliche Ablenkungen, Wiederholungen, das Involvement, der Grad der Verantwortung sowie das persönliche Kognitionsbedürfnis (Petty & Cacioppo, 1986, S. 138 ff.). Wenn Personen motiviert sind die Argumente einer Nachricht zu verarbeiten dann trägt eine Ablenkung dazu bei, dass sie in diesem Prozess unterbrochen werden und somit bei schwachen Botschaften eine positivere Einstellung bilden als bei starken Botschaften (Petty & Cacioppo, 1986, S. 141). Bei komplexen Nachrichten können Wiederholungen in Form von mehrmaliger Präsentation des Stimulus dazu beitragen, dass Personen eine bessere Möglichkeit haben die Argumente zu verarbeiten (Petty & Cacioppo, 1986, S. 143 f.). Das Involvement von Personen kann als die persönliche Relevanz und Bedeutung des Themas für die jeweilige Person beschrieben werden, weshalb mit zunehmendem Involvement auch die Motivation einer tiefergehenden Verarbeitung der Argumente steigt und daher im Falle einer starken (schwachen) Botschaft signifikant positiv (negativ) mit der Einstellung korreliert (Petty & Cacioppo, 1986, S. 146 ff.). Der Grad der eigenen Verantwortung wirkt ähnlich auf die

Motivation die dargelegten Argumente zu verarbeiten wie die Höhe des Involvements. Wenn Personen einen hohen Grad an Eigenverantwortung aufweisen ist die Qualität der Argumente in der Botschaft wichtiger als wenn diese durch eine Gruppe mit geteilter Verantwortung bewertet werden (Petty & Cacioppo, 1986, S. 149 f.). Schließlich können neben den bisherigen Variablen, die auch extern durch Marketer:innen beeinflussbar sind (z.B. Anzahl an Wiederholungen), Persönlichkeitsmerkmale die Motivation sowie den Grad der Verarbeitung von Argumenten beeinflussen. Das Kognitionsbedürfnis („need for cognition“) beschreibt das Bedürfnis und die Freude von Personen kognitiv anstrengende Prozesse durchzuführen, weshalb eine hohe Ausprägung dazu beiträgt, dass Argumente bereitwillig tiefergehend analysiert werden (Petty & Cacioppo, 1986, S. 151).

Zusammenfassend kann gesagt werden, dass die Qualität der Argumente eine entscheidende Rolle dabei spielt inwiefern andere Variablen dazu beitragen die Bildung einer positiven Einstellung von Konsument:innen zu beeinflussen. Bei einer starken Botschaft können Marketer:innen die positiven Auswirkungen auf die Einstellung weiter erhöhen, indem die Motivation und Wahrscheinlichkeit zur tiefergehenden Verarbeitung erhöht wird. Enthält die Botschaft jedoch eher schwache Argumente, sollten Marketer:innen versuchen einer tiefergehenden Analyse entgegenzuwirken um eine negative Evaluierung der Argumente zu vermeiden und die Einstellungsbildung aufgrund von peripheren Hinweisen zu forcieren (Petty & Cacioppo, 1986, S. 152).

Konkret würde das bedeuten, dass Marketer:innen mit Werbeinhalten die Einstellung gegenüber einem Produkt beeinflussen können indem sowohl der Inhalt als auch der Präsentationskontext aufeinander abgestimmt werden. Beispielsweise könnten bei einem innovativen Produkt die Vorteile überzeugend ausgearbeitet werden und ein QR-Code dazu beitragen, dass die Fähigkeit von Konsument:innen zur tieferen Verarbeitung erhöht wird. Wenn genaue Daten über die Zielgruppe bekannt sind, ist es möglich durch eine wiederholte ablenkungsfreie Platzierung in ausgewählten digitalen Medien die Verarbeitungswahrscheinlichkeit zusätzlich zu erhöhen. Liegen hingegen weniger starke Argumente vor, ist es denkbar eine positive Einstellung dadurch zu erzielen, indem verstärkt auf die Verarbeitung peripherer Hinweise geachtet wird. Falls die Nachricht bzw. das beworbene Produkt für Konsument:innen geringe persönliche Relevanz (niedriges Involvement) aufweist, so kann in diesem Fall eine quantitative Erhöhung der Argumente zu einer positiven Einstellung beitragen. Vereinfacht gesagt trägt die periphere Verarbeitung in diesem Fall dazu bei, dass eine hohe Anzahl an Argumenten für das Produkt einen Hinweis für Konsument:innen darstellt und zu dem einfachen Schluss führt, dass das Produkt gut sein muss. Bei hohem Involvement würde eine hohe Anzahl von

Argumenten jedoch deren Verarbeitungswahrscheinlichkeit erhöhen und im Fall von schwachen Argumenten in weiterer Folge dazu führen, dass die Einstellung negativ beeinflusst wird (Petty & Cacioppo, 1986, S. 157 ff.).

Wie zuvor erwähnt ist es auch möglich, dass Variablen die Informationsverarbeitung und Bewertung nicht nur in objektiver Weise beeinflussen, sondern diese auch in eine gewisse Richtung verzerren können. So trägt beispielsweise ein etwaig bestehendes Vorwissen zu einem Thema dazu bei, dass Konsument:innen jenen Argumenten welche der bisherigen Einstellung entgegenwirken, leichter widersprechen bzw. diese anzweifeln können (Petty & Cacioppo, 1986, S. 166 ff.). Umgekehrt führt eine Übereinstimmung zwischen der bestehenden Einstellung und den neuen Argumenten zu einer Bestätigung, weshalb das Vorwissen dazu beiträgt, dass bestehende Einstellungen schwerer geändert werden können. In Bezug auf die affektive und kognitive Einstellungskomponente zeigte sich zudem, dass Affekte bei geringerem Vorwissen einen stärkeren Einfluss auf die Einstellung haben (Petty & Cacioppo, 1986, S. 168).

Schließlich ist neben der Einstellung selbst auch deren Stärke und (zeitliche) Beständigkeit von Bedeutung. Basierend auf dem ELM ist sowohl die zeitliche Beständigkeit von Einstellungen als auch die Widerstandsfähigkeit gegen Änderungen von der Art der Informationsverarbeitung abhängig. Im Gegensatz zur peripheren Verarbeitung beschäftigen sich Personen bei der zentralen Verarbeitung tiefergehend mit den dargelegten Argumenten und wenden in der Beurteilung eine größere kognitive Anstrengung auf. Demzufolge weisen auch die über diesen Weg erzeugten Einstellungen eine größere Stabilität über den Zeitverlauf sowie Widerstandsfähigkeit auf (Petty & Cacioppo, 1986, S. 175 ff.). Zusätzlich führt die zentrale Verarbeitung (und daher auch die Variablen die die Wahrscheinlichkeit auf eine zentrale Verarbeitung erhöhen) dazu, dass die auf diesem Weg gebildete Einstellung ein besserer Prädiktor für das Verhalten ist (Petty & Cacioppo, 1986, S. 179 ff.).

Abschließend kann festgehalten werden, dass das ELM in Bezug auf die Forschungsfrage dieser Arbeit einen theoretischen Rahmen dafür bietet, um zu verstehen wie die Einstellung von Konsument:innen durch Werbeinhalte beeinflusst wird. Dabei unterscheidet dieses Modell zwischen einer kognitiv aufwendigeren zentralen Verarbeitung der Argumente und einer peripheren Verarbeitung anhand von Hinweisen, einfachen Entscheidungsregeln und Assoziationen. Es wurde aufgezeigt, dass verschiedene Variablen, wie die Wiederholungshäufigkeit, das Involvement oder das individuelle Kognitionsbedürfnis, in einem komplexen Zusammenhang mit der Verarbeitungswahrscheinlichkeit sowie der notwendigen Qualität der Argumente und in weiterer Folge mit dem Einfluss auf die Einstellung stehen. Ob ein bestimmter Aspekt der Kommunikation als

Argument bzw. Hinweis dient oder die Verarbeitungswahrscheinlichkeit beeinflusst hängt dabei immer vom Kontext ab.

So wurde im Verlauf dieser Arbeit bereits erwähnt, dass Abkürzungen bei Werbeinhalten die Einstellung von Konsument:innen positiv beeinflussen können wenn diese über wenig Vorwissen verfügen (Chuang et al., 2009, S. 490). Anhand des ELM könnten diese Ergebnisse dadurch erklärt werden, dass Konsument:innen aufgrund des geringen Vorwissens die Nachricht auf dem peripheren Weg verarbeiten und die Abkürzungen als Hinweise dienen welche mit Expertise und fachlichem Know-How assoziiert werden (Chuang et al., 2009, S. 486). Verfügen Konsument:innen jedoch bereits über Wissen in diesem Themenbereich würde die Verarbeitungswahrscheinlichkeit steigen und die zentrale Verarbeitung dazu führen, dass die Qualität der Argumente wichtiger wird. Ebenso können die Ergebnisse in Bezug auf die Bedeutung der Markenaffinität von Naseem und Yaprak (2023, S. 58) mithilfe des ELM erklärt werden, welche den hohen Stellenwert der affektiven Einstellungskomponente aufzeigt. So könnten bestehende Gefühle (z.B. Nostalgie) zu einer peripheren Verarbeitung und direkten Einfluss auf das Kaufverhalten führen, ohne dass der tatsächliche Wert durch Konsument:innen aufwendig evaluiert wird.

2.1.4 Die Einstellung als komplexes Konstrukt

Das ELM bietet eine gute theoretische Grundlage, um die Bildung von Einstellungen anhand der dahinterliegenden kognitiven Prozesse besser verstehen zu können. Obwohl dieses Modell bis heute in der wissenschaftlichen Forschung weit verbreitet ist, besteht auch wesentliche Kritik an einigen zentralen Annahmen welche die Validität des Modells in Frage stellt (Kitchen, Kerr, Schultz, McColl & Pals, 2014, S. 2034). Demnach ist es möglich, dass das Einstellungskonstrukt und die damit verbundenen Prozesse eine höhere Komplexität aufweisen, als sich durch eine Reduktion auf die Verarbeitungswahrscheinlichkeit und -tiefe erklären lässt.

In einer Übersichtsarbeit zeigten Kitchen et al. (2014, S. 2037 ff.) wesentliche Aspekte auf welche von verschiedenen Forscher:innen über die Zeit kritisiert wurden. Ein wesentlicher Kritikpunkt betrifft das Alter des Modells und der damit zusammenhängenden unzureichenden Berücksichtigung des Wandels, weg vom Massenmarketing hin zum (digitalen) Individualmarketing. Dabei stellt vor allem der allgemeine Ansatz des Modells und der Versuch möglichst viele Theorien und Variablen anhand des Kontinuums der Elaborationswahrscheinlichkeit zu integrieren ein Problem dar. In Verbindung mit den vielfältigen Wirkungsmöglichkeiten der Variablen führt das dazu, dass das ELM generell

deskriptiv wirkt anstatt die dahinterliegenden Wirkungen genau zu modellieren, wodurch dieses schwer test- und falsifizierbar wird (Kitchen et al., 2014, S. 2037 f.).

Ein weiterer Kritikpunkt betrifft die zentrale Annahme, dass Personen ihre Einstellung aufgrund von zwei verschiedenen Prozessen (zentrale und periphere Route) bilden. Kritiker:innen argumentieren, dass das ELM eine simultane Verarbeitung über beide Prozesse unzureichend berücksichtigt und die durchgeführten Experimente zur Bestätigung des Modells so gestaltet waren, dass eine Route der Anderen präferiert wurde (Kitchen et al., 2014, S. 2039 f.). Zudem wurden ursprünglich ausschließlich Student:innen als Untersuchungsteilnehmer:innen in den Studien eingeschlossen, weshalb die Ergebnisse mit anderen Stichproben teilweise nicht reproduzierbar waren und daher die allgemeine Gültigkeit des Modells in Frage gestellt wurde (Kitchen et al., 2014, S. 2043).

Basierend auf Ergebnissen aus dem Bereich der Neurowissenschaft kritisieren Morris, Woo und Singh (2005, S. 80 f.) die unzureichende Berücksichtigung von Affekten im ELM und postulieren einen Einfluss von Emotionen selbst bei kognitiver Verarbeitung entlang der zentralen Route. Emotionen und Kognitionen sind in allen Bereichen des Gehirns untrennbar miteinander verbunden, weshalb selbst rationale Entscheidungen ohne den für emotionale Verarbeitungsprozesse zuständigen Gehirnregionen nicht möglich sind (Morris et al., 2005, S. 82). Aus diesem Grund stellt sich die Frage, ob Emotionen, die im ELM vor allem bei der peripheren Verarbeitung (und damit schwächeren Einstellungen) eine Rolle spielen, nicht auch ein wesentlicher Aspekt bei der zentralen Verarbeitung sind und damit insgesamt einen zentralen Stellenwert bei der Bildung von Einstellungen aufweisen (Morris et al., 2005, S. 84 f.). In einem Experiment in dem Teilnehmer:innen anhand ihrer Reaktion auf eine Autowerbung einer der beiden Verarbeitungsrouten des ELM zugeordnet wurden konnte gezeigt werden, dass die emotionale Reaktion bei kognitiv aufwendiger Verarbeitung stärker ausgeprägt war (Morris et al., 2005, S. 89 ff.). Zusätzlich zeigte eine höhere emotionale Reaktion einen stärkeren Zusammenhang mit der Kaufabsicht, weshalb Emotionen auch bei tiefergehender Verarbeitung (der zentralen Route des ELM) einen wesentliche Stellenwert einnehmen (Morris et al., 2005, S. 91 f.). Diese Ergebnisse zeigten, dass Emotionen nicht unabhängig von kognitiven Prozessen bei der Bildung von Einstellungen gesehen werden können und eine strikte Trennung zwischen Kognition und Affekt keine vollständige Erklärung der zugrunde liegenden Prozesse ermöglicht (Morris et al., 2005, S. 92 f.).

Eine ähnlich starke Bedeutung von Emotionen beschreiben Zeelenberg et al. (2008, S. 21 f.) mit ihrem „Feeling-is-for-doing“-Ansatz. Dabei gehen die Autor:innen davon aus, dass vor allem Emotionen die primäre Motivation dafür liefern ein bestimmtes Verhalten auszuführen. Dabei ist es entscheidend, dass unterschiedliche Emotionen auch bei

gleicher Valenz (das heißt z.B. zwei negative Emotionen wie Bedauern und Enttäuschung) je nach Kontext zu einem unterschiedlichen Verhalten führen können (Zeelenberg et al., 2008, S. 21). Im Fall einer schlechten Erfahrung steht Bedauern oft im Zusammenhang mit der Eigenverantwortung bei einer Fehlentscheidung, weshalb sich Konsument:innen beim nächsten Mal eher für ein anderes Unternehmen entscheiden anstatt sich zu beschweren (Zeelenberg & Pieters, 2004, S. 452). Enttäuschung weist zwar die gleiche negative Valenz wie Bedauern auf, tritt jedoch in Situationen auf in denen andere für die negative Erfahrung verantwortlich gemacht werden, weshalb das Verhalten eher zu einer Beschwerde sowie einer negativen Bewertung führt (Zeelenberg & Pieters, 2004, S. 452 f.).

Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass verschiedene Werbeinhalte zwar unterschiedlich stark verarbeitet werden können, eine strikte Trennung von Kognition und Affekt jedoch nicht der Komplexität des Einstellungskonstrukts gerecht wird. Sowohl die kognitive als auch affektive Einstellungskomponente leisten einen wesentlichen Beitrag dazu starke Einstellungen zu bilden. Dabei ist es durchaus denkbar, dass Konsument:innen bei ihrer Evaluierung zwischen Verarbeitungsmodi wechseln und sowohl Argumente als auch Hinweise genutzt werden, um zu einer Gesamtbewertung zu kommen.

Weiters ist aufgrund von Ergebnissen aus früheren Forschungsarbeiten davon auszugehen, dass es auch zwischen Männern und Frauen Unterschiede in der Art der Informationsverarbeitung gibt (Goodrich, 2014, S. 33 f.). Neben einem möglichen Einfluss der Sozialisation und den damit erlernten Arten der Informationsverarbeitung konnte auch eine unterschiedlich starke neuronale Aktivierung verschiedener Gehirnareale zwischen den biologischen Geschlechtern gezeigt werden (Goodrich, 2014, S. 35). Während Frauen Werbeanzeigen oft tiefergehend verarbeiten und dabei sowohl verbale als auch visuelle Stimuli gleichermaßen beachten, führen bei Männern vorwiegend visuelle Werbeinhalte zu verstärkter Aufmerksamkeit und heuristischer Verarbeitung (Goodrich, 2014, S. 38 ff.). In Bezug auf eine unterschiedlich starke Aktivierung der Hemisphären des Gehirns konnte Goodrich (2014, S. 40) zudem einen signifikanten Unterschied in der Einstellung zwischen den Geschlechtern, abhängig von der Platzierung der Werbeinhalte, aufzeigen. Demnach führen Werbeanzeigen auf der linken Seite eines Mediums zu einer positiveren Einstellung bei Männern und rechtsplatzierte Inhalte bei Frauen (2014, S. 40).

Etwaige Geschlechterunterschiede in der Einstellung gegenüber den beworbenen Produkten könnten dabei auch von der Art der Werbung abhängig sein (Boscolo, Oliveira, Maheshwari & Giraldi, 2021, S. 310). Boscolo et al. (2021, S. 305) differenzierten in ihrer Studie zwischen Werbeanzeigen für Frauen (z.B. Kosmetikprodukte), Werbeanzeigen

für Männer (z.B. Autos) und neutralen Anzeigen (z.B. Reisen) und präsentierten alle drei Arten jeweils einer Gruppe Frauen und Männern. Männer zeigten eine positivere Einstellung bei den Werbeanzeigen für Männer als Frauen, während Werbeanzeigen für Frauen von beiden Geschlechtern negativ und neutrale Anzeigen positiv evaluiert wurden (Boscolo et al., 2021, S. 310). Bei den Ergebnissen müssen mögliche Limitationen aufgrund des experimentellen Designs sowie ein potenzieller verzerrenden Einfluss der unterschiedlichen Werbeinhalte der einzelnen Stimuli beachtet werden (Boscolo et al., 2021, S. 311). Dennoch wäre es möglich, dass der beworbene Produkttyp der jeweiligen Werbeanzeige einen weiteren Prädiktor zur Erklärung von geschlechtsspezifischen Unterschieden bei der Bildung von Einstellungen darstellt.

Neben geschlechtsspezifischen Unterschieden bei der Informationsverarbeitung müssen auch etwaige Unterschiede in der motivationalen Wirkung von Emotionen beachtet werden. In Bezug auf den zuvor erwähnten „Feeling-is-for-doing"-Ansatz können verschiedene Emotionen trotz gleicher Valenz somit nicht nur generell zu unterschiedlichem Verhalten führen, sondern deren Wirkung kann sich je nach Geschlecht weiter unterscheiden (Kemp, Kennett-Hensel & Kees, 2013, S. 72 ff.). Stolz und Sympathie stellen beispielsweise zwei grundlegende Emotionen dar, welche von Konsument:innen häufig im Kontext von prosozialem Verhalten (z.B. im Sinne von Spenden) erlebt werden und daher bei Werbeinhalten von Non-Profit-Organisationen eine Rolle spielen (Kemp et al., 2013, S. 70 f.). Werbeinhalte welche bei Konsument:innen ein Gefühl von Sympathie auslösen, führen eher bei Frauen als bei Männern zu prosozialem Verhalten bei denen stattdessen ein Gefühl von Stolz förderlicher scheint (Kemp et al., 2013, S. 76). Diese Ergebnisse unterstreichen die höhere Bedeutung von Emotionen bei persuasiver Werbung als ursprünglich durch das ELM angenommen.

Abschließend kann gesagt werden, dass die Komplexität von Einstellungen und das Verständnis über die genaue Wirkung von spezifischen Werbeinhalten durch geschlechterspezifische Unterschiede weiter erhöht wird. Nicht nur scheint die Informationsverarbeitung über mehrere Routen zu erfolgen, sondern auch eine unterschiedliche neuronale Aktivierung kann zu Differenzen in der Verarbeitung beitragen. Nicht jede Emotion muss zwingend zu unterschiedlichen Verhaltensweisen führen oder einen anderen Beitrag zur Einstellung abhängig vom Geschlecht der Konsument:innen liefern, jedoch sollten diese Faktoren für ein möglichst umfassendes Verständnis berücksichtigt werden.

Das ELM bietet unter Berücksichtigung der erwähnten Limitation dennoch eine gute theoretische Basis, um die mit der Einstellungsbildung verbundenen Prozesse besser verstehen und einordnen zu können. Neben der kognitiven und affektiven Einstellungskomponente wurde in diesem Kapitel auch die motivationale Wirkung von Emotionen und

der Zusammenhang mit dem Verhalten angesprochen. Die Hinweise auf das tatsächliche Verhalten und die Tendenz ein Produkt auch wirklich zu kaufen spiegeln sich in der konativen Einstellungskomponente wider (Meffert et al., 2024, S. 113). Diese dritte Komponente vervollständigt das komplexe Konstrukt der Einstellung und wird im folgenden Kapitel näher betrachtet.

2.2 Das Konsument:innenverhalten und die Kaufabsicht

Neben der affektiven und kognitiven Komponente von Einstellungen ist in Bezug auf das Konsument:innenverhalten die konative Komponente entscheidend, da diese die mit der Einstellung verbundene Verhaltensintention widerspiegelt (Meffert et al., 2024, S. 113). Dabei können nicht nur ein verschieden stark ausgeprägtes subjektives Wissen sowie unterschiedliche Emotionen zu einem bestimmten Verhalten führen, sondern eine Vielzahl von Variablen Einfluss darauf nehmen. Für ein umfassendes Verständnis ist es daher einerseits notwendig den Kaufprozess in Zusammenhang mit dem Verhalten zu betrachten als auch die Beziehung zwischen den einzelnen Variablen untereinander zu berücksichtigen.

In den letzten Jahrzehnten haben verschiedene Forscher:innen zahlreiche Modelle veröffentlicht die das Konsument:innenverhalten theoretisch beschreiben (Reina Paz & Rodríguez Vargas, 2023, S. 3 ff.). Dabei legen die einzelnen Modelle teilweise verschiedene Schwerpunkte, betrachten eine unterschiedliche Anzahl von Variablen und versuchen den Kaufprozess mehr oder weniger holistisch abzubilden (Reina Paz & Rodríguez Vargas, 2023, S. 2).

Sogenannte Totalmodelle versuchen das gesamte Kaufentscheidungsverhalten von Konsument:innen zu berücksichtigen und können weiter in Struktur- als auch Prozessmodelle untergliedert werden (Meffert et al., 2024, S. 125). Strukturmodelle weisen einen hohen Grad an Komplexität auf und versuchen das Verhalten von Konsument:innen anhand der Beziehung der involvierten Variablen untereinander zu beschreiben (Meffert et al., 2024, S. 125 f.). Einen anderen möglichen Ansatz für die Erklärung von Kaufentscheidungen verfolgen Prozessmodelle in dem sie versuchen den gesamten Kauf- und Entscheidungsprozess von Konsument:innen in Phasen zu unterteilen (Meffert et al., 2024, S. 127).

Howard und Sheth lieferten bereits 1969 mit ihrer Theorie zum Käufer:innenverhalten ein wissenschaftlich anerkanntes Strukturmodell welches aufgrund seines Umfangs eine möglichst vollständige Betrachtung erlaubte und deshalb auch als Ausgangspunkt für zahlreiche weitere Modelle diente (Meffert et al., 2024, S. 126; Reina Paz & Rodríguez Vargas, 2023, S. 2). Dieses Modell orientiert sich an einem S-O-R-Ansatz, einem

zentralen Konzept, welches vereinfacht ausgedrückt davon ausgeht, dass ein Input mithilfe verschiedener Prozesse verarbeitet wird und in weiterer Folge zu einem bestimmten Output führt (Meffert et al., 2024, S. 126).

In diesem Kapitel wird nachfolgend deshalb zuerst auf den zentralen S-O-R Ansatz eingegangen. Anschließend werden ausgewählte theoretische Modelle zur Erklärung des Konsument:innenverhaltens näher beschrieben. Prozessmodelle wie das in der Einleitung erwähnte AIDA-Modell bieten sich vor allem auch in der Praxis an, um einzelne Phasen systematisch betrachten zu können. So berücksichtigt das Modell zum Kaufverhalten von Konsument:innen unter anderem verschiedene Bereiche des Marketing-Mix um den Einfluss auf den Kaufprozess zu beschreiben (Kotler, Keller, Chernev & Opresnik, 2023, S. 94 ff.). Weiters stellt die Theorie des geplanten Verhaltens von Ajzen ein valides Modell dar, welches bereits in vielen Studien empirisch überprüft und zur Vorhersage des Verhaltens in unterschiedlichen Kontexten geeignet ist (Reina Paz & Rodríguez Vargas, 2023, S. 21). Schließlich wird im späteren Verlauf dieser Arbeit noch kurz auf das Technology Acceptance Model von Davis (1989) eingegangen[4], da es unter Berücksichtigung der Einstellung als Referenzmodell für die Erklärung des Verhaltens in Bezug auf die Anwendung neuer Technologien gilt (Reina Paz & Rodríguez Vargas, 2023, S. 38). Obwohl sich die Forschungsfrage auf die Einstellung der Konsument:innen bezieht, besteht die Zielsetzung dieser Arbeit unter anderem auch darin praktische Empfehlungen für Marketer:innen abzuleiten, weshalb dieses Modell hohe Relevanz in Bezug auf die Integration von Tools mit künstlicher Intelligenz in die Arbeitsprozesse von Marketer:innen aufweist.

2.2.1 Stimulus-Organismus-Reaktion (S-O-R)

Howard und Sheth (1970, S. 470 f.) gehen in ihrer Theorie zum Käufer:innenverhalten davon aus, dass verschiedene Inputs als Stimuli auf Käufer:innen wirken und aufgrund von einer Vielzahl von einander beeinflussenden psychologischen Konstrukten zu einem Output führen. In diesem Sinne verwendet die Theorie einen S-O-R-Ansatz in welchem Marketingaktivitäten als externe Stimuli (S) dazu führen, dass interne Prozesse innerhalb des Organismus (O), also der Konsument:in, ausgelöst werden und zu einer Reaktion (R) wie dem Kaufverhalten führen. Im Sinne der Forschungsfrage dieser Arbeit stellt der Organismus eine Art Black Box dar, in welcher die Einstellung der Konsument:innen gegenüber dem mit Werbetexten und -bilder als Stimulus beworbenen Produkt beeinflusst werden.

[4] Ausführungen zum Technology Acceptance Model finden sich in Kapitel 2.3.2.

Die Theorie zum Käufer:innenverhalten weist aufgrund ihrer hohen Anzahl an Variablen auch einen hohen Grad an Komplexität auf, jedoch waren die Autor:innen der Meinung, dass das Verhalten nur so adäquat beschrieben werden kann (Howard & Sheth, 1970, S. 486). Die Theorie umfasst insgesamt vier verschiedenen Kategorien von Variablen, nämlich 1) Stimulus-Variablen, 2) verschiedene hypothetische Konstrukte innerhalb des Organismus, 3) exogene Variablen welche je nach Kontext Einfluss auf den Organismus ausüben und 4) Reaktions-Variablen (Howard & Sheth, 1970, S. 470 f.).

Stimulus-Variablen umfassen dabei den Preis, die Qualität, die Einzigartigkeit, den Service und die Verfügbarkeit (diese Variablen werden sowohl über das Produkt selbst als auch über Werbeinhalte kommuniziert) als auch Informationen aus dem sozialen Umfeld der Konsument:innen (Howard & Sheth, 1970, S. 471). Die Konstrukte innerhalb des Organismus lassen sich in Wahrnehmungs- und Lernkonstrukte einteilen. Wahrnehmungskonstrukte dienen der Informationsverarbeitung der wahrgenommenen Stimuli wie beispielsweise das Suchverhalten oder Wahrnehmungsverzerrungen während Lernkonstrukte unter anderem die Motive, Entscheidungskriterien, das Markenwissen oder die Zufriedenheit sind (Howard & Sheth, 1970, S. 472). Je nach Kontext beeinflussen z.B. Persönlichkeitsmerkmale, die Kultur oder der finanzielle Status als exogene Variablen die zuvor erwähnten Konstrukte um den Unterschieden zwischen verschiedenen Konsument:innen gerecht zu werden (Howard & Sheth, 1970, S. 470 f.). Schließlich führen diese unterschiedlichen Konstrukte innerhalb des Organismus zu einer Reihe möglicher Reaktions-Variablen, darunter die Kaufabsicht und das Kaufverhalten (Howard & Sheth, 1970, S. 479 f.).

Die nur auszugsweise dargestellte Liste von Variablen verdeutlicht die Komplexität des Konsument:innenverhaltens aufgrund der zahlreichen Einflüsse sowohl auf weitere Variablen als auch untereinander. Die Konstrukte innerhalb des Organismus beinhalten in diesem Modell jedenfalls auch die Einstellungen der Konsument:innen, welche damit in direktem Zusammenhang mit dem Kaufverhalten stehen (Meffert et al., 2024, S. 126 f.).

Die Theorie wurde 1989 nochmals von Howard überarbeitet und an die Erkenntnisse der damaligen Zeit angepasst, wodurch die Komplexität aufgrund einer Reduktion auf insgesamt nur sieben Variablen drastisch verringert wurde (Howard, 1989, zitiert nach Reina Paz & Rodríguez Vargas, 2023, S. 38). Als Stimulus wirkt in diesem Fall die Information, welche sich sowohl direkt als auch über die Markenbekanntheit auf das Vertrauen und die Einstellung auswirkt. Das Vertrauen und die Einstellung beeinflussen anschließend die Verhaltensintention, führen zum tatsächlichen Verhalten und in weiterer Folge zur Zufriedenheit. Schließlich beeinflusst die Zufriedenheit nach dem Kauf wieder das Vertrauen sowie die Einstellung und wirkt sich so auf die Verhaltensintention im

nächsten Zyklus aus (Reina Paz & Rodríguez Vargas, 2023, S. 37). Die Zusammenhänge der unterschiedlichen Variablen sowie deren Einordnung anhand des S-O-R-Ansatzes sind in Abbildung 1 dargestellt.

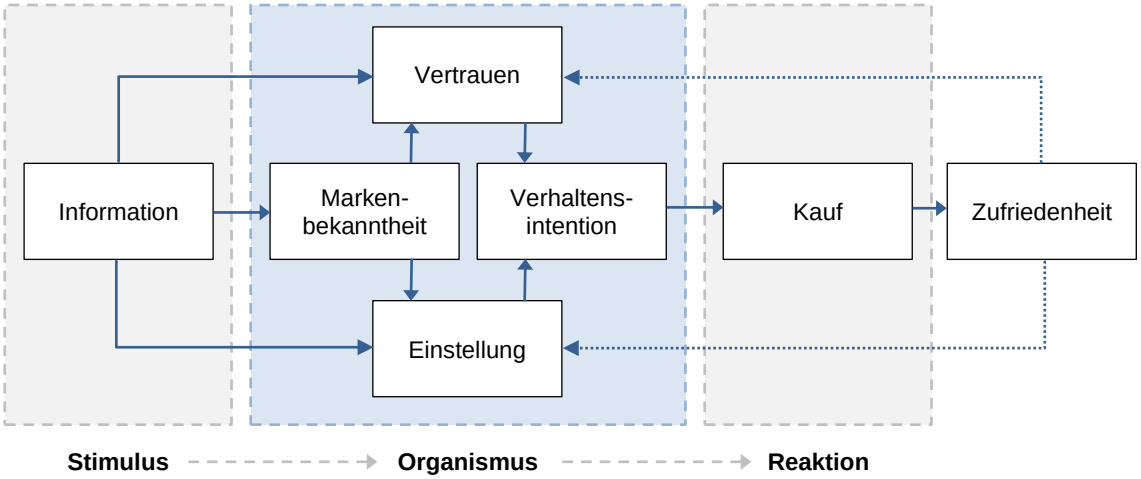

Abbildung 1: Der S-O-R-Ansatz am Beispiel des Modells zum Verbraucher:innenverhalten von Howard 1989. Anmerkung: Eigene Darstellung adaptiert nach Reina Paz und Rodríguez Vargas (2023, S. 37).

Im Kontext dieser Arbeit sind die Informationen welche als Stimulus dienen sowohl Werbetexte als auch -bilder. Diese Werbeinhalte werden von Konsument:innen innerhalb des Organismus anhand unterschiedlicher Prozesse verarbeitet. Der Organismus umfasst alle internen Konstrukte und Abläufe innerhalb der Konsument:innen, wie beispielsweise die Wahrnehmung, die kognitive und affektive Informationsverarbeitung und die motivationale Wirkung von Emotionen (Erensoy, Mathrani, Schnack, Elms & Baghaei, 2024, S. 2783). Die Markenbekanntheit spiegelt dabei das bestehende Wissen über das beworbene Produkt wider und steht in direktem Zusammenhang mit der Einstellung welche sich in weiterer Folge auf die Verhaltensintention, also die Kaufabsicht, auswirkt. Das konkrete Verhalten ist anschließend als Reaktion auf die zuvor durchgeführten internen Prozesse beobachtbar (Erensoy et al., 2024, S. 2783). Nach dem Modell von Howard (1989, zitiert nach Reina Paz & Rodríguez Vargas, 2023, S. 38) evaluieren Konsument:innen ihre Erfahrungen nach dem Kauf, wodurch die daraus resultierende (Un-) Zufriedenheit zu einem Feedbackprozess führt. In Übereinstimmung mit den bisherigen Ausführungen tragen die Erfahrungen der Konsument:innen damit zur Gesamteinstellung bei. In Bezug auf Werbeinhalte, welche durch künstliche Intelligenz erstellt wurden, wäre es demnach denkbar, dass beispielsweise Falschinformationen oder nicht eingehaltene Produktversprechen der generierten Stimuli zu Unzufriedenheit mit dem Kauf führen und die Gesamteinstellung negativ beeinflussen.

Zusammenfassend kann festgehalten werden, dass die Betrachtung mithilfe eines S-O-R-Ansatzes einen Rahmen dafür bietet, um die Wirkung verschiedener Stimuli in Zusammenhang mit dem tatsächlichen Verhalten zu verstehen. Ein genaueres Verständnis über den Organismus hilft Marketer:innen die Stimuli so zu gestalten, dass die gewünschte Reaktion erreicht wird. Dabei ist es jedoch entscheidend, dass aktuelle technologische Entwicklungen sowie ein über die Zeit verändertes Konsument:innenverhalten berücksichtigt werden. So können Anwendungen mit künstlicher Intelligenz einen erheblichen Einfluss auf Konsument:innen haben (z.B. bei der Informationssuche) und gemeinsam mit anderen Technologien (z.B. Virtual Reality) das Käufer:innenverhalten stark verändern. Virtual Reality ermöglicht beispielsweise ein so immersives Erlebnis für Konsument:innen, dass eine enorme Anzahl an Variablen nicht nur entlang der starren S-O-R-Sequenz miteinander interagieren sondern auch direkt einen anderen Sequenzbereich beeinflussen können (Erensoy et al., 2024, S. 2787 f.).

Dementsprechend kritisiert Jacoby (2002, S. 52) die unzureichende Berücksichtigung der dynamisch und fließend ablaufenden Natur von psychologischen Phänomenen welche von bestehenden Modellen anhand des linearen S-O-R-Ansatzes nicht adäquat abgebildet werden können. Probleme dabei stellen grundlegend die Zuordnung von Variablen entweder in den Stimulus, Organismus oder Reaktions-Bereich sowie die Tatsache, dass Variablen mehreren Bereichen angehören können, dar (Jacoby, 2002, S. 52). Beispielsweise müsste die in Abbildung 1 dargestellte Zufriedenheit eigentlich auch als Stimulus gesehen werden, da diese letztlich wieder die Einstellung und das Vertrauen beeinflusst. Genauso könnten die Einstellungen von Konsument:innen aufgrund ihrer Funktion auch anderen Bereichen zugeordnet werden (Jacoby, 2002, S. 52).

Prinzipiell bietet die Einteilung in S-O-R einen guten Rahmen um das Konsument:innenverhalten zu beschreiben, jedoch schlägt Jacoby (2002, S. 53 f.) anstatt der linearen Betrachtung eine Darstellung in Form von überlappenden Kreisen vor, so dass sich jeder Bereich auch direkt auf den anderen auswirken kann (S-O, S-R, R-O). Um unterschiedliche Einstellungen von Konsument:innen und das damit verbundene Verhalten über den Zeitverlauf abbilden zu können (z.B. je Kaufphase) sollte für jeden Zeitpunkt eine separate Betrachtung mithilfe des S-O-R-Ansatzes erfolgen (Jacoby, 2002, S. 55 f.).

Abschließend kann gesagt werden, dass der S-O-R-Ansatz eine gute Möglichkeit bietet um die Wirkung von Werbeinhalten auf Konsument:innen verstehen zu können. Anstatt einer starr sequenziellen Betrachtungsweise könnte jedoch eine nichtlineare Darstellung der hohen Dynamik psychologischer Prozesse eher gerecht werden. Für ein umfassendes Verständnis des Konsument:innenverhaltens kann es zudem notwendig sein die

unterschiedlichen Ausprägungen der einzelnen Variablen je nach Phase des Kaufprozesses zu beachten.

2.2.2 Entscheidungsfindung entlang der Customer Journey

Die genauere Betrachtung des S-O-R-Ansatzes hat verdeutlicht, dass unter anderem auch Feedbackprozesse dazu beitragen das Verhalten von Konsument:innen zu beeinflussen. Dabei sollte jedoch nicht nur wie in Abbildung 1 dargestellt die Kund:innenzufriedenheit am Ende des Kaufprozesses berücksichtigt werden, sondern die gemachten Erfahrungen können sich in jeder Phase des Kaufprozesses auf die Einstellung von Konsument:innen auswirken und das Kund:innenerlebnis beeinflussen (Lemon & Verhoef, 2016, S. 78). Das Kund:innenerlebnis kann als mehrdimensionales Konstrukt gesehen werden, welches alle Reaktionen der Kund:innen bei jedem direktem oder indirektem Kontakt (den sogenannten Touchpoints) mit Unternehmen entlang gesamten Customer Journey umfasst (Lemon & Verhoef, 2016, S. 70 f.). Die Customer Journey entspricht demnach einer ganzheitlichen, phasenweisen Betrachtung des gesamten Kaufprozesses an dem das Kund:innenerlebnis und deren Verhalten beeinflusst wird (Følstad & Kvale, 2018, S. 196 f.; Lemon & Verhoef, 2016, S. 71). Da Customer Journeys die Perspektive der Kund:innen widerspiegeln ist die phasenweise Betrachtung vor allem in der Praxis verbreitet um Unternehmen dabei zu unterstützen das Kund:innenerlebnis an verschiedenen Punkten gezielt positiv zu beeinflussen (Følstad & Kvale, 2018, S. 197).

Die gesamte Customer Journey kann allgemein in drei Phasen unterteilt werden. Dazu zählen 1) die Vorverkaufsphase, 2) die Kaufphase und 3) die Phase nach dem Kauf (Lemon & Verhoef, 2016, S. 76). Die Vorverkaufsphase steht zu Beginn der Customer Journey und umfasst alles von der Bedürfniserkennung (z.B. aufgrund der Wahrnehmung von Werbung) bis hin zur Verhaltensintention um dieses Bedürfnis zu befriedigen (Lemon & Verhoef, 2016, S. 76). Die Kaufphase stellt normalerweise die kürzeste Phase dar und beinhaltet alle Aktivitäten (z.B. die Bezahlung) die direkt mit dem Kauf selbst in Verbindung stehen (Lemon & Verhoef, 2016, S. 76). Die Phase nach dem Kauf umfasst beispielsweise den Konsum und die Nutzung des Produkts, aber auch die Erfahrungen mit dem Kund:innenservice, dem Support sowie die Abwicklung von Retouren (Lemon & Verhoef, 2016, S. 76).

Je nach Anwendungsbereich und notwendigem Detailgrad können die einzelnen Phasen noch weiter differenziert werden (Foscht, Swoboda & Schramm-Klein, 2015, S. 310; Kotler et al., 2023, S. 105). Kotler et al. (2023, S. 105) differenzieren beim Kaufprozess zwischen den Phasen 1) Problemerkennung, 2) Informationssuche, 3) Bewertung von Alternativen, 4) Kaufentscheidung und 5) Verhalten nach dem Kauf. Wichtig zu beachten

ist, dass Konsument:innen diese Phasen nicht strikt in der vorgegebenen Reihenfolge durchlaufen müssen, sondern einzelne Phasen auch wiederholt, ausgelassen oder in einer anderen Reihenfolge durchlebt werden können (Kotler et al., 2023, S. 105).

Ein Grund für die zunehmende Komplexität ist der technische Fortschritt und der damit verbundene Wandel von einem Multi-Channel-Verkauf zu einem Omni-Channel-Verkauf. Eine Omni-Channel-Strategie umfasst nicht nur mehrere Vertriebskanäle, sondern berücksichtigt auch eine starke Integration dieser Kanäle untereinander, wodurch die Grenzen für Konsument:innen zunehmend verschwinden (Verhoef, Kannan & Inman, 2015, S. 175). So ist es beispielsweise möglich, dass Konsument:innen vor Ort in einem Einkaufszentrum die Werbeinhalte auf einem gedruckten Plakat wahrnehmen, einen darauf befindlichen QR-Code mit dem Smartphone scannen und dann über eine App des Unternehmens das Produkt in der nächstgelegenen Filiale reservieren und abholen können. Durch diese starke Integration gewinnen auch die Effekte Webrooming und Showrooming[5] stärker an Bedeutung, welche Unternehmen durch eine gezielte Analyse der Customer Journey stärker beachten und bei ihren Marketingaktivitäten nutzen können (Verhoef et al., 2015, S. 175).

Kotler et al. (2023, S. 94 f.) gehen im Modell zum Konsument:innenverhalten davon aus, dass sowohl der Marketing-Mix als auch der Marktkontext als Variablen auf Konsument:innen wirken und dabei abhängig von Konsument:innenmerkmalen und internen psychologischen Prozessen letztlich zu einer Kaufentscheidung führen. So weit entspricht das Modell auch der vorherigen Betrachtung des Verhaltens anhand des S-O-R-Ansatzes. Im Detail gehen die Autor:innen jedoch davon aus, dass die kulturellen, persönlichen und gesellschaftlichen Merkmale sowie die Motivation, die Wahrnehmung, Emotionen und Erinnerungen den gesamten Kaufprozess beeinflussen (Kotler et al., 2023, S. 94 f.). Das Modell zeigt somit den Zusammenhang zwischen den Stimuli und den internen Prozessen des Organismus auf und betont dabei den Einfluss auf die gesamte Customer Journey. Die beschriebenen Zusammenhänge sind übersichtlich in Abbildung 2 dargestellt.

Neben den Elementen des Marketing-Mix, beeinflussen demnach auch Faktoren aus dem Marktkontext, wie beispielsweise die rechtlichen oder politischen Rahmenbedingungen, das Verhalten der Konsument:innen (Kotler et al., 2023, S. 94). Von den Konsument:innenmerkmalen hat die Kultur den stärksten Einfluss auf das

[5] Webrooming bezeichnet die Online-Informationssuche und den anschließenden Offline-Kauf. Bei Showrooming informieren sich Konsument:innen offline im stationären Handel und nutzen z.B. das Smartphone um den Kauf online abzuschließen (Verhoef et al., 2015, S. 175).

Konsument:innenverhalten, da sie für die Prägung von grundlegenden Überzeugungen und Werten verantwortlich ist (Kotler et al., 2023, S. 95). Als gesellschaftliche Faktoren werden der Einfluss aus sozialen Gruppen, der Familie sowie von weiteren Bezugspersonen (z.B. Influencer:innen) betrachtet (Kotler et al., 2023, S. 96). Persönliche Faktoren umfassen neben soziodemografischen Merkmalen wie dem Alter oder dem Bildungsstand beispielsweise auch die Persönlichkeit und das Selbstkonzept der Konsument:innen (Kotler et al., 2023, S. 97 f.).

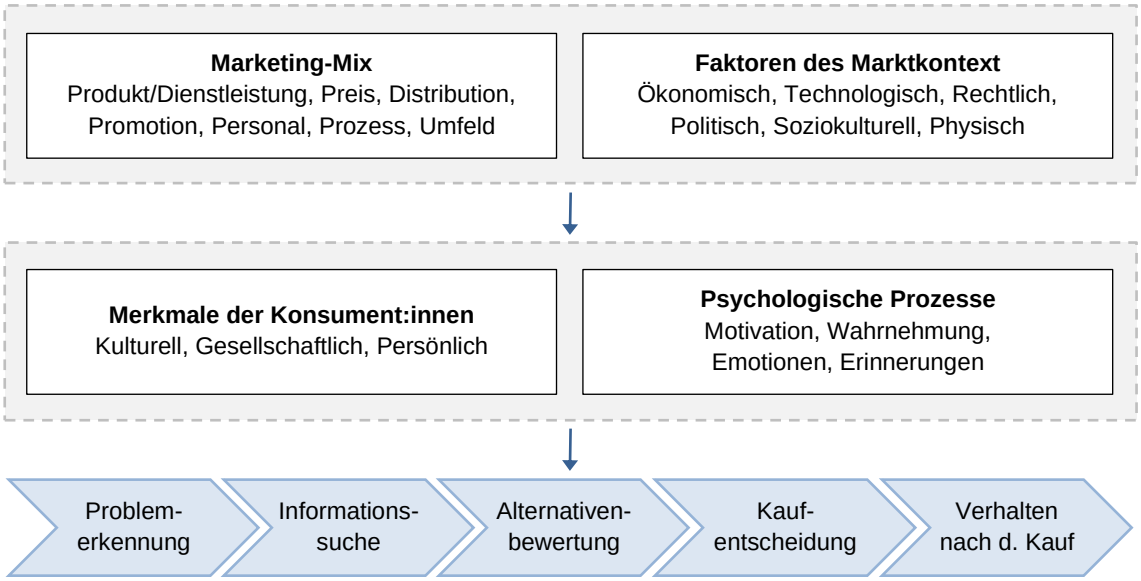

Abbildung 2: Das Konsument:innenverhalten in Verbindung mit dem gesamten Kaufprozess. Anmerkung: Eigene Darstellung adaptiert nach Kotler et al. (2023, S. 94 ff.).

Die Motivation der Konsument:innen ist ein grundlegender psychologischer Prozess der im Sinne der Bedürfnisbefriedigung (ausgelöst durch die externen Stimuli) sowohl die Richtung als auch Intensität des Verhaltens bestimmt (Kotler et al., 2023, S. 99 f.). Die subjektive Wahrnehmung wird von Kotler et al. (2023, S. 101) im Marketing als wichtiger als die Realität beschrieben, da sie bestimmt welche Reize wie verarbeitet werden. Diese Beschreibung stimmt damit mit den wesentlichen Annahmen des ELM überein, wonach derselbe Stimulus von unterschiedlichen Personen auf verschiedene Weise wahrgenommen und verarbeitet wird. Neben der Stärke von Emotionen und deren motivationaler Wirkung, auf die in dieser Arbeit bereits eingegangen wurde, beeinflussen auch Erinnerungen den Kaufprozess maßgeblich. Erinnerungen umfassen das gesamte Marken- sowie Produktwissen und beinhalten alle damit verbundenen Assoziationen in Form von Gedanken, Gefühlen und Einstellungen (Kotler et al., 2023, S. 104).

Alle diese Aspekte beeinflussen Konsument:innen entlang der gesamten Customer Journey. Anhand der Stärke der kognitiven, affektiven und konativen Prozesse können vier Typologien von Kaufentscheidungen unterschieden werden (Foscht et al., 2015, S.

168 f.). Bei extensiven Kaufentscheidungen sind sowohl affektive als auch kognitive Prozesse vordergründig, während bei limitierten Kaufentscheidungen vor allem kognitive Prozesse überwiegen (Foscht et al., 2015, S. 169). Impulsive Kaufentscheidungen sind durch starke affektive und konative Prozesse gekennzeichnet, wohingegen bei habitualisierten Kaufentscheidungen die konative Komponente dominiert (Foscht et al., 2015, S. 169).

Aufgrund fehlender Erfahrung ist der Kaufprozess bei extensiven Kaufentscheidungen durch eine intensive Informations- und Bewertungsphase gekennzeichnet, wodurch es zu einer langen Entscheidungsdauer mit dem Ziel der Minimierung von Kaufrisiken kommt (Foscht et al., 2015, S. 170). Bei limitierten Kaufentscheidungen fällt die Such- und Bewertungsphase kürzer aus, da sich Konsument:innen aufgrund von bestehender Erfahrung auf Alternativen innerhalb des Consideration-Sets[6] (auch als Evoked-Set bezeichnet) beschränken (Foscht et al., 2015, S. 172). Impulsiven Kaufentscheidungen geht meist ein starker (emotionaler) Reiz voraus, weshalb diese ungeplant und schnell stattfinden (Foscht et al., 2015, S. 177). Auch bei habitualisierten Kaufentscheidungen sind die dem tatsächlichen Kauf vorausgehenden Phasen kurz ausgeprägt oder werden übersprungen, da präferierte Artikel aus Gewohnheit nahezu automatisiert gekauft werden (Foscht et al., 2015, S. 175). Auf Basis vergangener Erfahrungen oder der zur Verfügung stehenden Ressourcen (z.B. Zeit, Geld, etc.) ist es möglich, dass Konsument:innen ihr Entscheidungsverhalten anpassen. So ist es denkbar, dass anfangs extensive Kaufentscheidungen durch positive Erfahrungen beim nächsten Mal limitiert durchgeführt werden oder ein spontaner Impulskauf zur Habitualisierung führt (Foscht et al., 2015, S. 176).

Zusammenfassend kann gesagt werden, dass Werbeinhalte abhängig vom Produkttyp und der Art der Kaufentscheidung so gestaltet und platziert werden sollten, dass sie den Entscheidungsprozess optimal unterstützen. Im Fall von extensiven Kaufentscheidungen gilt es überzeugende Produktinformationen in den Vordergrund zu stellen, wohingegen eine visuelle Präsentation von emotionalen Botschaften am Point of Sale einen Impulskauf begünstigen kann. Die Einstellung gegenüber einem Produkt oder einer Marke stellt dabei ein zentrales psychologisches Element dar, welches den Kaufentscheidungsprozess und das Verhalten beeinflusst.

[6] Aus der Gesamtmenge von Alternativen bilden alle bekannten Marken und Produkte das Awareness-Set. Eine Teilmenge davon, das Consideration-Set, enthält alle für die aktuelle Kaufentscheidung relevanten Produkte (Fuller, Stocchi, Gruber & Romaniuk, 2023, S. 366 f.).

Die phasenweise Betrachtung des Kaufprozesses unterstützt Marketer:innen in der Praxis vor allem dabei, dass sie die Erfahrung von Konsument:innen entlang der gesamten Customer Journey berücksichtigen können. Jedoch stellt der lineare Ablauf von Prozessmodellen eine starke Vereinfachung der Realität dar, da das Verhalten von Konsument:innen nicht an die Grenzen bestimmter Phasen gebunden ist und diese eher fließend durchlaufen werden.

2.2.3 Die Theorie des geplanten Verhaltens

Die Theorie des geplanten Verhaltens von Ajzen (1985, 1991) ist eine der am häufigsten angewandten Theorien zur Erklärung des menschlichen Verhaltens in unterschiedlichsten Forschungsdisziplinen (Rozenkowska, 2023, S. 2671). Speziell in der Marketing- und Konsument:innenforschung bei der Publikationen einen Bezug zum Themenbereich der künstlichen Intelligenz aufweisen stellt die Theorie des geplanten Verhaltens (TPB) eines der am weitesten verbreitetsten Modelle dar (Mariani et al., 2022, S. 768 f.). Dabei handelt es sich um ein empirisch validiertes Modell welches ein besseres Verständnis des Konsument:innenverhaltens ermöglicht (Reina Paz & Rodríguez Vargas, 2023, S. 21).

Im Gegensatz zu einer phasenweisen Betrachtung entlang des Kaufprozesses geht Ajzen (1991, S. 181 f.) in seiner Theorie grundlegend davon aus, dass die Absicht der Konsument:innen ein bestimmtes Verhalten auszuführen (z.B. die Kaufabsicht) ein wesentlicher Faktor ist welcher zur Vorhersage des tatsächlichen Verhaltens notwendig ist. Die TPB ist eine Weiterentwicklung der Theorie des überlegten Handelns und unterscheidet sich dadurch, dass die (wahrgenommene) Kontrolle über das Verhalten als zusätzliche Determinante zur Verhaltensvorhersage berücksichtigt wird (Ajzen, 1991, S. 181 f., 2020, S. 316).

In der TPB ist die Verhaltensintention (ein Konstrukt, dass die Motivation zur Verhaltensausführung umfasst) demnach gemeinsam mit der wahrgenommenen Verhaltenskontrolle dazu geeignet das tatsächliche Verhalten vorherzusagen (Ajzen, 1991, S. 181 ff.). Im Gegensatz zur tatsächlich vorhandenen Kontrolle (z.B. aufgrund von vorhandenen Ressourcen wie Geld oder Zeit), spiegelt die wahrgenommene Verhaltenskontrolle die subjektive Wahrnehmung und das Vertrauen von Personen wider, ein Verhalten auch tatsächlich erfolgreich ausführen zu können (Ajzen, 1991, S. 183 f.). Je eher die wahrgenommene Kontrolle der tatsächlich vorhandenen Kontrolle entspricht, kann diese den Zusammenhang zwischen der Verhaltensintention und dem Verhalten moderieren und durch Zunahme verstärken (Ajzen & Fishbein, 2005, S. 194).

Die Verhaltensintention wird selbst wiederum von der Einstellung gegenüber dem Verhalten und der subjektiven Norm als zusätzliche Determinanten, sowie der wahrgenommenen Verhaltenskontrolle beeinflusst (Ajzen, 1991, S. 188). Die Einstellung gegenüber dem Verhalten betrifft die Bewertung des Verhaltens selbst, während die subjektive Norm die vermutete soziale Akzeptanz des Verhaltens darstellt (Ajzen, 1991, S. 188). Diesen drei Variablen liegen Überzeugungen der Personen zugrunde, welche nicht wahrheitsgetreu der Realität entsprechen müssen, sondern die persönliche Meinung und den Glauben widerspiegeln (Ajzen & Fishbein, 2005, S. 193). Schließlich beeinflussen in der TPB sogenannte Hintergrundfaktoren beispielsweise in Form von individuellen, soziodemografischen und informationsbezogenen Variablen die Überzeugungen von Personen (Ajzen & Fishbein, 2005, S. 194). Nach Ajzen (2020, S. 318) wird der Einfluss von Hintergrundfaktoren auf die Verhaltensintention und das Verhalten somit durch die Einstellung gegenüber dem Verhalten, der subjektiven Norm und der wahrgenommenen Verhaltenskontrolle vermittelt. Die Zusammenhänge der einzelnen Variablen sind übersichtlich in Abbildung 3 dargestellt.

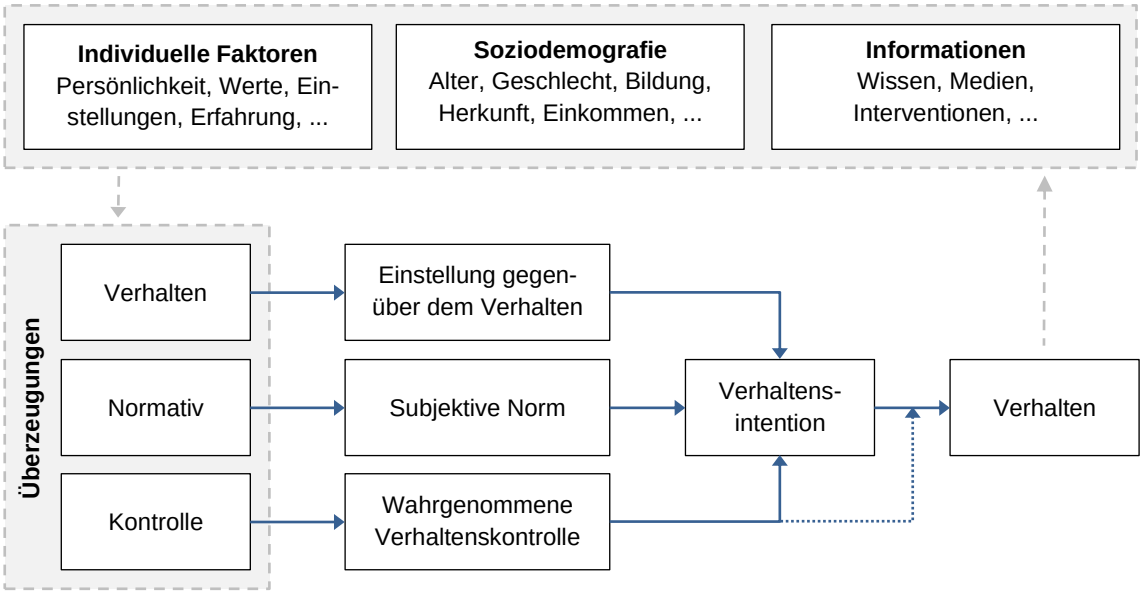

Abbildung 3: Vorhersage des Konsument:innenverhaltens anhand der Theorie des geplanten Verhaltens. Anmerkung: Eigene Darstellung adaptiert nach Ajzen und Fishbein (2005, S. 194 f.).

Generell ist nach der TPB davon auszugehen, dass eine positive Ausprägung der Einstellung und subjektiven Norm sowie eine hohe Verhaltenskontrolle zu einer starken Verhaltensintention und damit zur tatsächlichen Ausführung des Verhaltens führen (Ajzen, 1991, S. 188). Abhängig vom Kontext ist es jedoch möglich, dass diese drei Variablen in ihrer Gewichtung variieren, weshalb es sein kann, dass je nach Produkt und Kaufsituation eine andere Determinante als zentraler Prädiktor gilt (Ajzen, 1991, S. 188 f.).

Wie in Abbildung 3 dargestellt kommt den Hintergrundfaktoren im Zusammenhang mit der Forschungsfrage dieser Arbeit eine zentrale Bedeutung zu. Werbeinhalte mit dem Ziel die Einstellung von Konsument:innen gegenüber dem Produkt oder der Marke positiv zu beeinflussen (z.B. mithilfe von Produktinformationen), sollten im Sinne der TPB zu positiven Überzeugungen der Konsument:innen beitragen. Ist ein:e Konsument:in beispielsweise auf der Suche nach einer neuen elektrischen Zahnbürste und legt Wert auf ein umweltbewusstes Kaufverhalten, so können Werbeinhalte mit Fokus auf die nachhaltige Produktion sowie den verwendeten Materialen zu einer positiven Einstellung gegenüber dem Kauf dieses Produktes beitragen. Ist zudem die soziale Akzeptanz wichtiger Bezugspersonen (z.B. Familie, Partner:innen) und die Fähigkeit sowie die notwendigen Ressourcen gegeben, führt die Kaufabsicht mit hoher Wahrscheinlichkeit zum tatsächlichen Kauf des Produktes.

Das tatsächliche Verhalten führt anschließend zu Feedbackprozessen, welche in Abbildung 3 vereinfacht mit einem gestrichelten Pfeil vom Verhalten zu den Hintergrundfaktoren dargestellt wurden. So können die gewonnenen Informationen durch die Verhaltensausführung dazu beitragen, die Erfahrung oder Einstellung von Konsument:innen zu verändern sowie deren Überzeugungen beeinflussen und somit eine Auswirkung auf das zukünftige Verhalten haben (Ajzen, 2020, S. 316; Ajzen & Fishbein, 2005, S. 195).

Die Kritik an der TPB umfasst unter anderem den starken Fokus auf eine kognitive, rationale Entscheidungsfindung und der damit einhergehenden zu geringen Berücksichtigung von Affekten (Moon et al., 2017, S. 74; Rozenkowska, 2023, S. 2672). Obwohl Hintergrundfaktoren wie im zuvor angeführten Beispiel teilweise zur Erklärung von Emotionen herangezogen werden könnten, ist nicht jedes Verhalten planbar (Rozenkowska, 2023, S. 2672). Impulsive Kaufentscheidungen sind wie beschrieben oft die Folge von starken emotionalen Reizen, weshalb diese eher spontan als geplant stattfinden. Diese Ansicht entspricht demnach eher dem „Feeling-is-for-doing“-Ansatz, wonach Emotionen als primäre Motivation für zielgerichtetes Verhalten gesehen werden (Zeelenberg et al., 2008, S. 21).

Zusammengefasst lässt sich festhalten, dass die TPB im Gegensatz zu einer phasenweisen Betrachtung dazu beiträgt das Verhalten von Konsument:innen auf Basis der Verhaltensintention und deren Determinanten zu erklären. Für den Kauf eines Produkts ist die Kaufabsicht von entscheidender Bedeutung, welche von den Überzeugungen der Konsument:innen beeinflusst wird. Je nach Kontext, Produkt und Werbeinhalt müssen jedoch die Wirkung affektiver Reize und damit etwaige Limitationen in der Vorhersagekraft der TPB berücksichtigt werden. Eine ausführliche Beschreibung welche Rolle künstliche Intelligenz dabei im Marketing einnehmen kann folgt im nächsten Kapitel.

2.3 Künstliche Intelligenz im Marketing

Der Begriff Künstliche Intelligenz ist spätestens seit der Veröffentlichung von ChatGPT, einem Produkt des Unternehmens OpenAI, in der breiten Öffentlichkeit angekommen und sorgt seitdem für stetiges Interesse aus unterschiedlichsten Branchen (Sætra, 2023, S. 1).

Genau genommen handelt es sich bei KI jedoch eher um einen allgemeinen Überbegriff, welcher in der wissenschaftlichen Forschung schon in den 1950er Jahren Einzug gehalten hat (Haenlein & Kaplan, 2019, S. 5). Noch heute ist der auf Alan Turing zurückgehende Turing-Test aus dem Jahr 1950 im wissenschaftlichen Diskurs relevant, wenn es um die Frage geht ob eine Maschine als intelligent zu klassifizieren ist (Haenlein & Kaplan, 2019, S. 7). Künstliche Intelligenz wurde nur einige Jahre später definiert als „[...] making a machine behave in ways that would be called intelligent if a human were so behaving“ (McCarthy, Minsky, Rochester & Shannon, 1955, zitiert nach Ma & Sun, 2020, S. 482 f.). Das bedeutet der Maßstab ob eine Maschine oder Anwendung als intelligent bezeichnet wurde lag darin, ob das Verhalten bzw. deren Ergebnis mit jenem eines Menschen vergleichbar gewesen wäre. Früher handelte es sich vor allem um sogenannte Expert:innen-Systeme, welche mithilfe einer Serie von Wenn-Dann-Bedingungen zwar gute Ergebnisse in dem jeweilig angedachten Einsatzgebiet erzielten, jedoch mit den heutigen „lernenden“ Anwendungen nicht vergleichbar sind (Haenlein & Kaplan, 2019, S. 8).

Die historische Entwicklung zeigt, dass das Thema Künstliche Intelligenz auch seit der Veröffentlichung von ChatGPT keineswegs neu ist, sondern sich – vereinfacht ausgedrückt – nur die dabei zugrunde liegenden Technologien verändert haben. Ermöglicht wurde das unter anderem durch die über den Zeitverlauf enorm gestiegene Rechenleistung von Computern. Entscheidend ist jedoch der sogenannte KI-Effekt, welcher nach Haenlein und Kaplan (2019, S. 6) immer dann auftritt, sobald diese Systeme in der breiten Öffentlichkeit bekannt und akzeptiert werden. Dieser Effekt führt schließlich dazu, dass diese Technologien von Nutzer:innen nicht mehr als intelligent betrachtet werden.

Mit fortschreitender Zeit sowie Akzeptanz der Nutzer:innen werden Systeme mit künstlicher Intelligenz demnach institutionalisiert und die Grenze, was unter Intelligenz verstanden wird, wird verschoben. Schon allein aufgrund dieses Aspektes scheint es notwendig aktuelle intelligente Technologien und deren Einsatz im Marketing regelmäßig zu erforschen um Erkenntnisse über die Auswirkungen auf Konsument:innen zu gewinnen.

Im Gegensatz zu den zuvor beschriebenen Expert:innen-Systemen basieren aktuelle Anwendungen mit künstlicher Intelligenz auf maschinellem Lernen (engl. Machine

Learning, ML), Deep Learning (DL) und neuronalen Netzen. Diese Technologien stellen Teilgebiete von künstlicher Intelligenz dar und bilden die Grundlage der intelligenten Algorithmen welche von Firmen wie Amazon und Facebook verwendet werden um Konsument:innen entlang der gesamten Customer Journey an unterschiedlichsten Touchpoints zu erreichen (Haenlein & Kaplan, 2019, S. 8; Ma & Sun, 2020, S. 482).

2.3.1 Maschinelles Lernen

Unter maschinellem Lernen werden Algorithmen verstanden, welche es ermöglichen große Datenmengen effizient in Bezug auf ein gegebenes Ziel zu analysieren um damit effektiv zur Entscheidungsfindung beizutragen (Ngai & Wu, 2022, S. 35). Marketer:innen ist es somit möglich ein tieferes Verständnis über Kund:innen zu erlangen und Entscheidungen datenbasiert zu treffen.

Eine weit gefasste Definition von maschinellem Lernen stammte bereits von Mitchell (1997, S. 2) welcher die Algorithmen folgendermaßen beschrieb: „A computer program is said to learn from experience E with respect to some class of tasks T and performance measure P, if its performance at tasks in T, as measured by P, improves with experience E.“. Bei dieser Definition steht vor allem das Lernen in einem bestimmten Aufgabengebiet im Mittelpunkt. Obwohl ML damit vergleichbaren Einschränkungen wie den zuvor erwähnten Expert:innen-Systemen unterliegt, werden im Gegensatz dazu mit zunehmender Erfahrung automatisch Verbesserungen erzielt. Nach dieser Definition könnte maschinelles Lernen im Marketing beispielsweise dazu beitragen bei der Ansprache von Kund:innen (T) gemessen an den Kaufabschlüssen (P) stetig bessere Ergebnisse zu erzielen indem aus einer steigenden Datenmenge von Kund:inneninformationen (E) gelernt wird.

Maschinelles Lernen kann mit der zuvor genannten Definition demnach generell beschrieben werden. In der Praxis wurden im Laufe der Zeit für unterschiedliche Aufgaben verschiedene Arten von Algorithmen entwickelt. Nach Ma und Sun (2020, S. 484 f.) lassen sich die wesentlichen Arten welche einen Bezug zum Marketing aufweisen in die Kategorien 1) überwachtes Lernen (supervised learning), 2) unüberwachtes Lernen (unsupervised learning) und 3) Verstärkungslernen (reinforcement learning) einteilen. Beim überwachten und unüberwachten Lernen besteht das Ziel darin, bestehende Datensätze in Bezug auf ein bestimmtes Ziel zu analysieren (Ma & Sun, 2020, S. 484). Im Gegensatz dazu sind Algorithmen aus dem Verstärkungslernen auch bei der Datenerfassung selbst beteiligt (Ma & Sun, 2020, S. 486).

Die Einsatzmöglichkeiten im Marketing sind vielfältig, führen zu einem genaueren Verständnis des Kund:innenverhaltens und erstrecken sich auf verschiedenste Bereiche.

Dazu zählen unter anderem Content-Marketing, Produktempfehlungen oder das Markenmanagement sowie die Vorhersage von Nachfrage, Kaufentscheidungen oder der möglichen Abwanderung von Kund:innen (Ngai & Wu, 2022, S. 42 ff.).

Beim überwachten Lernen besteht das Ziel darin, bei einem bestimmten Input mit möglichst hoher Genauigkeit den Output vorherzusagen (Ma & Sun, 2020, S. 484). Das wird dadurch erreicht, indem bei anfänglich gegebenen Trainingsdaten sowohl der Input als auch Output beobachtet werden um in weiterer Folge eine schrittweise Optimierung durchzuführen (Ma & Sun, 2020, S. 484). So nutzten Jai et al. (2021, S. 67) diese Methode im Bereich des Neuro-Marketings um mittels funktioneller Magnetresonanztomographie herauszufinden welche Art der visuellen Produktpräsentation im Online-Shopping die Kaufentscheidungen am effektivsten beeinflusst. Dabei konnte gezeigt werden, dass schon eine einfache Zoom-Funktion bei Produktbildern ein Gefühl des Berührens auslösen kann und somit den Entscheidungsprozess beeinflusst (Jai et al., 2021, S. 75).

Das unüberwachte Lernen hat zum Ziel aus einem gegebenen Datensatz neue und unbekannte Erkenntnisse zu extrahieren (Ma & Sun, 2020, S. 484). Im Vergleich zum überwachten Lernen ist der mögliche Output demnach nicht bekannt. Srivastava und Kalro (2019, S. 40 ff.) nutzten diese Methode um die für Konsument:innen entscheidenden Faktoren von Online-Bewertungen zu extrahieren. Demnach werden vollständige Bewertungen welche alle Aspekte beinhalten und den spezifischen Bedürfnissen der Konsument:innen entsprechen als hilfreicher angesehen (Srivastava & Kalro, 2019, S. 44).

Verstärkungslernen ist dadurch gekennzeichnet, dass durch ständige Interaktion mit der Umwelt Feedback in Bezug auf das Erreichen eines bestimmten Ziels erlangt wird (Ma & Sun, 2020, S. 485). Dieser Feedbackprozess führt dazu, dass auch mit anfänglich begrenzt zur Verfügung stehenden Trainingsdaten über die Zeit gute Ergebnisse erzielt werden können. Beispielsweise können diese Algorithmen eingesetzt werden um die Effektivität von Targeting-Strategien zu bestimmen um je nach Kund:innengruppe somit die optimalen Werbeaktivitäten setzen zu können (Simester, Timoshenko & Zoumpoulis, 2020, S. 3412 ff.). Im Gegensatz zum Standardvorgehen bei dem die Effektivität bestehender Aktivitäten mit jener von potenziellen Alternativen an unterschiedlichen Gruppen von Kund:innen getestet und verglichen werden, kann eine höhere Effizienz in der Schätzung der Leistungsunterschiede sowie mehr Flexibilität beim Vergleich verschiedener Maßnahmen erreicht werden (Simester et al., 2020, S. 3422).

Insgesamt kann gesagt werden, dass maschinelles Lernen unabhängig von der jeweiligen Art dadurch gekennzeichnet ist, dass die Algorithmen in Bezug auf ein bestimmtes Ziel aufgrund von zunehmender Erfahrung stetige Verbesserungen erzielen. Mithilfe von

maschinellen Lernen ist es möglich die für Markteter:innen relevanten Werbeinhalte wie Texte, Audio sowie Bilder und Videos zu analysieren (Ngai & Wu, 2022, S. 42). Ursprünglich war es diesen Algorithmen jedoch nur begrenzt möglich bestimmte Muster in Daten (z.B. Bildern) zu erkennen und diese ohne aufwendiges Fachwissen von Expert:innen richtig zu klassifizieren (LeCun, Bengio & Hinton, 2015, S. 436). Einen wesentlichen Beitrag zum tieferen Verständnis dieser Daten liefert das sogenannte Deep Learning, welches einen Teilbereich dieses Forschungsgebiets darstellt (Nahta, Chauhan, Meena & Gopalani, 2024, S. 4).

Viele der aktuellen Möglichkeiten, welche Anwendungen mit künstlicher Intelligenz bieten, basieren auf der Methode des Deep Learnings (Ma & Sun, 2020, S. 482). Speziell in der wissenschaftlichen Marketing-Forschung ist diese Methode bei der Analyse von Text- und Bildinhalten weit verbreitet (Ma & Sun, 2020, S. 493). Dabei wird versucht, die Funktionsweise des menschlichen Gehirns nachzuahmen indem Inhalte (Texte, Bilder, etc.) mithilfe von Repräsentationen in hierarchischer Form verarbeitet werden (Nahta et al., 2024, S. 4). Im Vergleich zum Menschen entspricht die Art des Lernens dabei am ehesten dem unüberwachten Lernen oder Verstärkungslernen, indem neues Wissen selbst durch Beobachtung entdeckt und klassifiziert wird (LeCun et al., 2015, S. 442). So werden mit Deep Learning die zur Verfügung gestellten Daten analysiert um automatisch die notwendigen Repräsentationen für eine richtige Klassifikation zu entdecken um dann Ebene für Ebene ein etwas größeres Abstraktionsniveau zu erreichen (LeCun et al., 2015, S. 436).

LeCun et al. (2015, S. 436) beschreiben diesen Vorgang anhand der Verarbeitung eines Bildes: In der untersten Ebene werden die einzelnen Pixel und deren Werte unabhängig voneinander analysiert. In der nächsten Ebene wird dann versucht einzelne Motive durch eine spezielle Anordnung mehrerer Pixel zu erkennen. Darauf aufbauend werden in der nächsten Ebene wiederum die erkannten Motive miteinander kombiniert, um möglicherweise ganze Objekte zu identifizieren. Von Ebene zu Ebene nimmt der Grad der Abstraktion zu, wobei höhere Ebenen jene Aspekte des Bildes verstärken welche zur richtigen Klassifikation wichtig sind und damit falschen Zuordnungen vorbeugen (LeCun et al., 2015, S. 4).

Ab wie vielen Ebenen von „Deep“ Learning gesprochen werden kann ist nicht klar definiert und wird in aktueller wissenschaftlicher Literatur unterschiedlich ausgelegt (Nahta et al., 2024, S. 4). Entscheidend im Vergleich zu den zuvor beschriebenen Algorithmen ist, dass die einzelnen Ebenen und deren Klassifikationsschemata nicht durch das Fachwissen von Expert:innen erstellt werden müssen, sondern anhand allgemeiner

Lerntechniken aus den vorliegenden Daten selbst gebildet werden (LeCun et al., 2015, S. 436 ff.).

Zusammenfassend kann gesagt werden, dass maschinelles Lernen unabhängig von der Methode dadurch gekennzeichnet ist, dass die Algorithmen in Bezug auf ein bestimmtes Ziel aufgrund von zunehmender Erfahrung stetige Verbesserungen erzielen. Die Technologien, vor allem in Form von Deep Learning, eignen sich dazu Texte, Audio- sowie Bild- und Videoinhalte zu analysieren und akkurat zu klassifizieren. Dabei tragen sie zum besseren Verständnis von Konsument:innen in der Forschung als auch Praxis bei und bilden die Basis für die im nächsten Kapitel beschriebenen Sprachmodelle sowie deren vielfältige Anwendungen im Marketing.

2.3.2 Large Language Models und generative KI

Der Vorteil für Marketer:innen sowie Anwender:innen anderer Branchen bei der Benutzung von Programmen mit künstlicher Intelligenz entsteht durch die einfache Anwendung mithilfe natürlicher Sprache. Die Grundlage dafür liefern sogenannte Large Language Models (LLMs), also Sprachmodelle welche darauf ausgelegt sind die Sprache von Menschen zu verarbeiten um diese so natürlich wie möglich wiederzugeben (Zahid et al., 2024, S. 1).

In den letzten Jahren haben sich vor allem zwei Arten für die Entwicklung dieser Sprachmodelle durchgesetzt, nämlich GPT (Generative Pretrained Transformer) und BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) (Zahid et al., 2024, S. 1 f.). Vereinfacht beschrieben bezeichnen diese Akronyme die unterschiedliche technische Vorgehensweise in der Entwicklung von Sprachmodellen. Aufbauend auf diesen Arten arbeiten verschiedene Forscher:innen, Entwickler:innen und Unternehmen stetig an umfangreicheren Sprachmodellen, darunter GPT-1 bis GPT-4 von OpenAI, LLaMA des Unternehmens Meta sowie LaMDA von Google (Zahid et al., 2024, S. 2). Beispielsweise wurde GPT-2, ein unüberwachtes Sprachmodell aus dem Jahr 2019, bereits im Jahr 2020 durch GPT-3, einem 100 mal größeren und 96 Ebenen tiefen Sprachmodell abgelöst (Dale, 2021, S. 114 f.). OpenAI ermöglicht den Anwender:innen mit ChatGPT (und Google beispielsweise mit Bard bzw. Gemini) eine einfache Möglichkeit mit dem jeweiligen Sprachmodell zu interagieren und diese in der Praxis zu nutzen (Zahid et al., 2024, S. 2). Dabei liefern Nutzer:innen mithilfe sogenannter Eingabeaufforderungen (Prompts) einen Input in natürlicher Sprache, welcher von den Sprachmodellen verarbeitet wird und zu entsprechendem neu generierten Output führt (Sætra, 2023, S. 1 f.).

Basierend auf der Theorie des überlegten Handelns stellt das Technology Acceptance Model (TAM) eines der meistgenutzten Modelle in der wissenschaftlichen Forschung

dar, um die Akzeptanz von Nutzer:innen in Bezug auf neue Technologien zuverlässig zu erklären (King & He, 2006, S. 751; Mortenson & Vidgen, 2016, S. 1251). Im TAM von Davis (1989, S. 320) ist die Akzeptanz eine Technologie zu nutzen von 1) der wahrgenommenen Nützlichkeit (PU) und 2) der wahrgenommenen Benutzerfreundlichkeit (PEOU) abhängig. PU beschreibt jenes Ausmaß in dem Personen glauben, dass die Technologie positiv dazu beiträgt die Leistung in Bezug auf eine bestimmte Tätigkeit zu verbessern, während PEOU die vermutete Einfachheit der Bedienung widerspiegelt (Davis, 1989, S. 320). Sowohl PU als auch PEOU korrelieren signifikant positiv mit der Nutzung, wobei die Funktionen und Vorteile der Technologie (PU) einen stärkeren Effekt aufweisen (Davis, 1989, S. 333 f.).

In Bezug auf die Forschungsfrage der vorliegenden Arbeit ist es für Marketer:innen somit aufgrund der einfachen Nutzung möglich ohne technisches Vorwissen oder tieferem Verständnis der Funktionsweise dieser Sprachmodelle ihre Anforderungen in natürlicher Sprache zu formulieren und die Technologie für ihre Zwecke anzuwenden. So können einfach und schnell große Textmengen zusammengefasst werden, spezifische Fragen dazu beantwortet werden oder die Inhalte in andere Sprachen übersetzt sowie in Präsentationen oder ähnlichem ausgegeben werden (Zahid et al., 2024, S. 2 f.). Dabei beschränken sich die Möglichkeiten nicht nur auf Text- und Bildinhalte, sondern Ausgaben können vielfältige Formate wie unter anderem auch Audio und Video darstellen (Sætra, 2023, S. 2). Im Sinne des TAM sind die Vorteile generativer KI (PU) sowie eine einfache Nutzung (z.B. durch ChatGPT) gegeben (PEOU), wodurch die Akzeptanz von Marketer:innen zu Integration dieser Technologie in Marketingprozesse gegeben sein sollte.

2.3.3 Grad der Zusammenarbeit von Marketer:innen und KI

Ob mithilfe von generativer KI für das nächste Social-Media-Posting lediglich ein Bild für Instagram, ein kurzes Video für TikTok oder sogar eine umfangreichere Kampagne erstellt wird, das Potenzial scheint immens. Je nach Anwendungsbereich sowie Funktionsumfang neuerer KI-Modelle ergibt sich dadurch auch eine unterschiedlich starke Integration in Marketingprozesse und Praxisabläufe.

Je nach Aufgabe entsteht demnach eine unterschiedlich starke Zusammenarbeit zwischen Marketer:innen und Maschinen mit künstlicher Intelligenz. In der wissenschaftlichen Literatur besteht generell eine unterschiedliche Meinung darüber, ob künstliche Intelligenz Marketer:innen ergänzt oder sogar ersetzt (Huang & Rust, 2022, S. 210). Huang und Rust (2022, S. 210) gehen davon aus, dass KI aktuell besser in analytischen Aufgaben abschneidet, während Menschen Vorteile in kontext- und gefühlsbetonten Aufgaben aufweisen. Mit zukünftigem technischen Fortschritt unterstützt KI Menschen dann

zunehmend in Bereichen ihrer ursprünglichen Stärke. Letztendlich wird der Punkt erreicht, an dem die künstliche und menschliche Intelligenz dasselbe Niveau erreichen und Menschen in diesen Aufgaben ersetzt werden.

Zwischen den beiden extremen Ausprägungen (keine KI und vollständiger Ersatz) besteht jedoch nicht nur die Möglichkeit, dass KI Marketer:innen unterstützt, sondern auch dass Marketer:innen die Outputs der KI kontrollieren (Haupt, Freidank & Haas, 2025, S. 383). Dabei könnten KI-Anwendungen zur Unterstützung und Anreicherung der Prozesse sogar effektiver sein als bei gänzlichem Ersatz (Davenport, Guha, Grewal & Bressgott, 2020, S. 39; Reisenbichler, Reutterer, Schweidel & Dan, 2022, S. 450).

Speziell bei der Generierung neuer Inhalte für Marketingaktivitäten besteht ein Unterschied zwischen Inhalten die von Menschen mithilfe von KI erstellt wurden und Inhalten die von KI erstellt und nur von Menschen kontrolliert wurden (Haupt et al., 2025, S. 383). Es geht demnach um jenen Grad, den Menschen in Zusammenarbeit mit künstlicher Intelligenz bei Prozessen und der Entscheidungsfindung einnehmen. Wenn Personen am Erstellungsprozess beteiligt sind und KI entweder als Ergänzung verwenden oder zumindest die Entscheidung über die Verwendung des generierten Inhalts treffen, kann von „humans-in-the-loop“ (HITL) gesprochen werden (Köbis & Mossink, 2021, S. 3). Dem gegenüber steht das Konzept „humans-out-the-loop“ (HOTL), also Prozesse oder KI-Anwendungen welche Inhalte komplett autonom ohne der Beteiligung von Menschen erstellen und veröffentlichen (Köbis & Mossink, 2021, S. 4).

Im Marketing und speziell bei der Erstellung von Werbetexten und -bildern kann der Unterschied im Ausmaß der menschlichen Beteiligung einen wesentlichen Einfluss darauf haben, wie Konsument:innen die Werbeinhalte letztlich wahrnehmen. So könnte das Wissen um eine menschliche Beteiligung (HITL) das Vertrauen der Konsument:innen stärken und dadurch auch die Kaufentscheidung beeinflussen (Burton, Stein & Jensen, 2020, S. 221 f.). Insgesamt zeigt sich, dass Marketer:innen von einer Unterstützung durch KI profitieren und durch KI angereicherte Entscheidungsprozesse effizienter und effektiver sein können als reine menschliche oder reine algorithmische Extremformen (Burton et al., 2020, S. 229; Wu, Weber & Müller, 2025, S. 1089 f.).

2.3.4 Anwendungsbereiche und -möglichkeiten von KI

Marketing gehört zu jenen Bereichen in denen Anwendungen mit künstlicher Intelligenz branchenübergreifend das größte Potenzial aufweisen (Davenport et al., 2020, S. 25). Davenport et al. (2020, S. 27) verorten künstliche Intelligenz auf einem Kontinuum zwischen Anwendungen welche rein der Automatisierung von Aufgaben dienen und jenen welche den aktuellen Kontext berücksichtigen und sich unabhängig von Menschen

weiterentwickeln. Eine drastische Veränderung durch künstliche Intelligenz wäre dabei in Zukunft im E-Commerce denkbar und würde sich auf die Marketingstrategie, das Geschäftsmodell sowie das Konsument:innenverhalten auswirken: Durch eine genaue Vorhersage von Bedürfnissen sowie Käufen von Konsument:innen könnte sich das bestehende „shopping-then-shipping"-Modell zu einem „shipping-then-shopping"-Modell entwickeln (Davenport et al., 2020, S. 25). Das heißt noch bevor eine Bestellung durch Kund:innen getätigt wurde, könnten Unternehmen bereits den Versand einleiten und somit noch schneller auf die Bedürfnisse ihrer Kund:innen reagieren. Voraussetzung dafür ist natürlich eine sehr hohe Vorhersagegenauigkeit, jedoch hätte diese Vorgehensweise starken Einfluss auf den Kaufprozess von Konsument:innen und das Potenzial diesen positiv zu beeinflussen.

Huang und Rust (2021, S. 31 ff.) beschreiben künstliche Intelligenz im Marketing als „the use of computational machinery to emulate capabilities inherent in humans, such as doing physical or mechanical tasks, thinking, and feeling" und verorten deren Einsatz in der Markt- und Konsument:innenforschung, der Entwicklung einer Marketingstrategie sowie bei den konkreten Maßnahmen zur Umsetzung. Obwohl diese Beschreibung eher allgemein und weit gefasst ist, geht daraus jedenfalls hervor, dass es bei künstlicher Intelligenz mehr als um die reine Analyse von Konsument:innendaten geht, sondern auch deren Emotionen und Bedürfnisse eine große Rolle spielen.

Je nach Aufgabenstellung sowie Komplexität wird dafür zwischen einer mechanischen, denkenden und fühlenden künstlichen Intelligenz differenziert, wobei die Grenzen bei dieser Unterscheidung fließend sind (Huang & Rust, 2021, S. 31). Mechanische KI bildet die unterste Ebene und kommt dabei für die Automatisierung von stark repetitiven und standardisierten Aufgaben zum Einsatz. Denkende KI wird eingesetzt, um neue Erkenntnisse zu gewinnen und verwendet unter anderem Deep Learning um Muster zu erkennen. Fühlende KI arbeitet bei Aufgaben mit Menschen zusammen um deren Sprache, Gefühle und Emotionen zu analysieren und wiederzugeben. Diese Stufe der Intelligenz entspricht demnach auch der Verwendung von generativer KI durch Marketer:innen oder Konsument:innen um mithilfe der eigenen natürlichen Sprache mit diesem System zu interagieren. Beispiele dafür sind die Unterstützung von Marketer:innen bei der Erstellung von Werbeinhalten um die gewünschten Emotionen anzusprechen, aber auch die direkte Interaktion von Konsument:innen mit einem Chatbot auf E-Commerce-Plattformen um ein Problem zu klären.

Die Vorteile in der Analyse und Vorhersage von Kund:innenpräferenzen und -bedürfnissen können dabei sowohl im Business-to-Consumer (B2C) als auch Business-to-Business (B2B) Kontext genutzt werden um effektivere Marketingentscheidungen zu treffen

(Van Esch & Stewart Black, 2021, S. 200). Speziell im digitalen Marketing eröffnen sich durch den technologischen Fortschritt auch kanalübergreifend neue Möglichkeiten. So wäre es beispielsweise denkbar, dass Unternehmen ihre On- und Offline-Kanäle so gut miteinander verbinden, dass die aktuelle Position der Kund:innen im Geschäft entscheidend dafür ist, dass digitale Werbeanzeigen von Produkten in der unmittelbaren Umgebung angezeigt werden (Van Esch & Stewart Black, 2021, S. 200). Mithilfe von künstlicher Intelligenz könnten die notwendigen Daten nahezu in Echtzeit analysiert werden um Kund:innen abhängig von ihren Präferenzen ein noch stärker personalisiertes Einkaufserlebnis zu bieten. Jedenfalls nehmen in diesem Szenario neben der Analyse von Daten auch durch KI generierte Werbeinhalte eine zentrale Rolle ein.

Nicht nur der Verkauf von Produkten sowie die Akquisition neuer Kund:innen stehen im Mittelpunkt von künstlicher Intelligenz, sondern auch eine Verbesserung des Service und die Bindung bestehender Kund:innen. Dabei soll KI die Service-Interaktion unterschiedlicher Kanäle in Echtzeit bewerten und Kund:innen personalisierte Lösungen auch für komplexe Anfragen bieten (Xu, Shieh, Van Esch & Ling, 2020, S. 190). Kund:innen bevorzugen dabei sogar KI-Systeme gegenüber menschlichem Support bei weniger komplexen Anliegen aufgrund der effizienten Problemlösung (Xu et al., 2020, S. 193 f.). Abhängig von der Komplexität der Anfrage kann demnach eine Interaktion mit Mitarbeiter:innen bevorzugt werden, weshalb KI zwar keinen automatisierten Ersatz aber jedenfalls auch eine Bereicherung in diesen Situationen darstellt.

Neben dem direkten Einsatz in verschiedenen Anwendungsgebieten des (strategischen) Marketing ergeben sich in weiterer Folge auch Auswirkungen auf das Verhalten von Konsument:innen. So könnten Konsument:innen der Technologie generell eher negativ gegenüber stehen, da fehlende Empathie oder Rücksichtnahme auf ihre Bedürfnisse vermutet wird (Davenport et al., 2020, S. 36). Weiters wäre es denkbar, dass Konsument:innen sich z.B. bewusst gegen Produktempfehlungen von KI entscheiden um damit ihre subjektiv empfundene Autonomie zu stärken (Davenport et al., 2020, S. 37). Wenn die Funktionsweise der Algorithmen berücksichtigt wird, erscheint dieses Verhalten paradox, da die Empfehlung aus der Analyse individueller Konsument:innendaten gebildet wird und mit hoher Wahrscheinlichkeit mit den Bedürfnissen übereinstimmt. Jedenfalls müssen trotz der vielfältigen Einsatzmöglichkeiten etwaige negative Auswirkungen auf Konsument:innen berücksichtigt werden. Auf einige wesentliche Auswirkungen und Aspekte im Zusammenhang mit der Zielsetzung dieser Arbeit wird im späteren Verlauf noch näher eingegangen.

Zusammenfassend kann gesagt werden, dass KI wesentliche Bereiche des Marketings stark beeinflusst. Die aufgezeigten Anwendungsmöglichkeiten stellen dabei keineswegs

eine vollumfängliche Auflistung dar, sondern verdeutlichen die enorme Bedeutung von künstlicher Intelligenz. Nicht nur die Prozesse werden sich verändern, sondern auch das Konsument:innenverhalten selbst. Entscheidend ist, dass der technologische Fortschritt dazu führt, dass ein immer tieferes Verständnis von Kund:innen und deren Bedürfnissen ermöglicht wird. Grundlage dafür bildet eine immer größer werdende Menge an Kund:innendaten, weshalb ein ethisch verantwortungsvoller Umgang mit KI sowie der Datenschutz entscheidend sind (Davenport et al., 2020, S. 38; Kopalle et al., 2022, S. 523).

2.4 Werbeinhalte und künstliche Intelligenz

Kim und Lennon (2008, S. 146 ff.) untersuchten die Auswirkungen verschiedener Arten von Produktpräsentationen im E-Commerce. Ziel der Studie war es den Einfluss von Informationen in visueller (Bild) als auch verbaler Form (Text) auf die Einstellung und Kaufabsicht der Konsument:innen zu erheben, um in weiterer Folge Rückschlüsse auf deren Bedeutung zu ermöglichen (Kim & Lennon, 2008, S. 148). Die Ergebnisse zeigten, dass sich sowohl visuelle als auch verbale Produktinformationen signifikant auf die kognitive und affektive Einstellungskomponente der Teilnehmerinnen gegenüber den beworbenen Produkten auswirken und in weiterer Folge auch die Kaufabsicht beeinflussen (Kim & Lennon, 2008, S. 166). Die Qualität von Produktinformationen stellt dabei einen wichtigen Aspekt dar und setzt sich aus den Dimensionen Aktualität, Korrektheit, Glaubwürdigkeit und Nützlichkeit zusammen (Zhao, Cormican & Sampaio, 2024, S. 591 f.). Die Informationsqualität hat im E-Commerce einen signifikanten Einfluss auf die Kaufabsicht und liegt dabei sogar vor der System-Qualität, der Service-Qualität und der Kund:innenzufriedenheit (Zhao et al., 2024, S. 594 f.).

Die Theorie der dualen Kodierung geht davon aus, dass sowohl verbale als auch visuelle Stimuli bei der Informationsvermittlung wichtig sind, indem diese von zwei verschiedenen, jedoch miteinander verbundenen Systemen kognitiv verarbeitet werden (Kim, 2019, S. 363). Auf Basis dieser Theorie zeigten Fan, Wang und Mou (2024, S. 9), dass die Gestaltung der Produktinformationen abhängig vom beworbenen Produkttyp einen unterschiedlich starken Einfluss auf die Kaufabsicht der Konsument:innen im Bereich des digitalen Content-Marketings hat. Um die Kaufabsicht zu fördern, sollten Produkte, bei denen ein Erlebnis und Emotionen im Vordergrund stehen, diese auch in verbaler Form vermitteln und mit konkreten visuellen Informationen, welche den Konsum oder Erfahrungen mit dem Produkt darstellen, kombiniert werden (Fan et al., 2024, S. 9).

Insgesamt weisen die Ergebnisse auf den hohen Stellenwert von Werbetexten und -bildern sowie deren Kombination bei der Produktvermarktung hin. Im Kontext von KI-generierten Produktinformationen sollte der Fokus auf die einzelnen Dimensionen der

Informationsqualität gelegt werden. Korrektheit und Nützlichkeit sind dabei zwei Aspekte welche falls notwendig mithilfe menschlicher Kontrolle abgeglichen werden sollten, um die Übereinstimmung mit dem zu bewerbenden Produkt sicherzustellen. Nachfolgend wird speziell auf die Wahrnehmung von KI-generierten Inhalten sowie deren Glaubwürdigkeit und Authentizität eingegangen.

2.4.1 Die Wahrnehmung KI-generierter Werbetexte und -bilder

Da die menschliche Sprache unter anderem aufgrund von KI-gestützter Autokorrektur, Satzvervollständigung, Übersetzungen und vorgeschlagenen Antworten bereits stark mit Inhalten von Sprachmodellen durchmischt ist, haben Jakesch et al. (2023) die Unterscheidbarkeit zwischen KI-generierten und menschlich erstellten verbalen Inhalten untersucht. Bei Experimenten mit Texten aus dem Bereich der verbalen Selbstdarstellung beurteilten Teilnehmer:innen die Texte unabhängig vom Kontext (beruflich, romantisch, Gastgewerbe) eher zufällig richtig und konnten damit nicht zwischen ihrem Ursprung unterscheiden (Jakesch et al., 2023, S. 2). Weiters konnte gezeigt werden, dass die Beurteilungen der Teilnehmer:innen auf Heuristiken basierten, welche teilweise auf falschen Annahmen beruhten. So wurden grammatikalische Fehler und lange Wörter fälschlicherweise als Hinweis auf einen KI-generierten Text gedeutet, während beispielsweise Texte in der ersten Person, über die eigene Familie oder vergangene Ereignisse als menschlich wahrgenommen wurden (Jakesch et al., 2023, S. 3). Unter Berücksichtigung dieser Erkenntnisse konnte in weiteren drei Experimenten gezeigt werden, dass KI-Systeme in der Lage sind optimierte Texte zu generieren welche mit höherer Wahrscheinlichkeit als menschlich erstellt wahrgenommen werden als tatsächlich von Menschen erstellte Texte (Jakesch et al., 2023, S. 4).

Werbetexte im Marketing unterscheiden sich jedoch von Texten der Selbstdarstellung und erfordern oft ein gewisses Maß an Kreativität. Köbis und Mossink (2021, S. 1) untersuchten ob Personen zwischen KI-generierten und menschlich geschriebenen Gedichten unterscheiden können und welche Art dieser kreativen Texte bevorzugt wird. Dafür wurden zwei Studien durchgeführt in denen Teilnehmer:innen den präferierten Text aus zwei Gedichten (menschlich und KI-generiert) wählten und ihre Einschätzung über den Ursprung angeben mussten (Köbis & Mossink, 2021, S. 3). Bei Texten von ungeübten Schreiber:innen konnte eine leichte Präferenz für die von Menschen geschriebenen Gedichte gezeigt werden, obwohl die Teilnehmer:innen allgemein nicht in der Lage waren zuverlässig zwischen der Quelle zu unterscheiden (Köbis & Mossink, 2021, S. 4 f.). Um dem Vorteil fortgeschrittener Sprachmodelle entgegenzuwirken, wurden in der zweiten Studie Gedichte von renommierten Autor:innen wie Hermann Hesse

und Maya Angelou sowie deren durch KI-generiertes Gegenstück bewertet (Köbis & Mossink, 2021, S. 6 f.). Dabei wurde zusätzlich unterschieden, ob die Auswahl der geeigneten KI-generierten Texte durch Menschen erfolgt ist (HITL, „humans-in-the-loop“) oder die Texte automatisiert durch die KI gewählt wurden (HOTL, „humans-out-the-loop“) (Köbis & Mossink, 2021, S. 3). Analog zum ersten Experiment zeigten Teilnehmer:innen eine leichte Präferenz für menschlich geschriebene Gedichte, welche jedoch in der HOTL-Bedingung stärker war (Köbis & Mossink, 2021, S. 8 f.). In der HITL-Bedingung konnte erneut nicht zuverlässig zwischen KI-generierten Gedichten und jenen von professionellen Schreiber:innen unterschieden werden (Köbis & Mossink, 2021, S. 9).

Einer weiterer wichtiger Aspekt von Kreativität ist Humor, welcher stark individuell und soziokulturell geprägt ist (Wu et al., 2025, S. 1083). Am Beispiel KI-generierter Memes (im Internet verbreitete Bilder mit humoristischen Beschriftungen) konnte gezeigt werden, dass diese von unterschiedlichen Personen durchwegs positiv beurteilt wurden (Wu et al., 2025, S. 1088). Während die generierten Inhalte zwar eine breite Zielgruppe ansprechen (möglicherweise Aufgrund des Durchschnitts an verwendeten Trainingsdaten), zeigte sich, dass die von Menschen erstellten Inhalte zu den humorvollsten zählten (Wu et al., 2025, S. 1090). In diesem Zusammenhang zeigte sich auch, dass KI zwar zu kreativeren Geschichten beitragen kann, jedoch vor allem ungeübte Autor:innen stärker davon profitieren und die generierten Inhalte eine stärkere Ähnlichkeit untereinander aufweisen (Doshi & Hauser, 2024, S. 4 ff.).

Insgesamt deuten die Ergebnisse darauf hin, dass es durch aktuelle Sprachmodelle durchaus möglich ist kreative und authentisch wirkende Texte zu verfassen. Personen können dabei nicht zuverlässig beurteilen ob Texte von Menschen verfasst oder von einer KI generiert wurden. Demnach ist es möglich, dass Algorithmen Texte generieren welche unter anderem aufgrund von fehlerhaften Heuristiken als authentisch wahrgenommen werden. Bei kreativen generierten Inhalten im Vergleich zu jenen von professionellen Schreiber:innen, sollten Personen zumindest am Erstellungs- und Auswahlprozess teilhaben (HITL). Dadurch ist es möglich, dass Marketer:innen aufgrund ihrer Expertise die zu dem beworbenen Produkt bestmöglich passenden Texte auswählen und dennoch eine Effizienzsteigerung im Prozess verzeichnen. Vor allem die Erfahrung von Marketer:innen kann dazu führen, dass Inhalte eine höhere Originalität aufweisen und somit ein Vorteil gegenüber Wettbewerber:innen erzielt wird.

Visuelle Inhalte sind neben verbalen Inhalten ein weiteres wichtiges Element im Marketing mit signifikantem Einfluss auf die Einstellungen der Konsument:innen (Kim & Lennon, 2008, S. 166). Califano und Spence (2024, S. 2) untersuchten ob Personen zwischen KI-generierten und echten Bildern von Lebensmitteln unterscheiden konnten

und ob diese eine unterschiedliche Wirkung auf die Wahrnehmung der Proband:innen erzielten. Dafür mussten fünf verschiedene Lebensmittel mit jeweils unterschiedlicher Verarbeitungsstufe (z.B. Karotten, Karottensaft und Karottenkuchen) richtig in ihrer Quelle beurteilt werden (Califano & Spence, 2024, S. 2). Die Ergebnisse zeigten, dass der Verarbeitungsgrad die Fähigkeit KI-generierte Bilder zu erkennen zwar beeinflusste, die Teilnehmer:innen größtenteils jedoch richtig in ihrer Beurteilung lagen (Califano & Spence, 2024, S. 4 ff.). In einem zweiten Experiment wurde die wahrgenommene Attraktivität der selben 30 Produktfotos in Abhängigkeit von der Bekanntgabe der Quelle untersucht (Califano & Spence, 2024, S. 6 f.). Die KI-generierten Bilder wurden mit Ausnahme der hochverarbeiteten Lebensmittel als appetitlicher bewertet und eine (fälschliche) Kennzeichnung als echte Fotos erhöhte die Attraktivität weiter (Califano & Spence, 2024, S. 7 f.). Diese Erkenntnisse deuten darauf hin, dass KI-generierte Bilder das Potenzial haben als attraktiver wahrgenommen zu werden und damit die Einstellung der Konsument:innen positiv beeinflussen können. Dabei werden jedoch reale Inhalte bevorzugt, weshalb auch weitere Aspekte wie Authentizität, Transparenz und Vertrauen berücksichtigt werden sollten.

Wie vertrauensvoll generierte Bilder auf Personen wirken, wurde von Nightingale und Farid (2022) mithilfe von KI-generierten Gesichtern untersucht. Es konnte gezeigt werden, dass die KI-generierten Gesichter so fotorealistisch sind, dass ihre Echtheit nicht zuverlässig eingeschätzt werden konnte (Nightingale & Farid, 2022, S. 2). Darüber hinaus waren die vertrauenswürdigsten Gesichter jene, welche von KI generiert wurden, während Bilder von realen Personen am schlechtesten abschnitten (Nightingale & Farid, 2022, S. 2 f.). Eine Begründung könnte darin liegen, dass generierte Gesichter eher einem Durchschnitt aller für das Training der KI verwendeten Bilder entsprechen (Nightingale & Farid, 2022, S. 2 f.). Miller et al. (2023, S. 1393 f.) führten aufbauend auf diesen Ergebnissen eine weitere Studie durch, um herauszufinden anhand welcher Merkmale die Teilnehmer:innen ihr Urteil bildeten. Nicht nur konnten die Ergebnisse der zugrunde liegenden Studie in Bezug auf die Ununterscheidbarkeit bestätigt werden, darüber hinaus wurde gezeigt, dass KI-generierte Gesichter signifikant durchschnittlicher und Attribute wie Proportionen, Einprägsamkeit, Attraktivität sowie Symmetrie wesentlich sind (Miller et al., 2023, S. 1397 f.). Bezogen auf das Marketing sind diese Ergebnisse unter anderem deswegen relevant, da sie zeigen, dass KI-generierte visuelle Inhalte so fotorealistisch wirken können um diese als Alternative für reale Produktfotos (z.B. in der Mode- oder Beautybranche) in Betracht zu ziehen.

Die Wahrnehmung KI-generierter Bilder wurde von Hartmann, Exner und Domdey (2025, S. 14) auch speziell im Marketing-Kontext untersucht. Anhand von sieben

unterschiedlichen KI-Modellen konnte gezeigt werden, dass 1) generierte Bilder bei vier Modellen eine signifikant höhere Bildqualität im Vergleich zu menschlich erstellten Bildern aufwiesen, 2) der Realismus menschlicher Bilder von einem KI-Modell übertroffen wurde und 3) alle KI-generierten Marketingbilder eine signifikant höhere ästhetische Wirkung erzielten (Hartmann et al., 2025, S. 17 ff.). Im direkten Vergleich mit Bildern von freiberuflich arbeitenden Personen konnte in einem weiteren Experiment bei zwei von sieben KI-Modellen eine positivere Evaluierung der Einstellung sowie der Verhaltensabsicht gezeigt werden (Hartmann et al., 2025, S. 20 ff.).

Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass Personen Schwierigkeiten haben, KI-generierte Fotos von realen zu unterscheiden. Je nach Art des Fotos können KI-Anwendungen mittlerweile auf die für die Wahrnehmung der Menschen wichtigen Kriterien eingehen. Abhängig vom verwendeten KI-Modell ist es möglich, dass die generierten Fotos bei Verwendung für Marketingaktivitäten Vorteile gegenüber menschlich erstellten Bildern aufweisen und sich positiv auf die Einstellung der Konsument:innen auswirken. Im Sinne der Forschungsfrage ist es jedoch entscheidend, dass sowohl visuelle als auch verbale Inhalte Informationen vermitteln und der Gesamteindruck KI-generierter Werbeinhalte aufgrund fehlender menschlicher Expertise nicht zwingend besser sein muss.

2.4.2 Die Offenlegung der KI-Quelle[7]

Neben dem Einfluss von KI-generierten Inhalten auf die Wahrnehmung kann sich auch die Offenlegung der Quelle auf alle drei Komponenten der Einstellungen (affektiv, kognitiv, konativ) von Konsument:innen auswirken (Powers, Johnson & Killian, 2023, S. 341). Diese Auswirkungen könnten unter anderem darin begründet liegen, dass Personen aus verschiedenen Gründen eine Abneigung gegen Algorithmen im Entscheidungsfindungsprozess haben (Burton et al., 2020, S. 222 ff.). In der Praxis kann eine Offenlegung der Quelle durchaus notwendig sein, da die EU-Verordnung 2024/1689, Artikel 50 Absatz 4 beispielsweise eine Offenlegungspflicht für Betreiber:innen von KI-Systemen bei der Erzeugung von Deepfakes vorsieht. Neben den für diese Forschungsfrage wichtigen verbalen und visuellen Inhalten wurden Auswirkungen einer Quelloffenlegung auch in Bezug auf weitere Aspekte untersucht.

Im Kontext von Nachrichten oder Presse-Artikeln bevorzugen Personen vermeintlich von Menschen erstellte Texte und zeigen eine Abneigung gegenüber KI-generierten Artikeln in den Dimensionen Lesbarkeit, Glaubwürdigkeit und journalistischer Kompetenz

[7] Die Inhalte dieses Kapitels wurden überwiegend bereits im Zuge des Fachliteraturseminars (ACW502) erarbeitet und stammen aus dem systematischen Literaturreview zu einem Teilbereich der Masterarbeit (Aufgabe 1).

(Graefe, Haim, Haarmann & Brosius, 2018, S. 603 f.). Bei kreativen Texten (z.B. Gedichten) werden menschlich erstellte Texte unabhängig von einer Offenlegung der KI-Quelle präferiert (Köbis & Mossink, 2021, S. 6). Durch eine Vorauswahl KI-generierter Texte durch Menschen (HITL) scheint diese Präferenz jedoch weniger stark ausgeprägt als ohne menschliche Beteiligung (HOTL) (Köbis & Mossink, 2021, S. 8). Zudem zeigte die zuvor erwähnte Studie von Califano und Spence (2024, S. 7 f.), dass KI-generierte Fotos von Lebensmitteln von Teilnehmer:innen im Fall von Unwissenheit über die Quelle generell als appetitlicher wahrgenommen wurden.

In Bezug auf den Grad der Zusammenarbeit zwischen Menschen und KI untersuchten Haupt et al. (2025, S. 379) die Frage, wie Unternehmen transparent über die Verwendung von KI informieren und dabei etwaige negative Auswirkungen auf Konsument:innen reduzieren können. Die Ergebnisse zeigten, dass die Angabe der Information, dass Inhalte 1) von einem:r menschlichen Autor:in unterstützt durch KI, oder 2) nur durch KI erstellt wurden, signifikant negative Auswirkungen auf die Glaubwürdigkeit und in weiterer Folge auf die Einstellung gegenüber dem Unternehmen hatten (Haupt et al., 2025, S. 397). Durch die zusätzliche Angabe, dass generierte Inhalte von Menschen kontrolliert wurden, könnte den negativen Auswirkungen entgegengewirkt werden.

Insgesamt scheint weniger das Ausmaß der menschlichen Beteiligung wichtig als die menschliche Kontrolle über KI (Haupt et al., 2025, S. 402). Bei verantwortungsvoller Nutzung von generativer KI für Marketingaktivitäten und anschließender glaubhafter Darstellung von menschlicher Kontrolle müssten Unternehmen demnach keine negativen Auswirkungen auf die Kaufabsicht befürchten.

So kann generative KI auch schon in einer frühen Phase der Ideenfindung verwendet werden und sich dabei auf die Wahrnehmung auswirken (Chaisatitkul, Luangngamkhum, Noulpum & Kerdvibulvech, 2024, S. 137 ff.). Chaisatitkul et al. (2024, S. 138 ff.) haben Storyboardersteller:innen, Marketer:innen sowie Konsument:innen ein KI-generiertes Skript für die Werbung eines Geschirrspülmittels vorgelegt und ihre Einstellung dazu sowohl vor als auch nach Bekanntgabe der Quelle erhoben. Bei der Gruppe der Konsument:innen zeigte sich, dass das generelle Interesse nach Bekanntwerden der Quelle zwar leicht zugenommen hat, die Übereinstimmung des Produkts mit den eigenen Bedürfnissen, die wahrgenommene Passung mit der Markenpersönlichkeit sowie die Kaufabsicht jedoch leicht abgenommen haben (Chaisatitkul et al., 2024, S. 141). Bei den Ergebnissen muss jedenfalls beachtet werden, dass zwar Konsument:innen in die Befragung miteinbezogen wurden, es sich beim Stimulusmaterial jedoch um ein Skript in der Entwurf-Phase handelte. Es ist anzunehmen, dass im Laufe des Entwicklungsprozesses die finale Version der Werbekampagne Unterschiede zur Erstversion aufweisen

und damit auch eine andere Wirkung erzielen würde. Dennoch konnten die Ergebnisse zeigen, dass die Offenlegung der Quelle schon in der Konzeptionsphase negative Auswirkungen auf die Kaufabsicht von Konsument:innen hatte.

Die Verwendung von KI in einer frühen Phase ist jedoch nicht nur im Bereich der Kommunikation, sondern auch in anderen Aspekten des Marketing-Mix möglich. Xu und Mehta (2022, S. 1136) untersuchten die Verwendung von generativer KI direkt in der Entwicklung bzw. dem Design von Luxusprodukten, wodurch schließlich das Produkt selbst die Wahrnehmung von Konsument:innen beeinflusst. Die Autor:innen gingen davon aus, dass die Verwendung von KI zwar zu objektiv besseren Produkten in Bezug auf deren funktionellen Nutzen führen kann, dabei jedoch ein negativer Einfluss auf den wahrgenommenen emotionalen Wert von Luxusprodukten entsteht (Xu & Mehta, 2022, S. 1137 f.). Die Ergebnisse zeigten, dass die Information über das KI-generierte Design, die Einstellung gegenüber dem Luxusprodukt negativ beeinflusste (Xu & Mehta, 2022, S. 1140). In folgenden Experimenten konnte zudem gezeigt werden, dass 1) die negativen Auswirkungen bei Luxusprodukten auf den emotionalen Aspekten und einer Verringerung der wahrgenommenen Markenessenz beruhen, 2) der Effekt bei Luxusmarken mit funktionalen Werten (z.B. Automarken) abgeschwächt wird bzw. die Markenessenz sogar stärken kann und 3) das Hervorheben der funktionalen Markenwerte bei Verwendung von KI helfen kann, die negativen Auswirkungen zu minimieren (Xu & Mehta, 2022, S. 1140 ff.). Die Kaufabsicht von Luxusmode verringerte sich durch das Hervorheben der funktionalen Werte nur, wenn keine KI im Designprozess verwendet wurde (Xu & Mehta, 2022, S. 1146).

Je nach emotionalen und funktionalen Markenwerten kann sich das Wissen über die Verwendung von KI demnach unterschiedlich stark auf die Einstellungen von Konsument:innen gegenüber der Marke sowie in weiterer Folge deren Kaufabsicht auswirken. Die Angabe, dass generative KI in der Konzeptionsphase von Produkten oder Werbung verwendet wurde, muss sich nicht zwingend negativ auf die Kaufabsicht auswirken, wenn auf eine Übereinstimmung mit den funktionalen Werten der Marke oder des Produkts geachtet wird.

Dabei gehen Marketingaktivitäten heutzutage über die reine Darstellung statischer Text- und Bildinformationen hinaus. Powers et al. (2023, S. 340) untersuchten wie eine Offenlegung der Quelle bei Deepfake-Videos (Inhalten mit realitätsnahem Video und Audio) die Wahrnehmung der Konsument:innen in Bezug auf die Glaubwürdigkeit der Quelle als auch die Kaufabsicht beeinflusst. Die Angabe der KI-Quelle hatte nicht nur einen signifikant negativen Einfluss auf die Kaufabsicht der Konsument:innen, sondern auch auf die wahrgenommene Vertrauenswürdigkeit der Quelle, welche wiederum einen

signifikanten mediierenden Effekt auf die Kaufabsicht aufweist (Powers et al., 2023, S. 346 f.). Es ist jedoch davon auszugehen, dass je nach Unternehmen, Branche und Technologieaffinität (insbesondere KI) die nachgewiesenen Effekte in ihrer Stärke variieren.

Generierte Avatare werden auch zunehmend für den Bereich des Influencer:innen-Marketings genutzt, wobei dabei vor allem Probleme in Bezug auf die Glaubwürdigkeit aufgrund ihrer virtuellen Beschaffenheit auftreten können (Lim & Lee, 2023, S. 1). Da Konsument:innen zunehmend erschwert zwischen virtuellen und echten Influencer:innen unterscheiden können, ist es möglich, dass diese eine emotionale Bindung zu ihnen aufbauen. Eine wesentliche Voraussetzung für den Aufbau einer sogenannten parasozialen Beziehung ist, dass virtuelle Avatare als menschlich wahrgenommen werden, wodurch sich dann in weiterer Folge auch Auswirkungen auf die Einstellungen und das Verhalten der Konsument:innen zeigen können (Lim & Lee, 2023, S. 2). Durch eine Offenlegung der Quelle und der damit eindeutigen Deklaration, dass es sich um ein Computerprogramm handelt, kann diese Beziehung gestört werden. Im Fall einer virtuellen Influencer:in hatte die Offenlegung eine signifikant negative Auswirkung auf die wahrgenommene Menschlichkeit (Lim & Lee, 2023, S. 4). In Verbindung mit Inhalten welche negative Emotionen vermitteln, beeinflusste eine Offenlegung auch die parasoziale Beziehung negativ, während diese bei positiven Emotionen sogar gestärkt wurde (Lim & Lee, 2023, S. 6 f.). Diese unterschiedliche Wirkung könnte unter anderem dadurch erklärt werden, dass das Teilen negativer Informationen als persönlicher und intimer wahrgenommen wird wohingegen positive Emotionen eher dazu ermutigen mit anderen zu interagieren (Lim & Lee, 2023, S. 6 f.). Transparenz im virtuellen Influencer:innen-Marketing kann demnach dazu führen, dass die Beziehung der Konsument:innen zu den Influencer:innen gestärkt, die Einstellung positiv beeinflusst, sowie in weiterer Folge die Kaufabsicht erhöht wird.

Zusammenfassend kann gesagt werden, dass sich die Auswirkungen einer Offenlegung der KI-Quelle je nach Kontext unterscheiden können. Grundlegend scheint es für Konsument:innen wichtig zu wissen, dass Menschen weiterhin den Output von künstlicher Intelligenz kontrollieren (Haupt et al., 2025, S. 402). Abhängig von Produkt und Marke, sowie deren emotionaler Bedeutung für Konsument:innen sollten Marketer:innen zur Minimierung etwaiger negativer Auswirkungen verstärkt positive Emotionen vermitteln sowie auf eine Übereinstimmung mit den funktionalen Werten achten.

3 Methodik

In diesem Kapitel werden zuerst die Hypothesen auf Basis der zuvor angeführten Literatur abgeleitet. Anschließend wird auf das gewählte Forschungsdesign eingegangen und das Erhebungsinstrument im Detail beschrieben. Dazu wird auf alle Elemente des Instruments, inklusive der einleitenden Texte, der Instruktionen für Teilnehmer:innen und die verwendeten Fragen im Zusammenhang mit den zuvor angeführten Hypothesen eingegangen. Danach werden die notwendigen vorbereitenden Analysen und die Bildung der Skalen beschrieben. Anschließend wird auf die Stichprobe dieser Studie eingegangen und ein Überblick über die Merkmale der Teilnehmer:innen gegeben. Eine genaue Beschreibung über die Durchführung der Untersuchung findet sich am Abschluss dieses Kapitels.

3.1 Hypothesen

Die Einstellung von Konsument:innen gegenüber einem Produkt oder einer Marke umfasst eine kognitive, affektive und konative Komponente, welche gemeinsam die subjektive Bewertung des Einstellungsobjekts widerspiegeln und damit einen wesentlichen Einfluss auf das Kaufverhalten sowie die langfristige Kund:innenbindung und den Markenwert haben (Ahn & Back, 2018, S. 449 f.; Ajzen, 2001, S. 28; Ajzen & Fishbein, 2000, S. 3; Breckler, 1984, S. 1199; Cervellon & Dubé, 2002, S. 351 ff.). Das subjektive Wissen und die Überzeugungen über das Produkt und dessen Funktionen beeinflussen die kognitive Komponente, während alle Emotionen, Gefühle und Stimmungen der affektiven Komponente zugeordnet werden (Cervellon & Dubé, 2002, S. 346; Walten & Wiedmann, 2023, S. 640; Weinlich & Semerádová, 2022, S. 60). Diese sind stark mit der konativen Komponente verbunden, welche mithilfe der Verhaltensintention (z.B. Kaufabsicht) Rückschlüsse auf das tatsächliche Verhalten ermöglichen (Meffert et al., 2024, S. 113).

Sowohl Werbetexte (verbale Inhalte) als auch Werbebilder (visuelle Inhalte) sind wichtige Elemente bei der Informationsvermittlung die von Konsument:innen verarbeitet werden und deren Einstellung signifikant beeinflussen (Kim, 2019, S. 363; Kim & Lennon, 2008, S. 166). Je nach Motivation und Fähigkeit kann davon ausgegangen werden, dass die Informationsverarbeitung zwar unterschiedlich tief erfolgt, jedoch sowohl Kognition als auch Affekt eng mit den dahinterliegenden Prozessen und der Bildung von Einstellungen verbunden sind (Kitchen et al., 2014, S. 2039 f.; Morris et al., 2005, S. 91 ff.; Petty & Cacioppo, 1986, S. 132). So sind unter anderem das Vertrauen und das wahrgenommene Risiko z.B. im Kontext eines E-Commerce-Einkaufs wesentliche Faktoren welche die kognitive Einstellungskomponente der Konsument:innen beeinflussen und durch

qualitativ hochwertige Produktinformationen gefördert werden können (Chang et al., 2016, S. 628 ff.; Moon et al., 2017, S. 76 f.). Zudem müssen Affekte berücksichtigt werden, die sowohl direkt aufgrund der Werbeinhalte ausgelöst werden, als auch aufgrund persönlicher Erfahrung, dem Kontext sowie exogen über Spillover-Effekte wirken (Chang, 2008, S. 35 f.; Naseem & Yaprak, 2023, S. 44 ff.; Wu & Wen, 2019, S. 303 ff.; Zeelenberg et al., 2008, S. 22).

Marketer:innen können Programme mit (generativer) künstlicher Intelligenz nutzen um die Effektivität und Effizienz von Arbeitsprozessen zu erhöhen und damit die Erstellung von geeigneten Werbeinhalten vereinfachen (Burton et al., 2020, S. 229; Wu et al., 2025, S. 1089 f.). Durch Large Language Models können Marketer:innen mithilfe von Anwendungen wie ChatGPT die eigene natürliche Sprache benutzen, um Werbeinhalte in unterschiedlichen Formaten zu generieren (Sætra, 2023, S. 2; Zahid et al., 2024, S. 1 f.).

Diese Algorithmen sind mittlerweile so fortgeschritten, dass Personen nicht mehr zuverlässig zwischen menschlich erstellten und KI-generierten verbalen Inhalten unterscheiden können (Jakesch et al., 2023, S. 2; Köbis & Mossink, 2021, S. 9). Zudem können auch KI-generierte visuelle Inhalte nicht mehr zuverlässig in Bezug auf ihren Ursprung eingeschätzt werden (Miller et al., 2023, S. 1394; Nightingale & Farid, 2022, S. 2). Dabei können generierte Inhalte allgemein in ihrer Attraktivität überzeugen und auch in speziellen Dimensionen wie Humor und Vertrauenswürdigkeit positiv wahrgenommen werden (Califano & Spence, 2024, S. 6 ff.; Hartmann et al., 2025, S. 17 ff.; Nightingale & Farid, 2022, S. 3; Wu et al., 2025, S. 1088).

Da die Inhalte jedoch auf Basis einer großen bestehenden Datenmenge generiert werden, entsprechen diese mehr einem Durchschnitt und weisen untereinander eine höhere Ähnlichkeit auf wodurch die Originalität und Einzigartigkeit der Marketinginhalte verloren gehen könnte (Doshi & Hauser, 2024, S. 4 ff.; Miller et al., 2023, S. 1397). Die Expertise von Marketer:innen kann dazu beitragen, dass Inhalte ein höheres Maß an Kreativität aufweisen und von Konsument:innen bevorzugt werden (Köbis & Mossink, 2021, S. 8 f.; Wu et al., 2025, S. 1090).

KI-generierte Inhalte müssten aufgrund der Fortschritte bei den dahinterliegenden Algorithmen demnach mittlerweile dazu geeignet sein, die kognitive und affektive Einstellung von Konsument:innen gegenüber dem beworbenen Produkt in gleicher Weise wie traditionell erstellte Werbeinhalte zu beeinflussen. Da diese Inhalte und die damit vermittelten Informationen zu einem Gesamteindruck führen, müssen neben den isoliert betrachteten Vorteilen (z.B. Attraktivität der generierten Bilder) auch mögliche Nachteile (z.B. verringerte Einzigartigkeit) berücksichtigt werden. Unter der Bedingung, dass Marketer:innen

nach wie vor am Erstellungsprozess beteiligt sind und KI-Technologien als Anreicherung nutzen, sollte jedoch eine hohe Qualität gewährleistet werden können. Aus diesem Grund wird folgende Hypothese angenommen:

H1: Es gibt keinen Unterschied in der Einstellung (affektiv, kognitiv) von Konsument:innen gegenüber dem beworbenen Produkt bei KI-generierten Werbetexten und -bildern im Vergleich zu menschlich erstellten Werbetexten und -bildern.

Das Vermitteln von nützlichen Informationen aber auch von Emotionen über verbale und visuelle Stimuli trägt auch dazu bei die konative Einstellungskomponente im Sinne der Kaufabsicht zu beeinflussen (Fan et al., 2024, S. 9; Zeelenberg et al., 2008, S. 21 f.). Als Teil des Marketing-Mix können die Werbeinhalte den gesamten Kaufprozess der Konsument:innen beeinflussen und abhängig von der Art der Kaufentscheidung (z.B. habitualisiert) zu einer variierenden Gewichtung der einzelnen Einstellungskomponenten führen (Foscht et al., 2015, S. 169; Kotler et al., 2023, S. 94 f.).

Das bedeutet, dass die Kombination der KI-generierten Inhalte einen entscheidenden Faktor im Kaufentscheidungsprozess der Konsument:innen darstellt. Neben der Einstellung als Determinante für das Kaufverhalten hat auch die Art der Inhalte selbst einen Einfluss auf die kognitive Verarbeitung der Werbeinformationen. Unter der Annahme, dass Marketer:innen versuchen, mit den generierten Inhalten letztendlich auch ein Kaufverhalten bei den Konsument:innen auszulösen, wird folgende Hypothese formuliert:

H2: Es gibt keinen Unterschied in der Kaufabsicht von Konsument:innen gegenüber dem beworbenen Produkt bei KI-generierten Werbetexten und -bildern im Vergleich zu menschlich erstellten Werbetexten und -bildern.

Analog zu H1 wird demnach angenommen, dass KI-generierte Werbetexte und -bilder im selben Ausmaß wie menschlich erzeugte Werbematerialien dazu geeignet sind die Einstellung und in weiterer Folge das Verhalten der Konsument:innen positiv zu beeinflussen. Wichtig ist dabei anzumerken, dass die erwähnten Studien immer nur einen kurzen Schnappschuss des aktuellen Stands der Technik wiedergeben. Aus der Theorie abgeleitete Forschungshypothesen beschreiben neben Zusammenhängen und Unterschiede auch Veränderungen in Bezug auf die untersuchte Grundgesamtheit (Bortz & Döring, 2006, S. 491 f.). Obwohl H1 und H2 zwar keinen Unterschied zwischen den zwei Gruppen prognostizieren, wird dennoch eine Veränderung in Bezug auf den Status quo angenommen, da erst der technische Fortschritt im Bereich der künstlichen Intelligenz diese Art der Anwendung für Marketer:innen ermöglicht. Eine praktische Implikation dieser Hypothesen wäre, dass mithilfe von KI-Tools der Erstellungsprozess von Werbeinformationen effizienter gestaltet werden kann.

Da sich das Kund:innenerlebnis aus Erfahrungen entlang der gesamten Customer Journey zusammensetzt, kann die Verwendung von KI auch negative Effekte auf die Wahrnehmung der Konsument:innen haben (Lemon & Verhoef, 2016, S. 78). Aus unterschiedlichen Gründen können Konsument:innen eine Aversion gegen Algorithmen in Entscheidungsprozessen haben, wodurch sich auch eine transparente Offenlegung der Quelle negativ auf die Komponenten der Einstellung auswirken kann (Burton et al., 2020, S. 222 ff.; Powers et al., 2023, S. 341). So ist es möglich, dass aufgrund von KI zwar das Interesse an dem beworbenen Produkt steigt, jedoch eine fehlende Rücksichtnahme auf die individuellen Bedürfnisse vermutet oder eine mangelnde Übereinstimmung mit den emotionalen Markenwerten wahrgenommen wird (Chaisatitkul et al., 2024, S. 141; Davenport et al., 2020, S. 37; Xu & Mehta, 2022, S. 1140 ff.). Sowohl bei verbalen als auch visuellen Inhalten kann die Annahme, dass es sich um menschlich erstellte Werbeinhalte handelt, zu einer Präferenz gegenüber KI-generierten Inhalten führen und sich eine Offenlegung der Quelle negativ auf die Glaubwürdigkeit sowie das Kaufverhalten auswirken (Califano & Spence, 2024, S. 7 f.; Graefe et al., 2018, S. 603 f.; Köbis & Mossink, 2021, S. 6; Powers et al., 2023, S. 346 f.).

Unter anderem, aufgrund möglicher gesetzlicher Regelungen in Bezug auf eine Offenlegungspflicht bei KI-generierten Inhalten, müssen Marketer:innen etwaige negative Auswirkungen auf die Wahrnehmung der beworbenen Produkte oder der Marke berücksichtigen. Sowohl qualitative Unterschiede im Vergleich zu menschlich erstellten Inhalten als auch das reine Wissen um eine KI-Beteiligung kann die Wahrnehmung von Konsument:innen negativ beeinflussen. Bisherige Ergebnisse deuten jedenfalls darauf hin, dass wenn Menschen am Prozess beteiligt sind, sich mögliche negative Effekte auf die Wahrnehmung abschwächen lassen. In der Praxis werden Marketer:innen dabei möglicherweise vor die Herausforderung gestellt zwischen einem transparenten und ethisch verantwortungsvollen Umgang mit KI-Tools oder der intransparenten Verwendung zugunsten einer möglichst positiven Wahrnehmung abzuwägen. Aus diesem Grund werden folgende Hypothesen formuliert:

H3: Die (fälschliche) Angabe der KI-Quelle hat einen negativen Einfluss auf die Einstellung (affektiv, kognitiv) der Konsument:innen gegenüber dem Produkt bei (menschlich erstellten) KI-generierten Werbetexten und -bildern im Vergleich zur Nicht-Angabe.

H4: Die (fälschliche) Angabe der KI-Quelle hat einen negativen Einfluss auf die Kaufabsicht der Konsument:innen gegenüber dem Produkt bei (menschlich erstellten) KI-generierten Werbetexten und -bildern im Vergleich zur Nicht-Angabe.

3.2 Material/Instrumente

Um die Forschungsfrage nach dem Einfluss von KI-generierten Werbetexten und -bildern auf die Einstellung von Konsument:innen gegenüber dem beworbenen Produkt beantworten zu können, kommt ausgehend von der bestehenden Theorie ein quantitatives Forschungsdesign zum Einsatz. Ein quantitativer Zugang wurde gewählt, da die mit der Forschungsfrage in Verbindung stehenden Themen (Einstellungen von Konsument:innen sowie künstliche Intelligenz) sowie viele damit verbundene Zusammenhänge und Wirkungen bereits in zahlreichen Studien untersucht wurden und somit die Ableitung von Hypothesen möglich war (Bortz & Döring, 2006, S. 50 ff.).

Als Forschungsmethode wurde eine strukturierte Befragung mithilfe eines Online-Fragebogens gewählt, welcher unterschiedliche Skalen zur Erhebung der einzelnen Konstrukte beinhaltet. Die Querschnittsstudie wurde in Form einer experimentellen Vignettenstudie konzipiert, in welcher Teilnehmer:innen zufällig einer Vignette zugewiesen werden. Der Online-Fragebogen erlaubt die randomisierte Zuweisung der Fallvignetten mittels Urnenziehung, welche einen konkreten und realitätsnahen Stimulus in Bezug auf die Forschungsfrage darstellen und damit zur Validität der Ergebnisse beitragen (Dülmer, 2022, S. 1135).

Aus den Gruppen-Variablen über die unterschiedlichen Werbeinhalte des beworbenen Produkts (H1 und H2) sowie der Angabe über die KI-Quelle (H3 und H4) ergeben sich insgesamt vier verschiedene Fallvignetten welche als Stimulus dienen. Dazu zählen das Produkt mit menschlich erstelltem Werbetext und -bild sowie KI-generiertem Werbetext und -bild und jeweils beide Varianten mit einer (falschen) Angabe, dass die Inhalte mithilfe von KI erstellt wurden. Da zu Beginn des Fragebogens die Zuweisung der Teilnehmer:innen exakt zu einer dieser Vignetten erfolgt und alle im Anschluss durchgeführten Erhebungen eindeutig einer Gruppe zugeordnet werden können handelt es sich um eine unverbundene Stichprobe.

Zu Beginn des Online-Fragebogens wurde den Teilnehmer:innen eine Einleitung mit Informationen zur Umfrage dargestellt. Nach der Begrüßung wurde den Teilnehmer:innen das Thema der Umfrage mitgeteilt, sowie die Information angeführt, dass diese im Rahmen des Masterstudiums durchgeführt wird. Das Thema wurde beschrieben mit dem Interesse nach der Frage „wie sich Werbetexte und -bilder auf die Einstellung von Konsument:innen auswirken“. Um Teilnehmer:innen nicht im Vorhinein ungewollt in der Wahrnehmung der jeweiligen Stimuli zu beeinflussen wurde bei dieser Formulierung gezielt darauf verzichtet den Themenbereich der künstlichen Intelligenz zu erwähnen. Neben dem allgemeinen Hinweis zum Untersuchungsgegenstand wurde außerdem vorab

darüber informiert, dass Teilnehmer:innen für die Beantwortung der folgenden Fragen zunächst ein Produkt dargestellt bekommen. Zusätzlich wurde auf die ungefähre Dauer sowie den Zweck der Umfrage hingewiesen und angeführt, dass es bei den Antworten kein Richtig oder Falsch gibt, sondern nur die Einschätzung der Teilnehmer:innen wichtig ist. Abschließend wurde über die anonyme Erhebung der Daten informiert sowie eine Kontaktmöglichkeit bei Fragen zur Studie oder Interesse an den Ergebnissen angeführt. Diese Informationen sollen dazu beitragen die Richtlinien guter ethischer Forschung zu erfüllen und den Teilnehmer:innen eine informierte Einwilligung ermöglichen (Friedrichs, 2022, S. 349 ff.).

Auf der nachfolgenden Seite wurde noch einmal explizit auf die DSGVO-basierte Datenschutzerklärung hingewiesen und das Einverständnis dazu eingeholt (FI01). Dafür wurde ein Mindestalter der Teilnehmer:innen von 16 Jahren vorausgesetzt, Informationen zur anonymen Datenverarbeitung und den beteiligten Personen gegeben, sowie auf die Freiwilligkeit der Zustimmung hingewiesen. Bei fehlender Zustimmung wurden Teilnehmer:innen sofort zum Ende des Fragebogens weitergeleitet, ihnen für das Interesse zur Teilnahme gedankt und um die Weiterleitung des Fragebogens gebeten. Wurde der Datenschutzerklärung zugestimmt erfolgte eine Weiterleitung zum Hauptteil des Fragebogens. Dabei wurden die Teilnehmer:innen darüber informiert, dass auf der nächsten Seite eine Produktbeschreibung folgt, mit der Bitte diese aufmerksam durchzulesen.

In diesem Abschnitt wurde den Teilnehmer:innen randomisiert eine Fallvignette zugewiesen (FV05). Auf Basis dieser Zuweisung wurden entweder menschlich erstellte Werbeinhalte (1), KI-generierte Werbeinhalte (2), menschlich erstellte Werbeinhalte mit falscher Quellenangabe (3) oder KI-generierte Werbeinhalte mit Angabe der KI-Quelle (4) dargestellt. Um die Gruppen vergleichen zu können wurde bei den Fallvignetten 1 und 2 jeweils dasselbe Produkt mit unterschiedlichem Werbetext und -bild angezeigt. Die Fallvignetten 3 und 4 ergänzten die ersten zwei Vignetten jeweils um die Quellenangabe.

Als Produkt wurde eine elektrische Zahnbürste namens „RevoOne“ des Unternehmens „Revooth“ gewählt, da dieses neutrale Produkt alle Teilnehmer:innen unabhängig von ihrem Geschlecht gleichermaßen ansprechen sollte. Bei Produkt- und Markennamen handelte es sich um fiktive Namen damit etwaige bestehende Assoziationen zu existierenden Marken weitestgehend ausgeschlossen werden konnten. Für Fallvignette 1 und 3 wurde ein mit der Canon EOS 5DS R aufgenommenes Produktfoto von Goby (2019) verwendet, welches kostenlos im Rahmen der Unsplash Lizenz zur Verfügung steht. Der Schriftzug auf den Zahnbürsten des Originalfotos wurde entfernt und die schwarze Zahnbürste aufgehellt, um die Konturen besser darzustellen. Der dazugehörige Werbetext wurde unter Berücksichtigung der unterschiedlichen Einstellungskomponenten selbst

verfasst. So wurden in Zusammenhang mit der kognitiven Komponente sowohl Informationen in Bezug auf den utilitaristischen Wert des Produkts sowie dessen Funktionen angeführt als auch versucht die affektive Komponente durch Emotionen und Gefühle anzusprechen (Cervellon & Dubé, 2002, S. 346; Im et al., 2015, S. 168; Walten & Wiedmann, 2023, S. 640; Weinlich & Semerádová, 2022, S. 60). Es wurden unter anderem der Preis des Produkts und das „patentierte UV-Clean-System“ genannt sowie auf das „Lächeln“ am Beginn des Tages mit dem „Gefühl unvergleichlicher Frische und Sauberkeit“ hingewiesen.

Um die KI-generierten Fallvignetten im Sinne des experimentellen Designs vergleichbar zu gestalten, beinhalteten die Anweisungen an ChatGPT 4 und DALL-E 3 wichtige Informationen in Bezug auf das beworbene Produkt. Um das Bild zu generieren, wurde die Anweisung „Erstelle ein realistisches Produktfoto mit drei elektrischen Zahnbürsten in den Farben Schwarz, Weiß und Rosa.“ verwendet. Für den Werbetext wurde „Erstelle einen Werbetext mit maximal 225 Wörtern für die neue elektrische Zahnbürste "RevoOne" des österreichischen Unternehmens "Revooth". Versuche dabei die Emotionen der Konsumenten anzusprechen und erwähne das pantentierte UV-Clean-System gegen Bakterien, die nachhaltigen Materialien und die lange Akkulaufzeit. Das Produkt ist in den Farben Rosa, Schwarz und Weiß für einen Preis von 89,00 € erhältlich.“ verwendet. Die generierten Inhalte wurden im Sinne der Hypothesen unverändert übernommen.

Alle Fallvignetten nutzten dasselbe grafische Layout bestehend aus einer Überschrift mit Nennung des Produktnamens gefolgt von einem Bild (links) und Text (Rechts). Das Produktfoto der Vignetten 1 und 3 wurde abschließend auf dasselbe Format wie das KI-generierte Foto zugeschnitten, um die gleiche Größe der visuellen Stimuli sicherzustellen. Für die Vignetten 3 und 4 wurde die Quellenangabe unterhalb des Fotos ergänzt. Am Ende der Seite konnten Teilnehmer:innen die Befragung fortsetzen und zum ersten Fragenblock übergehen.

In diesem Block wurde die Einstellung der Konsument:innen gegenüber dem zuvor dargestellten Produkt erhoben. Dafür wurde ein semantisches Differenzial aus 19 verschiedenen Wortpaaren verwendet (ES01_01 bis ES01_19). Der Fragenblock wurde mit dem Text „Bitte denken Sie an das eben dargestellte Produkt und bewerten Sie dieses anhand der nachfolgenden Liste von gegenübergestellten Wortpaaren. Bitte antworten Sie spontan, es gibt keine richtigen oder falschen Antworten.“ eingeleitet. Die Wortpaare wurden passend zum Produkt in Anlehnung an Crites, Fabrigar & Petty (1994, S. 624) gebildet und lassen sich in die Teilbereiche 1) allgemeine Einstellung (ES01_01 bis ES01_04), 2) affektive Komponente (ES01_05 bis ES01_12) und 3) kognitive Komponente (ES01_13 bis ES01_19) untergliedern. Das Antwortformat war siebenstufig mit

den jeweiligen Wortpaaren als Beschriftung der entgegengesetzten Pole. Ein Beispiel dafür sind die Begriffe „negativ“ (1) bis „positiv“ (7). Die Erhebung dieser Daten ist notwendig, um das Konstrukt der Einstellung in Bezug auf die Hypothesen H1 und H3 auszuwerten.

Im folgenden Fragenblock wurde die Kaufabsicht der Konsument:innen erhoben (KA01_01 bis KA01_06) um die Hypothesen H2 und H4 beantworten zu können. Die Kaufabsicht steht im Zusammenhang mit dem tatsächlichen Verhalten der Konsument:innen und spiegelt damit die konative Einstellungskomponente wider (Meffert et al., 2024, S. 113). Zur Erfassung der Kaufabsicht wurden vier Items von Barber und Taylor (2013, S. 212) sowie zwei Items von Fan et al. (2024, S. 7) verwendet. Die Items wurden auf Deutsch übersetzt und mit „Bitte denken Sie an das eben dargestellte Produkt und gehen Sie davon aus, dass der genannte Preis keine Rolle spielt. Bitte geben Sie an, inwieweit folgende Aussagen zutreffen.“ eingeleitet. Der Hinweis bzgl. dem Preis wurde gegeben, damit Teilnehmer:innen bei ihren Antworten nicht nur einen eventuell als unangemessen empfundenen Preis in Bezug auf das Produkt oder ihre finanziellen Rahmenbedingungen berücksichtigen. Eine Beispielfrage lautet „Ich habe vor, dieses Produkt zu kaufen.“. Teilnehmer:innen konnten diese Items auf einer siebenstufigen Skala von „stimme gar nicht zu“ (1) bis „stimme völlig zu“ (7) bewerten. Zusätzlich gab es die Option „keine Angabe“ (-1) zu wählen um Teilnehmer:innen die Möglichkeit zu geben eine Frage auszulassen. Diese zusätzliche Antwortmöglichkeit soll außerdem dazu beitragen, dass die mittlere Antwortoption (4) auch eher einer neutralen Kaufabsicht anstatt einer Ausweichoption entspricht.

Danach wurden im abschließenden Fragenblock soziodemografische Merkmale erhoben um ein genaueres Verständnis der Ergebnisse in Bezug auf Unterschiede zwischen den Teilnehmer:innen zu ermöglichen. Die erhobenen Daten umfassen das Geschlecht (SD01), das Alter (SD02_01), die bisherige Erfahrung mit KI (SD03), den höchsten erreichten Bildungsabschluss (SD04) sowie das ungefähre monatliche Nettoeinkommen (SD05). Die Frage nach dem Geschlecht konnte mit „weiblich“ (1), „männlich“ (2), „divers“ (3) oder unter freier Angabe einer anderen Identifikation (4) beantwortet werden. Für die Angabe des Alters konnte eine ganze Zahl eingegeben werden. Die Antwortmöglichkeiten für das bisherige Nutzungsverhalten von Anwendungen mit künstlicher Intelligenz reichten von „Ich habe KI noch nie verwendet und auch keine Kenntnisse darüber“ (1) bis „Ich benutze KI täglich“ (5). Dabei wurde sowohl die Abkürzung „KI“ erklärt als auch ein Beispiel (ChatGPT) angeführt und die Möglichkeit geboten ein anderes Nutzungsverhalten in einem freien Textfeld anzugeben (6). Der höchste Bildungsabschluss konnte mit „Ich habe keinen Bildungsabschluss“ (1) bis „Hochschulabschluss/

Studiumsabschluss“ (6) oder unter freier Angabe eines anderen Schulabschlusses (7) beantwortet werden. Für die Erhebung des ungefähren monatlichen Nettoeinkommens wurde zuerst eine kurze Erklärung des Begriffs Nettoeinkommen dargestellt und anschließend Antwortmöglichkeiten von „Ich habe kein eigenes Einkommen“ (1) bis „3500 € oder mehr“ (6) angeführt. Zusätzlich konnte „Ich möchte darauf nicht antworten“ (7) angegeben werden. Abschließend gab es die Möglichkeit für Teilnehmer:innen Anmerkungen zur Befragung oder zum besseren Verständnis ihrer Antworten in einem freien Textfeld anzugeben (SD06_01). Die Beantwortung aller Fragen in diesem Fragenblock war optional und konnte für den Abschluss der Befragung ausgelassen werden (-9).

Auf der letzten Seite des Fragebogens wurde den Teilnehmer:innen für ihre Teilnahme gedankt und auf ihren wichtigen Beitrag zu dieser Studie hingewiesen. Neben dem Hinweis auf Kontaktmöglichkeiten wurde außerdem auf Möglichkeiten zum Teilen der Umfrage hingewiesen. Der ganze Fragebogen ist inklusive der vier unterschiedlichen Fallvignetten übersichtlich in Anhang A dargestellt. In Anhang B findet sich das dazugehörige Codebuch mit allen Items sowie den entsprechenden Antwortmöglichkeiten.

3.3 Vorbereitende Analysen

Um die in den Hypothesen erwähnten Konstrukte statistisch analysieren zu können müssen die zuvor beschriebenen einzelnen Items der jeweiligen Fragenblöcke zu Skalen zusammengefasst werden. In diesem Kapitel werden nachfolgend die durchgeführten Analysen zu jeder Skala genau beschrieben.

Um die Hypothesen H1 und H3 überprüfen zu können, sollen die Items ES01_01 bis ES01_19 analysiert und zur Skala „Einstellung“ zusammengefasst werden. Dafür wurden die einzelnen Items zuerst mithilfe einer deskriptiven Statistik in Bezug auf deren Mittelwert, Median, Standardabweichung sowie Schiefe überprüft. Eine Normalverteilung eines Items kann angenommen werden, wenn der jeweilige Mittelwert sowie Median annähernd gleich ist und die Schiefe einen Wert zwischen -1 und +1 aufweist. Die Schiefe gibt Auskunft über die Neigung der Verteilungskurve, wonach ein Wert von 0 einer symmetrischen Normalverteilung entsprechen würde. Eine negative Schiefe weist hingegen auf eine linksschiefe Verteilung (die Verteilungskurve ist auf der linken Seite flacher und rechts steiler) und eine positive Schiefe auf eine rechtsschiefe Verteilung hin (links steiler und rechts flacher). Zur besseren Beurteilung der Normalverteilung wurde zusätzlich die Visualisierung mithilfe von Histogrammen genutzt.

Die Mittelwerte und Mediane aller Items liegen relativ nah beieinander, jedoch weist das Item ES01_13 eine Schiefe von -1,57 auf. Aufgrund der linksschiefen Verteilung wurde das Item ES01_13 von den weiteren Analysen ausgeschlossen. Mit den verbleibenden

Items wurde anschließend eine explorative Faktorenanalyse mit Hauptkomponentenanalyse basierend auf dem Eigenwert größer als 1 und Rotationsart Varimax durchgeführt. Mithilfe der explorativen Faktorenanalyse werden die erhobenen Items auf gemeinsame dahinterliegende Faktoren überprüft. Die Höhe der Faktorladungen der einzelnen Items geben Auskunft darüber, inwieweit das jeweilige Item mit dem dahinterliegenden Faktor korreliert und somit zur Messung des Konstrukts geeignet ist (Bortz & Döring, 2006, S. 147). Insgesamt wurden 3 Faktoren extrahiert, welche eine kumulierte Varianz von 58,18 % erklären. Im dazugehörigen Screeplot war jedoch ein starker Abfall nach dem ersten Faktor ersichtlich, weshalb erneut eine konfirmatorische Berechnung auf einen Faktor durchgeführt wurde, welcher 43,29 % der Varianz erklärt. Da das Einstellungskonstrukt in diesem Fall eher breiter gefasst ist, sollten die einzelnen Faktorladungen zumindest über 0,4 liegen, um in die Skala aufgenommen zu werden. Das Item ES01_08 weist mit 0,51 die niedrigste Faktorladung auf, weshalb in einem nächsten Schritt mit allen verbleibenden Items eine Reliabilitätsanalyse durchgeführt wurde.

Die Reliabilitätsanalyse soll mithilfe von Cronbachs Alpha (α), als Maß für die Skalenhomogenität, dazu beitragen die interne Konsistenz der einzelnen Items zu überprüfen und in weiterer Folge eine hohe Messgenauigkeit sicherstellen (Bortz & Döring, 2006, S. 196 ff.). Ein α ab 0,8 (das Maximum ist 1) stellt dabei einen sehr guten Wert dar, wobei Streiner (2003, S. 101 ff.) darauf hinweist, dass auch die Anzahl der Items einen Einfluss auf die Höhe von α nehmen und Werte ab 0,9 ein Indiz für redundante Items sein können. Die Reliabilitätsanalyse ergab unter Berücksichtigung der hohen Anzahl an Items einen sehr guten α-Wert von 0,92 welcher sich durch Ausschluss einzelner Items nur unwesentlich um weniger als 0,01 verändern würde. Daher wurde aus allen verbleibenden Items die neue Skala „Einstellung“ gebildet. Die Skala Einstellung ist normalverteilt (M = 5,22, Md = 5,28, Sd = 0,7, Schiefe = -0,30) und inklusive aller Items übersichtlich in Tabelle 1 dargestellt.

Tabelle 1

Deskriptivstatistiken und Faktorladungen der Items zur Einstellung sowie Deskriptivstatistiken und Reliabilität der Skala „Einstellung“

Item	Frage / Wortpaar	M	Md	Sd	Schiefe	Faktor
ES01_01	negativ/positiv	5,69	6,00	1,03	-0,57	0,75
ES01_02	ablehnend/zustimmend	5,47	6,00	1,04	-0,69	0,73
ES01_03	schlecht/gut	5,70	6,00	1,03	-0,54	0,76
ES01_04	unerwünscht/erwünscht	5,29	5,00	1,14	-0,51	0,69
ES01_05	gehasst/geliebt	4,62	4,00	0,86	0,69	0,58

ES01_06	bedauernd/begeisternd	5,13	5,00	0,98	0,04	0,65
ES01_07	genervt/zufrieden	5,02	5,00	1,21	0,01	0,71
ES01_08	angespannt/ruhig	5,11	5,00	1,22	-0,05	0,51
ES01_09	langweilig/aufregend	4,23	4,00	1,21	0,07	0,56
ES01_10	verärgert/entspannt	5,03	5,00	1,03	0,40	0,64
ES01_11	abstoßend/akzeptiert	5,49	5,00	1,09	-0,19	0,67
ES01_12	traurig/erfreulich	5,15	5,00	1,03	0,18	0,68
ES01_13$_s$	nutzlos/nützlich	6,04	6,00	1,14	-1,57	
ES01_14	unklug/klug	5,34	5,00	1,10	-0,45	0,57
ES01_15	unsicher/sicher	5,16	5,00	1,10	0,11	0,57
ES01_16	schädlich/vorteilhaft	5,74	6,00	1,10	-0,60	0,79
ES01_17	wertlos/wertvoll	5,42	5,00	1,12	-0,36	0,74
ES01_18	unvollkommen/vollkommen	4,83	5,00	1,00	0,09	0,58
ES01_19	bedenklich/unbedenklich	5,58	6,00	1,17	-0,43	0,56
	Skala	M	Md	Sd	Schiefe	α
	Einstellung	5,22	5,28	0,70	-0,30	0,92

Anmerkungen. s bedeutet, dass das Item aufgrund der Schiefe ausgeschlossen wurde.

Weiters sollen die Items KA01_01 bis KA01_06 zur Skala „Kaufabsicht“ zusammengefasst werden, um damit die Hypothesen H2 und H4 testen zu können. Die einzelnen Items wurden daher in einem ersten Schritt wieder deskriptivstatistisch analysiert und hinsichtlich einer Normalverteilung überprüft. Die Mittelwerte und Mediane aller Items sind annähernd gleich groß. Davon weist das Item KA01_05 den niedrigsten Mittelwert (M = 3,97) und KA01_06 den höchsten (M = 5,24) auf. Vor allem die Items KA01_04 (Schiefe = -0,78) und KA01_06 (Schiefe = -0,88) zeigen eine stärkere linksschiefe Verteilung, werden aber in die weitere Analyse miteinbezogen, da diese innerhalb der Grenzwerte liegt.

Mit allen Items wurde eine explorative Faktorenanalyse mit Hauptkomponentenanalyse basierend auf dem Eigenwert größer als 1 und Rotationsart Varimax durchgeführt. In Übereinstimmung mit der eher engen Fassung des Konstrukts wurde insgesamt 1 dahinterliegender Faktor extrahiert, welche eine Varianz von 79,97 % erklärt. Da alle Items eine Faktorladung von mindestens 0,8 aufweisen und somit ausreichend hoch mit dem dahinterliegenden Faktor korrelieren, kann eine inhaltliche Übereinstimmung angenommen werden. Die anschließende Reliabilitätsanalyse ergab ein Cronbachs α von 0,95 und weist damit auf eine sehr hohe interne Konsistenz hin, welche sich durch Weglassen eines Items nur unwesentlich verändern würde.

Aus diesem Grund wurde aus den Mittelwerten aller sechs Items die neue Skala „Kaufabsicht“ gebildet. Um sicherzustellen, dass mögliche Verzerrungen minimiert werden, wurde bei der Skalenbildung berücksichtigt, dass Teilnehmer:innen die Möglichkeit hatten keine Angabe zu den Items zu machen, weshalb Datensätze mit fehlenden Werten (n = 13) nicht in die Berechnung miteinbezogen wurden. Die Skala Kaufabsicht ist normalverteilt (M = 4,70, Md = 5,08, Sd = 1,56, Schiefe = -0,49) und inklusive aller Items übersichtlich in Tabelle 2 dargestellt.

Tabelle 2

Deskriptivstatistiken und Faktorladungen der Items zur Kaufabsicht sowie Deskriptivstatistiken und Reliabilität der Skala „Kaufabsicht“

Item	Frage	M	Md	Sd	Schiefe	Faktor
KA01_01	Ich habe vor, dieses Produkt zu kaufen.	4,07	4,00	1,71	-0,22	0,92
KA01_02	Ich beabsichtige, dieses Produkt auszuprobieren.	4,75	5,00	1,80	-0,55	0,91
KA01_03	Ich würde den Kauf dieses Produkts in Betracht ziehen.	4,95	5,00	1,72	-0,68	0,93
KA01_04	Ich bin daran interessiert, dieses Produkt zu probieren.	5,05	5,00	1,73	-0,78	0,89
KA01_05	Die Wahrscheinlichkeit, dass ich dieses Produkt kaufe, ist sehr hoch.	3,97	4,00	1,79	-0,12	0,91
KA01_06	Wenn ich so ein Produkt kaufen würde, würde ich den Kauf des dargestellten Produkts in Betracht ziehen.	5,24	6,00	1,51	-0,88	0,80
Skala		M	Md	Sd	Schiefe	α
Kaufabsicht		4,70	5,08	1,56	-0,49	0,95

Mithilfe der gebildeten Skalen „Einstellung“ und „Kaufabsicht“ sowie den erhobenen und gebildeten kategorialen Variablen können in weiterer Folge die aufgestellten Hypothesen überprüft werden. Daher wird im weiteren Verlauf dieser Arbeit zunächst ein Überblick über die soziodemografischen Daten der Teilnehmer:innen gegeben. Danach wird näher auf die Durchführung der Untersuchung eingegangen, bevor die Ergebnisse in Kapitel 4 berichtet werden.

3.4 Untersuchungsteilnehmer:innen/Stichprobe

Bei der Stichprobe für diese Untersuchung handelt es sich um eine nicht-probabilistische Gelegenheitsstichprobe („convenience Sample“), welche alle Personen ab 16 Jahren einschließt (Döring & Bortz, 2016, S. 305). Aufgrund der für die Testung der Hypothesen notwendigen unterschiedlichen Gruppen wurde eine Stichprobengröße von mindestens 120 Teilnehmer:innen (30 pro Gruppe) angestrebt.

Der Fragebogen wurde von insgesamt 199 Personen gestartet, wovon 41 Teilnehmer:innen die Bearbeitung abgebrochen haben. Davon wurde die Befragung zwei Mal nach Darstellung der Datenschutzerklärung abgebrochen. Die meisten Abbrüche wurden mit insgesamt 19 Teilnehmer:innen im Zusammenhang mit der Darstellung der Fallvignette verzeichnet. Weitere 16 Teilnehmer:innen haben den Fragebogen auf der darauffolgenden Seite zur Erhebung der Einstellung abgebrochen. Schließlich wurden weitere vier Abbrüche bei der Erhebung der Kaufabsicht verzeichnet. Von den damit insgesamt verbleibenden 158 vollständig abgeschlossene Befragungen mussten sieben Datensätze zur Sicherung der Datenqualität ausgeschlossen werden. In fünf Fällen (CASE 220, 245, 301, 401, 525) wurde die Fallvignette weniger als fünf Sekunden lang angezeigt. In zwei weiteren Fällen (CASE 351, 532) betrug die Anzeigedauer der jeweiligen Vignette ebenfalls weniger als 10 Sekunden und zusätzlich wurden alle Items zur Einstellung durchgehend gleich bewertet. Aufgrund dieser Faktoren musste angenommen werden, dass die Betrachtung des Stimulusmaterials möglicherweise übersprungen und bzw. oder der Fragebogen mit mangelnder Sorgfalt abgeschlossen wurde. Insgesamt wurden somit 151 verbleibende Datensätze in die weitere Analyse eingeschlossen und für die Beantwortung der Hypothesen berücksichtigt.

Unter den Untersuchungsteilnehmer:innen befanden sich 93 Frauen (61,59 %), 57 Männer (37,75 %) und eine Person mit anderer Identifikation (0,66 %). Die Teilnehmer:innen waren im Durchschnitt 39,91 Jahre alt, wobei die jüngste Person ein Alter von 20 und die älteste Person ein Alter von 72 Jahren angegeben hat (M = 39,91, Sd = 11,08, Md = 38).

Bei der Frage ob die Teilnehmer:innen schon Erfahrung mit KI haben, gaben 10 Personen (6,62 %) an, Anwendungen mit KI noch nie verwendet und auch keine Kenntnisse darüber zu haben. Weitere 5 Teilnehmer:innen (3,31 %) haben KI zwar noch nicht verwendet, aber eine grundlegende Vorstellung darüber und 40 Personen (26,49 %) haben Anwendungen mit KI ausprobiert, nutzen diese aber selten. Mit 62 Personen (41,06 %) gab der Großteil der Befragten an, KI jede Woche zu benutzen. Eine tägliche Nutzung wurde von 31 Personen (20,53 %) angegeben. Zwei Teilnehmer:innen (1,32 %) gaben

mit „Ca einmal monatlich“ (CASE 291) und „Nicht regelmäßig, aber immer wieder mal.“ (CASE 297) an über ein anderes Nutzungsverhalten zu verfügen. Ein:e Teilnehmer:in (0,66 %) hat die Frage nicht beantwortet.

Eine Person (0,66 %) gab bei der Frage nach ihrem höchsten Bildungsabschluss an über einen Pflichtschulabschluss zu verfügen. Einen Lehrabschluss haben 17 Teilnehmer:innen (11,26 %) erreicht und 6 (3,97 %) weitere einen Abschluss einer mittleren Schule. Neben abgeschlossener Matura, Hochschulreife und Berufsreifeprüfung von 59 Personen (39,07 %), wurde von 67 Personen (44,37 %) am häufigsten ein Hochschul- und Studiumsabschluss angegeben. Ein:e Teilnehmer:in (0,66 %, CASE 288) gab mit „Meister“ einen anderen Bildungsabschluss an.

Drei Teilnehmer:innen (1,99 %) gaben an über kein eigenes monatliches Nettoeinkommen zu verfügen. Eine Person (0,66 %) verdiente weniger als 500 € und drei weitere (1,99 %) zwischen 500 bis unter 1500 €. Zwischen 1500 € bis unter 2500 € verdienten 39 (25,83 %) Personen. Das am häufigsten angegebene Nettoeinkommen beläuft sich bei 64 Teilnehmer:innen (42,38 %) auf 2500 € bis unter 3500 €. Ein Einkommen von mindestens 3500 € wurde von 21 Personen (13,91 %) angegeben, während 20 (13,25 %) auf diese Frage explizit nicht Antworten wollten.

Ein Überblick über die erhobenen soziodemografischen Daten der gesamten Stichprobe findet sich zusammengefasst in Tabelle 3.

Tabelle 3

Überblick über die soziodemografischen Daten der Teilnehmer:innen

Geschlecht	
Frauen	93 (61,59 %)
Männer	57 (37,75 %)
Andere Identifikation	1 (0,66 %)
Alter in Jahren	
Mittelwert (Standardabweichung)	39,91 (11,08)
Range	20 - 72
Erfahrung mit künstlicher Intelligenz	
KI noch nie verwendet, keine Kenntnisse darüber	10 (6,62 %)
KI noch nie verwendet, grundlegende Vorstellung	5 (3,31 %)
KI schon ausprobiert, seltene Nutzung	40 (26,49 %)
Wöchentliche Nutzung von KI	62 (41,06 %)
Tägliche Nutzung von KI	31 (20,53 %)
Anderes Nutzungsverhalten	2 (1,32 %)

Keine Angabe/Fehlend	1 (0,66 %)
Formale Bildung	
Pflichtschulabschluss	1 (0,66 %)
Lehrabschluss	17 (11,26 %)
Abschluss einer mittleren Schule	6 (3,97 %)
Matura, Hochschulreife oder Berufsreifeprüfung	59 (39,07 %)
Hochschulabschluss/Studiumsabschluss	67 (44,37 %)
Anderer Schulabschluss	1 (0,66 %)
Monatliches Nettoeinkommen in Euro	
Kein eigenes Einkommen	3 (1,99 %)
Weniger als 500 €	1 (0,66 %)
500 € bis unter 1500 €	3 (1,99 %)
1500 € bis unter 2500 €	39 (25,83 %)
2500 € bis unter 3500 €	64 (42,38 %)
3500 € oder mehr	21 (13,91 %)
Ich möchte darauf nicht antworten	20 (13,25 %)

Anmerkungen. Die angegebenen relativen Häufigkeiten in Bezug auf die Stichprobe (n = 151) wurden auf zwei Nachkommastellen gerundet.

3.5 Durchführung der empirischen Untersuchung

Der Fragebogen wurde mithilfe von SoSci Survey (2025) erstellt und den Teilnehmer:innen unter der Adresse www.soscisurvey.de/marketing2025/ während eines fünfwöchigen Umfragezeitraums zur Verfügung gestellt. Die Erhebung wurde am 27.01.2025 gestartet und der Fragebogen konnte bis inklusive 02.03.2025 aufgerufen und ausgefüllt werden.

Der Fragebogen wurde während des Umfragezeitraums sukzessive an Bekannte, Verwandte und Unternehmen per E-Mail gesendet sowie im Studiengang geteilt. Dafür wurde in zwei verschiedenen Umfrageforen des Studiengangs jeweils ein Thread am 02.02.2025 sowie am 10.02.2025 erstellt sowie am 21.02.2025 eine erneute Erinnerung veröffentlicht. Die stufenweise Verteilung sollte dazu beitragen eine möglichst große Menge an Teilnehmer:innen zu erreichen. In jedem Fall wurde angegeben, dass es sich um eine anonyme, ungefähr fünfminütige Umfrage zur Untersuchung der Auswirkungen von Werbetexten und -bildern auf die Einstellung von Konsument:innen handelt. Die Personen wurden gebeten den Fragebogen auszufüllen und wenn möglich weiterzuleiten.

Alle Seiten des Fragebogens, deren Inhalte und Reihenfolge sowie die Randomisierung der Fallvignetten wurden über den Online-Editor eingestellt. Die Bilder für die Fallvignetten wurden über den Editor hochgeladen und das zweispaltige Layout mithilfe von HTML-Code erstellt. Für die Randomisierung wurde je Vignette ein Zettel mit einer eindeutig zugewiesenen Nummer im Sinne einer Urnenziehung erstellt. Für alle Teilnehmer:innen die im Fragebogen die Seite des Stimulusmaterials erreicht haben, wurde ein Zettel mithilfe eines Zufallsgenerators gezogen. Anhand dieser Nummer wurde mithilfe von PHP-Code die jeweilige Fallvignette dargestellt. Durch jeden weiteren Aufruf wurde die Urne damit sukzessive geleert und nach Ziehung aller Zettel wieder befüllt. Es fand eine gleichverteilte Urnenziehung ohne zurücklegen statt, weshalb alle Gruppen annähernd die gleiche Größe erreichen sollten (abhängig von etwaigen Abbrüchen nach Ziehung eines Zettels). Die experimentelle Vignettenstudie entspricht einem Between-Subjects-Design da alle Teilnehmer:innen nur einer Fallvignette zugewiesen wurden und die Gruppen damit voneinander unabhängig sind.

Aus allen Datensätzen (n = 151) wurden 37 Teilnehmer:innen (24,50 %) randomisiert der Fallvignette mit menschlich erstellten Werbeinhalten und je 38 Teilnehmer:innen (25,17 %) einer der anderen drei Fallvignetten zugeordnet. Die Bearbeitungszeit des Fragebogens betrug im Durchschnitt ungefähr 3,45 Minuten, mit einer minimalen Bearbeitungsdauer von 1,55 Minuten und einem maximalen Zeitaufwand von 6,33 Minuten (M = 207,24 Sekunden, Sd = 58,88, Md = 202). Die vollständige Analyse der erhobenen Daten erfolgte mithilfe von SPSS Version 29.

4 Ergebnisse

In diesem Kapitel werden die Ergebnisse der empirischen Untersuchung dargestellt und die aufgestellten Hypothesen beantwortet.

In Hypothese 1 wurde angenommen, dass es keinen Unterschied in der Einstellung von Konsument:innen gegenüber dem beworbenen Produkt bei KI-generierten Werbetexten und -bildern im Vergleich zu menschlich erstellten Werbetexten und -bildern gibt. Dabei ist die Einstellung die abhängige Variable und die zwei Gruppen werden anhand der Fallvignette 1 und 2 (FV05) als unabhängige Variable gebildet. Zur Analyse wurde ein t-Test für unabhängige Stichproben verwendet und auf zweiseitige Signifikanz überprüft. Eine mögliche Effektstärke kann zudem mittels Cohen´s d bewertet werden. Nach Cohen (1992, S. 156 f.) besteht bei d > 0,2 ein schwacher, bei d > 0,5 ein mittlerer und bei d > 0,8 ein starker Effekt.

Neben der Normalverteilung der abhängigen Variable ist die Homogenität der Varianzen beider Gruppen eine weitere Voraussetzung für den t-Test. Der Levene-Test prüft auf Varianzgleichheit zwischen den Gruppen und würde im Falle eines signifikanten Ergebnisses auf ungleiche Varianzen hindeuten. Der Levene-Test ist bei einem getesteten Signifikanzniveau von 0,05 nicht signifikant (p = 0,75), weshalb eine Homogenität der Varianzen beider Gruppen angenommen werden kann.

Der t-Test zeigt einen schwachen, aber nicht signifikanten Unterschied (t(73) = -1,24, p = 0,22, d = -0,29) in der Einstellung der Konsument:innen gegenüber dem beworbenen Produkt bei menschlich erstellten Werbeinhalten (M = 5,14, Sd = 0,69) im Vergleich zu KI-generierten Werbeinhalten (M = 5,35, Sd = 0,78).

Hypothese 1 kann daher angenommen werden. Die Ergebnisse sind nochmals übersichtlich in Tabelle 4 dargestellt.

Tabelle 4

Unterschiede in der Einstellung bei menschlich erstellten und KI-generierten Werbeinhalten

	Skala Einstellung			t-Test (Varianzhomogenität)			
Gruppe	n	M	Sd	T	df	p	d
Menschlich erstellte Werbetexte und -bilder	37	5,14	0,69	-1,24	73	0,22	-0,29
KI-generierte Werbetexte und -bilder	38	5,35	0,78				

In Hypothese 2 wurde angenommen, dass es keinen Unterschied in der Kaufabsicht von Konsument:innen gegenüber dem beworbenen Produkt bei KI-generierten Werbetexten und -bildern im Vergleich zu menschlich erstellten Werbetexten und -bildern gibt. Zur Analyse wurde erneut ein t-Test für unabhängige Stichproben mit der Kaufabsicht als abhängige Variable und den Fallvignetten 1 und 2 (FV05) als unabhängige Gruppenvariable durchgeführt. Der Levene-Test auf Varianzgleichheit weist auf eine Homogenität der Varianzen beider Gruppen (p = 0,52) hin.

Der t-Test zeigt keinen signifikanten Unterschied (t(64) = -0,33, p = 0,74, d = -0,08) in der Kaufabsicht der Konsument:innen gegenüber dem beworbenen Produkt bei menschlich erstellten Werbeinhalten (M = 4,53, Sd = 1,54) im Vergleich zu KI-generierten Werbeinhalten (M = 4,67, Sd = 1,70).

Hypothese 2 kann daher angenommen werden. Die Ergebnisse sind nochmals übersichtlich in Tabelle 5 dargestellt.

Tabelle 5

Unterschiede in der Kaufabsicht bei menschlich erstellten und KI-generierten Werbeinhalten

	Skala Kaufabsicht			t-Test (Varianzhomogenität)			
Gruppe	n	M	Sd	T	df	p	d
Menschlich erstellte Werbetexte und -bilder	30	4,53	1,54	-0,33	64	0,74	-0,08
KI-generierte Werbetexte und -bilder	36	4,67	1,70				

In Hypothese 3 wurde angenommen, dass sich die (fälschliche) Angabe der KI-Quelle negativ auf die Einstellung der Konsument:innen gegenüber dem Produkt bei (menschlich erstellten) KI-generierten Werbeinhalten im Vergleich zur Nicht-Angabe auswirkt. Um diese Hypothese überprüfen zu können muss die Einstellung als abhängige Variable einmal in Verbindung mit den Fallvignetten 1 und 3 und einmal mit den Fallvignetten 2 und 4 als unabhängige Gruppenvariablen (FV05) überprüft werden. Mithilfe der Fallvignetten 1 und 3 werden menschlich erstellte Werbeinhalte sowohl ohne Quellenangabe als auch mit falscher Angabe einer KI-Quelle verglichen. Mit Fallvignetten 2 und 4 werden jeweils KI-generierte Werbeinhalte ohne und mit Quellenangabe verglichen. Da in der Hypothese bereits ein negativer Einfluss angenommen wird und es sich damit um eine gerichtete Hypothese handelt, wird mithilfe des t-Tests für unabhängige Stichproben auf einseitige Signifikanz überprüft.

Der Levene-Test auf Varianzgleichheit ist sowohl bei den zwei Gruppen mit menschlich erstellten Werbeinhalten ($p = 0,53$) als auch bei den zwei Gruppen mit KI-generierten Inhalten ($p = 0,43$) nicht signifikant, weshalb jeweils eine Homogenität der Varianzen angenommen werden kann.

Bei menschlich erstellten Werbeinhalten zeigt sich trotz fälschlicher Angabe einer KI-Quelle ($M = 5,16$, $Sd = 0,67$) kein signifikanter Unterschied in der Einstellung der Konsument:innen gegenüber dem beworbenen Produkt ($t(73) = -0,15$, $p = 0,44$, $d = -0,03$) im Vergleich zur Nicht-Angabe ($M = 5,14$, $Sd = 0,69$).

Auch bei KI-generierten Werbeinhalten zeigt sich trotz Angabe der KI-Quelle ($M = 5,25$, $Sd = 0,68$) kein signifikanter Unterschied in der Einstellung der Konsument:innen gegenüber dem beworbenen Produkt ($t(74) = 0,58$, $p = 0,28$, $d = 0,13$) im Vergleich zur Nicht-Angabe ($M = 5,35$, $Sd = 0,78$).

Dementsprechend muss Hypothese 3 verworfen werden. Die Ergebnisse sind nochmals übersichtlich in Tabelle 6 dargestellt.

Tabelle 6

Unterschiede in der Einstellung bei (falscher) Angabe einer KI-Quelle

	Skala Einstellung			t-Test (Varianzhomogenität)			
Gruppe	n	M	Sd	T	df	p	d
Menschlich erstellte Werbetexte und -bilder	37	5,14	0,69	-0,15	73	0,44	-0,03
Menschlich erstellte Werbetexte und -bilder mit falscher Quellenangabe	38	5,16	0,67				
KI-generierte Werbetexte und -bilder	38	5,35	0,78	0,58	74	0,28	0,13
KI-generierte Werbetexte und -bilder mit Quellenangabe	38	5,25	0,68				

Analog zu Hypothese 3 wurde in Hypothese 4 angenommen, dass sich die (fälschliche) Angabe der KI-Quelle negativ auf die Kaufabsicht der Konsument:innen gegenüber dem Produkt bei (menschlich erstellten) KI-generierten Werbeinhalten im Vergleich zur Nicht-Angabe auswirkt. Demnach wurde die Kaufabsicht als abhängige Variable sowohl mit den Fallvignetten 1 und 3 als auch mit den Fallvignetten 2 und 4 als unabhängige Gruppenvariablen (FV05) mithilfe eines t-Tests überprüft. Aufgrund des nicht signifikanten Levene-Tests kann für die Gruppen mit menschlich erstellten Werbeinhalten ($p = 0,84$) und auch für jene mit KI-erstellten Werbeinhalten ($p = 0,29$) Varianzhomogenität angenommen werden.

Die Angabe einer falschen KI-Quelle ($M = 4,50$, $Sd = 1,52$) führt bei menschlich erstellten Werbeinhalten zu keinem signifikanten Unterschied in der Kaufabsicht der Konsument:innen gegenüber dem beworbenen Produkt ($t(64) = 0,09$, $p = 0,47$, $d = 0,02$) im Vergleich zur Nicht-Angabe ($M = 4,53$, $Sd = 1,54$).

Die Angabe der KI-Quelle ($M = 5,07$, $Sd = 1,44$) führt auch bei KI-generierten Werbeinhalten zu keinem signifikanten Unterschied in der Kaufabsicht der Konsument:innen gegenüber dem beworbenen Produkt ($t(70) = -1,08$, $p = 0,14$, $d = -0,26$) im Vergleich zur Nicht-Angabe ($M = 4,67$, $Sd = 1,70$).

Hypothese 4 muss demnach verworfen werden. Die Ergebnisse sind nochmals übersichtlich in Tabelle 7 dargestellt.

Tabelle 7

Unterschiede in der Kaufabsicht bei (falscher) Angabe einer KI-Quelle

	Skala Kaufabsicht			t-Test (Varianzhomogenität)			
Gruppe	n	M	Sd	T	df	p	d
Menschlich erstellte Werbetexte und -bilder	30	4,53	1,54	0,09	64	0,47	0,02
Menschlich erstellte Werbetexte und -bilder mit falscher Quellenangabe	36	4,50	1,52				
KI-generierte Werbetexte und -bilder	36	4,67	1,70	-1,08	70	0,14	-0,26
KI-generierte Werbetexte und -bilder mit Quellenangabe	36	5,07	1,44				

Die berichteten Ergebnisse werden unter Berücksichtigung der bestehenden wissenschaftlichen Literatur ausführlich im nächsten Kapitel diskutiert sowie deren Bedeutung für die wissenschaftliche Forschung und Praxis aufgezeigt.

5 Diskussion und Ausblick

Seit der Veröffentlichung von ChatGPT im Jahr 2022 ist es zu einem enormen Anstieg in der Wahrnehmung von Anwendungen mit künstlicher Intelligenz und den damit verbundenen Möglichkeiten in der breiten Öffentlichkeit gekommen (Sætra, 2023, S. 2). Die wissenschaftliche Forschung zu künstlicher Intelligenz geht dabei bereits bis in die 1950er Jahre zurück, verzeichnet jedoch insbesondere seit dem Jahr 2020 einen sehr starken Anstieg an Publikationen zu KI in den Bereichen Marketing und Psychologie (Haenlein & Kaplan, 2019, S. 5; Mariani et al., 2022, S. 758). Der freie und einfache Zugang zu ChatGPT hat scheinbar jedenfalls dazu beigetragen, dass auch Unternehmen verstärkt Interesse an dieser Technologie und dem Einsatz in der Praxis gezeigt haben. Für den Zeitraum von 2023 bis 2026 wurde prognostiziert, dass sich der Einsatz von KI in Unternehmen von weniger als 5 % auf mehr als 80 % vervielfachen wird (Gartner Inc., 2023).

Vor allem für Marketer:innen haben Anwendungen mit künstlicher Intelligenz eine hohe Relevanz und dabei das Potenzial den gesamten Marketing-Mix zu beeinflussen (Ngai & Wu, 2022, S. 36 ff.; Statista Research Department, 2024). Aufgrund sogenannter Large Language Models können Marketer:innen die eigene natürliche Sprache verwenden um mithilfe von Anwendungen wie ChatGPT neue Text- und Bildinhalte zu

generieren (Sætra, 2023, S. 2; Zahid et al., 2024, S. 1 ff.). Sowohl Werbetexte als auch -bilder können sich jedoch signifikant auf die Einstellung von Konsument:innen auswirken, welche in weiterer Folge einen wesentlichen Einfluss auf das Kaufverhalten, die Kund:innenbindung und den Markenwert hat (Ahn & Back, 2018, S. 449 f.; Kim & Lennon, 2008, S. 166).

Aufgrund der hohen Relevanz von KI sowie der Einstellung von Konsument:innen in der Forschung und Praxis hat sich diese Arbeit mit der Frage beschäftigt, welchen Einfluss KI-generierte Werbetexte und -bilder auf die Einstellung von Konsument:innen gegenüber dem beworbenen Produkt haben. Zur Beantwortung der Forschungsfrage wurde eine quantitative Online-Befragung in Form einer experimentellen Vignettenstudie durchgeführt, um mithilfe realitätsnaher Stimuli die Validität der Ergebnisse zu erhöhen (Dülmer, 2022, S. 1135).

Die Ergebnisse bestätigten die Hypothesen, dass es keine signifikanten Unterschiede in der Einstellung (H1, siehe Tabelle 4) und der Kaufabsicht (H2, siehe Tabelle 5) von Konsument:innen gegenüber dem beworbenen Produkt bei KI-generierten Werbetexten und -bildern im Vergleich zu menschlich erstellen Werbetexten und -bildern gibt.

Zudem wurde aufgrund der bestehenden Literatur erwartet, dass sich die Angabe von KI als Quelle negativ auf die Einstellung (H3) sowie auf die Kaufabsicht (H4) von Konsument:innen gegenüber dem beworbenen Produkt im Vergleich zur Nicht-Angabe auswirkt. Entgegen dieser Annahme zeigten die Ergebnisse keine signifikanten Unterschiede in der Einstellung (siehe Tabelle 6) und der Kaufabsicht (siehe Tabelle 7) der Konsument:innen.

Zusammenfassend kann die Forschungsfrage demnach dahingehend beantwortet werden, dass KI-generierte Werbetexte und -bilder die Einstellung von Konsument:innen in gleicher Weise wie menschlich erstellte Werbeinhalte beeinflussen. Das bedeutet, dass Marketer:innen Anwendungen mit generativer KI verwenden können, um den Erstellungsprozess anzureichern ohne negative Auswirkungen auf die Konsument:innen befürchten zu müssen. Zusätzlich kann in diesem Fall auch offengelegt werden, dass KI verwendet wurde um ein höheres Maß an Transparenz sowie einen ethisch verantwortungsvollen Umgang mit dieser Technologie zu gewährleisten.

Nachfolgend werden sowohl die Ergebnisse in Bezug auf den Einfluss der Werbeinhalte als auch der Offenlegung der Quelle kritisch betrachtet, um damit im Sinne der Zielsetzung dieser Arbeit den Beitrag zur wissenschaftlichen Forschung hervorzuheben und Anregungen für zukünftige Arbeiten zu geben sowie praktische Implikationen aufzuzeigen. Abschließend wird auf die Limitationen dieser Arbeit eingegangen.

5.1 Die Auswirkungen KI-generierter Werbeinhalte

Die nicht vorhandenen Unterschiede in der Wahrnehmung der Werbeinhalte haben eine wesentliche Bedeutung für die Forschung als auch Praxis. Erst seitdem generative KI über Chatbots wie ChatGPT allgemein leicht zugänglich wurde, besteht für Personen (und im Kontext dieser Arbeit speziell für Marketer:innen) auch ohne ein tiefergehendes technisches Know-How die Möglichkeit diese Technologie einfach in bestehende Prozesse integrieren zu können. Dabei ist es wichtig zu beachten, dass sich die Erkenntnisse bestehender wissenschaftlicher Literatur in diesem Zusammenhang immer nur auf das zu diesem Zeitpunkt untersuchte Sprachmodell beziehen und andere (neuere) Modelle meist wesentliche Unterschiede in der Qualität der generierten Inhalte aufweisen. So war das Sprachmodell GPT-3 bereits ungefähr 100 Mal größer in Bezug auf die verwendeten Parameter und Trainingsdatensätze als das Vorgängermodell GPT-2 und wurde selbst wiederum von GPT-4 im Jahr 2023 abgelöst (Zahid et al., 2024, S. 2). Da generative KI demnach erst seit wenigen Jahren ein Niveau erreichte, welches den Einsatz für die Erstellung von verbalen und visuellen Werbeinhalten ermöglichte, ist es wichtig, dass auch etwaige damit verbundene Auswirkungen auf die Wahrnehmung der Konsument:innen untersucht werden. Die Ergebnisse dieser Arbeit zeigten, dass sich der Status Quo, wonach Werbeinhalte aufgrund von fehlenden, qualitativ mindestens gleichwertigen Alternativen bisher nur von Menschen erstellt werden konnten, geändert hat. Nicht nur große Unternehmen mit eigenen Marketingabteilungen, sondern auch kleine und mittlere Unternehmen können dementsprechend mithilfe von generativer KI, effektive Werbeinhalte erstellen.

Die Ergebnisse tragen jedoch auch dazu bei, den hohen Grad an Komplexität in Bezug auf die Einstellung der Konsument:innen gegenüber den beworbenen Produkten hervorzuheben und unterstreichen die Wichtigkeit einer differenzierten Betrachtung. Mithilfe der bestehenden Literatur ist es möglich diese Ergebnisse ausgehend von zwei verschiedenen Richtungen zu interpretieren und einzuordnen. Es geht einerseits darum, dass KI-generierte Inhalte qualitativ zu menschlich erstellten Inhalten aufgeschlossen haben, jedoch andererseits (noch) keine zwingend besseren Ergebnisse erzielen müssen und die Expertise von Marketer:innen deshalb entscheidend bleibt.

Ausgehend von der ersten Betrachtungsweise finden sich in der Literatur mehrere mögliche Erklärungen, warum KI-generierte Werbeinhalte mittlerweile nicht mehr schlechter sind, sondern einen gleich starken Effekt auf die Einstellung der Konsument:innen wie menschlich erstellte Inhalte erzielen können. Dieser Fortschritt könnte demnach vor allem mit der verbesserten Qualität der Sprachmodelle zusammenhängen, aber auch in Verbindung mit dem Grad der Zusammenarbeit zwischen Marketer:innen und KI stehen.

Jakesch et al. (2023, S. 2 ff.) sowie Köbis und Mossink (2021, S. 4 ff.) konnten zeigen, dass Menschen nicht mehr zuverlässig beurteilen können ob Texte von KI generiert wurden. Auch für visuelle Inhalte konnte diese Ununterscheidbarkeit in Studien von Nightingale und Farid (2022, S. 2) sowie Miller et al. (2023, S. 1397 f.) nachgewiesen werden, wonach generierte Bilder hochgradig fotorealistisch wirken können. Bei der Produktpräsentation können sich Informationen von sowohl verbalen als auch visuellen Werbeinhalten signifikant auf die Einstellung von Konsument:innen und deren Kaufabsicht auswirken (Kim & Lennon, 2008, S. 166). Einen starken Einfluss hat demnach die Qualität dieser Informationen, welche sich aus Aspekten wie Aktualität, Korrektheit, Glaubwürdigkeit und Nützlichkeit zusammensetzt (Zhao et al., 2024, S. 591 f.). Marketer:innen die KI als Anreicherung ihrer Arbeitsprozesse nutzen (HITL, „humans-in-the-loop“), sollten die Effektivität der generierten Werbeinhalte somit aufgrund ihrer Expertise erhöhen können (Davenport et al., 2020, S. 39; Reisenbichler et al., 2022, S. 450; Wu et al., 2025, S. 1090). Das bedeutet, dass Marketer:innen die notwendigen Aspekte zur Sicherstellung einer hohen Informationsqualität kontrollieren und in weiterer Folge etwaige bestehende Schwächen der Sprachmodelle ausgleichen können. Zu diesen Schwächen zählen unter anderem eine unzureichende Genauigkeit oder auch eine mögliche mangelnde Korrektheit der Informationen aufgrund von fehlenden Trainingsdaten (Zahid et al., 2024, S. 3).

In Übereinstimmung mit der Definition von HITL von Köbis und Mossink (2021, S. 3) kann auch die Gestaltung der Fallvignetten für das experimentelle Design der durchgeführten Untersuchung in dieser Arbeit dem HITL-Ansatz zugeordnet werden. So wurden die von ChatGPT erstellten Werbeinhalte wie im Kapitel 3.2 „Material/Instrumente“ beschrieben basierend auf zuvor festgelegten Eckdaten erstellt. Die darin enthaltenen Fakten wie beispielsweise das „UV-Clean-System“ (einem System zur Desinfektion mit UV-Licht) oder der österreichische Firmenstandort sollten zu einer höheren Informationsqualität in den Dimensionen Glaubwürdigkeit und Nützlichkeit führen. Die Vorgabe solcher Informationen und die anschließende Kontrolle können demnach vor allem dazu beitragen, mögliche Schwächen von KI-Modellen auszugleichen und generierte Inhalte qualitativ auf dasselbe Niveau wie jenes von manuell erstellten Texten zu bringen.

Andererseits müssen die Ergebnisse auch aus einer anderen Richtung betrachtet werden, wonach die KI-generierten Werbeinhalte zwar den gleichen Effekt auf die Einstellung erzielen können, jedoch auch nicht zwingend besser als menschlich erstellte Werbeinhalte sind. Das heißt, dass zwar ein Vorteil in Bezug auf die Effizienz, jedoch nicht unbedingt bezogen auf die Effektivität entstehen muss.

Obwohl Personen Schwierigkeiten haben zwischen generierten und menschlich erstellten Inhalten zu unterscheiden, ist es dennoch möglich, dass diese zumindest unbewusst eine leichte Präferenz für menschliche Werbeinhalte aufweisen. So kann bei Bildern unter anderem das abgebildete Motiv dazu beitragen, dass reale Fotos von Konsument:innen bevorzugt werden (Califano & Spence, 2024, S. 7 f.). In Bezug auf Kreativität, einem wichtigen Aspekt im Kampf um die Aufmerksamkeit der Konsument:innen, zeigte sich, dass Texte von sowohl ungeübten Schreiber:innen als auch professionellen Verfasser:innen gegenüber den generierten Gegenstücken präferiert wurden (Köbis & Mossink, 2021, S. 8). Ein weiterer wichtiger Aspekt, welcher in Verbindung mit Kreativität steht, ist Humor. Die humorvollsten Inhalte wurden auch bei einem direkten Vergleich mit dem aktuellen KI-Modell GPT-4 noch von Menschen erstellt (Wu et al., 2025, S. 1087 ff.). Die insgesamt kreativsten Inhalte wurden in der Untersuchung von Wu et al. (2025, S. 1090) auch nicht von KI alleine (HOTL, „humans-out-the-loop“), sondern von Personen mithilfe von KI erstellt (HITL).

Abhängig vom betrachteten Motiv der Bilder, der Art des verfassten Textes und dem allgemeinen Kontext, in dem diese Inhalte wahrgenommen werden, ergeben sich demnach sowohl Vor- als auch Nachteile. Ein wesentlicher Grund dafür könnte sein, dass generierte Inhalte der Sprachmodelle anhand eines Durchschnitts bestehender Daten erstellt werden. So können KI-generierte Gesichter von Personen aufgrund ihrer stärkeren Durchschnittlichkeit zwar ein höheres Maß an Vertrauenswürdigkeit vermitteln, aber andererseits auch eine mögliche Zunahme an Kreativität der Inhalte längerfristig zu einer Reduktion von Originalität und Einzigartigkeit führen (Doshi & Hauser, 2024, S. 7; Nightingale & Farid, 2022, S. 2). Dabei weisen Doshi und Hauser (2024, S. 7) auch auf ein mögliches soziales Dilemma hin, wonach das Bewusstsein einzelner Autor:innen, dass KI zu insgesamt kreativeren Inhalten beitragen kann, zu einer Zunahme in der Nutzung dieser Technologie führt und damit in weiterer Folge zu einer stärkeren allgemeinen Ähnlichkeit dieser Inhalte beiträgt. Der Grad indem Marketer:innen bei der Inhaltserstellung mitwirken scheint demnach vor allem im Gegensatz zu einer HOTL-Anwendung entscheidend, um Konsument:innen mit neuen Ideen zu begeistern.

Besonders beachtet werden müssen die Ergebnisse von Hartmann et al. (2025, S. 17 ff.) welche eine der wenigen aktuell verfügbaren Studien durchführten die sich mit KI-generierten Bildern und der Wahrnehmung von Konsument:innen direkt im Marketing-Kontext beschäftigte. Die Autor:innen verwendeten sieben verschiedene sowie aktuelle KI-Modelle zur Generierung visueller Werbeinhalte (unter anderem DALL-E 3) welche zwischen Oktober 2023 und Februar 2024 veröffentlicht wurden (Hartmann et al., 2025, S. 14). Dabei konnte gezeigt werden, dass die Qualität der generierten Bilder zwischen

den verschiedenen KI-Modellen stark variiert und damit nicht zwingend besser als ein von Menschen erstelltes Bild sein muss (Hartmann et al., 2025, S. 18 ff.). Generierte Bilder von DALL-E 3 wurden jedoch im Vergleich mit menschlich erstellten Bildern signifikant höherwertig in Bezug auf die Qualität wahrgenommen, übertrafen diese als einziges Modell in der Kreativität und wirkten sich positiver auf die Einstellung gegenüber dem Werbebild aus (Hartmann et al., 2025, S. 21 ff.). Auch in der vorliegenden Arbeit wurde DALL-E 3 zur Generierung des Produktfotos (elektrische Zahnbürsten in drei Farben) für die KI-Fallvignetten verwendet, weshalb eine entsprechend gute Qualität und Wirkung des visuellen Stimulus angenommen werden konnte.

Warum die Ergebnisse dieser Arbeit dennoch keinen signifikanten Unterschied aufzeigen, könnte unter anderem damit zusammenhängen, dass weder verbale noch visuelle Inhalte isoliert betrachtet wurden, sondern die Inhalte nebeneinander präsentiert und gemeinsam wahrgenommen wurden. Die genannten Stärken und Schwächen einzelner KI-Modelle, bezogen auf unterschiedliche Aspekte je nach Art des generierten Werbeinhalts, können demnach ganzheitlich betrachtet zu einer ähnlichen Evaluierung der Einstellung gegenüber dem beworbenen Produkt im Vergleich zu menschlich erstellten Inhalten führen.

Anhand der wissenschaftlichen Theorie könnten diese fehlenden Unterschiede mithilfe der Theorie der dualen Kodierung erklärt werden, wonach sowohl verbale als auch visuelle Inhalte bei der Informationsvermittlung bedeutend sind (Kim, 2019, S. 363). Aber auch das ELM bietet eine mögliche Erklärung zur Bildung einer ähnlichen Einstellung, da Informationen abhängig von der subjektiv wahrgenommenen Relevanz als Argumente oder Hinweise auf zentralen oder peripheren Weg verarbeitet werden (Petty & Cacioppo, 1986, S. 132 ff.). Wird zusätzlich die von Kitchen et al. (2014, S. 2039 f.) angeführte Kritik am ELM berücksichtigt, wonach die Informationsverarbeitung simultan anhand beider Prozesse stattfindet, wäre das ein weiteres Indiz dafür weshalb die Ergebnisse einer gemeinsamen Betrachtung visueller und verbaler Inhalte von einer isolierten Bewertung abweichen. Die kognitive Verarbeitung von Produktinformationen steht demnach auch in Verbindung mit affektiven Prozessen und kann die Gesamtbewertung beeinflussen (Morris et al., 2005, S. 92 f.). Einerseits erhöht die gleichzeitige Darstellung von visuellen und verbalen Werbeinhalten somit die Anzahl an verfügbaren Informationen im Vergleich zur einzelnen Betrachtung und andererseits können interpersonelle Unterschiede in der subjektiven Gewichtung dieser Informationen zu einer anderen Bewertung führen.

Für zukünftige Forschungsarbeiten wäre es demnach interessant speziell die Kombination verschiedener Arten von KI-generierten Werbeinhalten zu untersuchen, um

mögliche Wechselwirkungen im Einfluss auf die Einstellung zu identifizieren. Da in der Marketingpraxis oft Texte, Bilder oder Videos kombiniert werden, könnte diese Forschungsanregung vor allem unter Berücksichtigung der verschiedenen Kaufentscheidungsarten (extensiv, impulsiv, limitiert, habitualisiert) dazu beitragen die Empfehlungen zu konkretisieren. Weiters sollte vor allem mit Blick auf neuere (bessere) KI-Modelle der Grad an Automation stärker mitberücksichtigt werden, um etwaige Unterschiede zwischen HITL und HOTL-Ansätzen aufzuzeigen.

Abschließend lassen sich in diesem Zusammenhang auch praktische Implikationen aus den Ergebnissen dieser Arbeit ableiten. Da es keine Unterschiede in der Einstellung gegenüber den Werbeinhalten gibt, können Marketer:innen generative KI verwenden, um ihre Erstellungsprozesse anzureichern. Dadurch ergeben sich vor allem auch Chancen für kleinere Unternehmen und Agenturen, da die erhöhte Effizienz jedenfalls zur Kostensenkung beiträgt. Dabei sollte unbedingt die Wahl eines geeigneten KI-Modells für die jeweiligen Zwecke beachtet werden. Außerdem ist zu berücksichtigen, dass die Expertise von Marketer:innen weiterhin entscheidend ist und dazu beiträgt, dass Werbeinhalte an Originalität gewinnen, sich damit von Wettbewerber:innen abheben und durch Übereinstimmung mit den Markenwerten zu einem Mehrwert führen können.

5.2 Die transparente Offenlegung von KI

Unter Berücksichtigung der zuvor beschriebenen generellen Auswirkungen KI-generierter Inhalte werden nachfolgend auch die Ergebnisse in Bezug auf eine Offenlegung der Quelle theoretisch eingeordnet sowie deren Bedeutung für die Praxis aufgezeigt. Bei Angabe, dass die Inhalte von KI generiert wurden, zeigten sich entgegen den Erwartungen keine negativen Auswirkungen auf die Einstellung und Kaufabsicht.

So ist es grundsätzlich möglich, dass Konsument:innen aus verschiedenen Gründen eine Abneigung gegen Algorithmen im Entscheidungsprozess aufweisen (Burton et al., 2020, S. 222 ff.). Da Werbeinhalte in unterschiedlichen Phasen des Kaufprozesses dargestellt und von Konsument:innen wahrgenommen werden können, wurde angenommen, dass diese Aversion auch bei einem Hinweis auf KI-generierte Inhalte zu einem negativen Einfluss führen könnte. Zusätzlich konnten Graefe et al. (2018, S. 605) für faktenbasierte verbale Inhalte zeigen, dass lediglich der Hinweis auf generierte Texte, unabhängig vom tatsächlichen Ursprung, zu einer weniger positiven Wahrnehmung führte. Auch für visuelle Inhalte zeigten Califano und Spence (2024, S. 7 f.), dass rein die Annahme, dass Bilder von Menschen stammen zu einer positiveren Evaluierung führen kann.

Da für die Erstellung der Fallvignetten dieser Studie aktuelle KI-Modelle verwendet wurden, könnten Fortschritte in den Algorithmen und damit qualitativ höherwertige generierte Inhalte eine mögliche Erklärung dafür sein, dass die Ergebnisse dieser Arbeit keine negativen Auswirkungen bei einer Angabe der Quelle zeigten. Jedoch scheint diese Erklärung alleine nicht ausreichend, da die Angabe der Quelle, im Fall einer generellen Abneigung gegen Algorithmen, unabhängig von der Qualität zu negativen Effekten führen sollte.

Ein weiterer wichtiger Faktor könnte in diesem Zusammenhang demnach auch die vorliegende Stichprobe und deren soziodemografische Daten sein. Insgesamt gaben 83,44 % (n = 126) der Teilnehmer:innen an mindestens über eine abgeschlossene Matura, Hochschulreife oder Berufsreifeprüfung zu verfügen. Zusätzlich gaben 61,59 % (n = 93) der Teilnehmer:innen an, Anwendungen mit künstlicher Intelligenz mindestens wöchentlich bis sogar täglich zu nutzen. Gründe für die Aversion gegen Algorithmen können nach Burton et al. (2020, S. 223) unter anderem die bisherige (mangelnde) Erfahrung mit der Technologie sowie falsche Erwartungen sein, denen durch einen geschulten Umgang, vermehrter Nutzung sowie durch Kenntnisse über die Funktionsweise entgegengewirkt werden könnte. Der hohe Bildungsgrad der Untersuchungsteilnehmer:innen sowie vor allem deren eigene frequente Nutzung von KI könnten demnach entscheidend dafür sein, dass die Information über die KI-Quelle keine negativen Auswirkungen zeigt. So wäre die starke Nutzung unter Berücksichtigung des TAM durch eine hohe wahrgenommene Nützlichkeit (PU) von KI und damit einer positiven Einstellung gegenüber dem Verhalten erklärbar (Davis, 1989, S. 333 f.). Aufgrund der regelmäßigen Anwendung ist es demnach denkbar, dass die Personen selbst bereits über ausreichend Erfahrung sowie ein ausgeprägtes subjektives Wissen über KI verfügen und damit der Aversion entgegenwirkt wird. Weiters könnten die erwähnten Merkmale der Stichprobe mit Blick auf das ELM als weitere Variablen auch dafür verantwortlich sein, dass die Angabe der Quelle eine geringe subjektive Relevanz aufweist und demnach zu keiner tiefergehenden Verarbeitung führt (Petty & Cacioppo, 1986, S. 133 ff.).

Schließlich wäre noch eine weitere Erklärung für die Ergebnisse dieser Arbeit denkbar. So konnten Haupt et al. (2025, S. 397) zeigen, dass sowohl die Information, dass ein Text von KI erstellt wurde, als auch die Angabe, dass der Text von einem Menschen aber mit Unterstützung von KI erstellt wurde, einen signifikant negativen Einfluss auf die Glaubwürdigkeit und in weiterer Folge auf die Einstellung gegenüber dem Unternehmen hatte. In ihrem experimentellen Design gestalteten die Autor:innen eine Website mit Produktinformationen über Jeans eines fiktiven Unternehmens und variierten die einzelnen Fallvignetten nur anhand der Quellangabe (Haupt et al., 2025, S. 394 f.). Somit wies das

Untersuchungsdesign in wesentlichen Punkten Ähnlichkeiten mit jenem dieser Arbeit auf, jedoch wurde in der vorliegenden Arbeit anstelle von Jeans eine elektrische Zahnbürste dargestellt. Die Art des beworbenen Produkts könnte demnach bei der Offenlegung der Quelle eine Rolle spielen.

In diesem Zusammenhang konnten Xu und Mehta (2022, S. 1142 ff.) zudem zeigen, dass die Auswirkungen der Information über eine Nutzung von KI in Verbindung mit dem Produkt, von den dahinterliegenden funktionalen und emotionalen Werten abhängen. Das bedeutet, falls die Funktion ein wichtiger Teil der Markenessenz ist, könnte die Verwendung von KI sogar positive Auswirkungen auf die Einstellung haben (Xu & Mehta, 2022, S. 1145 f.). Werden jedoch vorwiegend emotionale Werte angenommen, kann die Wahrnehmung negativ beeinflusst werden (Xu & Mehta, 2022, S. 1142 f.).

In Bezug auf die Ergebnisse dieser Arbeit könnte das bedeuten, dass die Art des Produkts und die damit verbundenen emotionalen und funktionalen Werte einen möglichen Einfluss auf die Einstellung moderieren. Eine elektrische Zahnbürste weist (vor allem unter Erwähnung der patentierten UV-Clean Technologie) einen wesentlich höheren funktionalen Nutzen, als ein Modeprodukt wie beispielsweise eine Jeans, auf. Es wäre demnach denkbar, dass ein negativer Einfluss der Offenlegung von KI vor allem bei Produkten mit emotionalen Werten beachtet werden muss.

Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass der Einfluss einer transparenten Angabe über die Verwendung von KI von mehreren Faktoren abhängig sein könnte, sich die Offenlegung jedoch nicht zwingend negativ auf die Einstellung oder Kaufabsicht auswirken muss. Neben einer allgemeinen hohen Qualität der generierten Inhalte, sollten zukünftige Forschungsarbeiten demnach die soziodemografischen Merkmale möglicher Konsument:innen und bzw. oder die Art des Produkts berücksichtigen. Im Speziellen wäre es interessant die Frage zu beantworten, ob und unter welchen Bedingungen die Offenlegung der KI-Quelle bei Werbeinhalten gezielt genutzt werden kann, um die dahinterliegenden Markenwerte zu stärken.

Eine transparente Verwendung von KI und die damit verbundenen Auswirkungen weisen auch für die Praxis eine hohe Relevanz auf. Die hohe Bedeutung des Datenschutzes sowie eines verantwortungsvollen Umgangs mit Technologien werden unter anderem durch zahlreiche gesetzliche Regelungen (z.B. DSGVO, ePrivacy-VO, AI-Act bzw. EU-Verordnung 2024/1689) deutlich. Unabhängig von gesetzlichen Vorschriften kann außerdem ein freiwilliger und ethisch verantwortungsvoller Umgang mit Kund:innendaten sowie eine hohe Transparenz von Unternehmen genutzt werden um als wesentlicher Aspekt positiv zur Wahrnehmung der Marke beizutragen.

Marketer:innen können demnach in der Praxis durchaus eine über die gesetzliche Notwendigkeit hinausgehende transparente Offenlegung von KI in Betracht ziehen ohne negative Auswirkungen befürchten zu müssen. Dabei sollte bei der Wortwahl zudem darauf geachtet werden, dass Konsument:innen mitgeteilt wird, dass alle Inhalte sorgfältig von Menschen kontrolliert wurden (Haupt et al., 2025, S. 402 ff.). Außerdem deuten die Ergebnisse darauf hin, dass Marketer:innen bei der Offenlegung verstärkt auf ein tieferes Verständnis ihrer Zielgruppe, sowie auf eine Übereinstimmung mit den wahrgenommenen Werten des beworbenen Produkts und der Marke achten sollten.

5.3 Limitationen

Die vorliegende Arbeit wurde mit größtmöglicher Sorgfalt durchgeführt und über das Vorgehen transparent berichtet. Abschließend soll daher noch auf Limitationen bei der Untersuchung hingewiesen werden.

Erstens handelte es sich bei der Stichprobe um eine Gelegenheitsstichprobe. Da es sich damit um einen nicht-probabilistischen Stichprobentyp handelt, erfolgte die Auswahl der Teilnehmer:innen willkürlich und streng genommen nicht zufällig (Döring & Bortz, 2016, S. 305 ff.). Im Gegensatz zu anderen Stichprobentypen muss daher die eingeschränkte Repräsentativität beachtet werden (Döring & Bortz, 2016, S. 306). Wenn zusätzlich die Größe der Grundgesamtheit der Konsument:innen beachtet wird, handelt es sich mit insgesamt 151 Teilnehmer:innen um eine sehr kleine Stichprobe. Auf mögliche Effekte, die sich aus dieser Stichprobe ergeben, wurde bereits eingegangen.

Zweitens wurden für die Erhebung der Einstellung sowie Kaufabsicht bestehende Items aus der englischsprachigen Literatur übernommen. Die Wortpaare des semantischen Differenzials sowie die Fragen zur Erhebung der Kaufabsicht mussten demnach ins Deutsche übersetzt werden. Dabei ist aufgrund mehrerer alternativen Bedeutungen nicht immer eine eindeutige oder genaue Übersetzung möglich. Speziell ein:e Teilnehmer:in (CASE 421) hat beispielsweise angemerkt, dass eine klarere Information, dass gerade ein Bedarf nach einer elektrischen Zahnbürste besteht, zu einer besseren Beurteilung über die Kaufabsicht beigetragen hätte. Somit könnten zukünftig genauere Instruktionen zu einem besseren Verständnis der Fragen beitragen. Außerdem wäre es möglich zusätzliche Kontrollfragen oder einzelne invertierte Items zu verwenden, um die Validität der Ergebnisse weiter zu erhöhen.

Letztlich müssen mögliche Einschränkungen aufgrund des experimentellen Designs und den dazugehörigen Fallvignetten beachtet werden. So wurden die Inhalte der Fallvignetten zwar auf Basis der wissenschaftlichen Literatur erstellt, jedoch mussten auch einige Annahmen in Bezug auf das Produkt, die fiktive Marke sowie das Layout der

Präsentation getroffen werden. Ein:e Teilnehmer:in (CASE 494) hatte beim Ausfüllen der Befragung beispielsweise angemerkt, dass die Darstellung der Produktdaten in Form eines Fließtextes als störend empfunden wurde. In einem anderen Kontext (z.B. E-Commerce) wäre es durchaus denkbar, dass die wichtigsten Daten mit Aufzählungszeichen angegeben werden. Zusätzlich musste für die Gestaltung der KI-generierten Fallvignetten ein zu diesem Zeitpunkt verfügbares KI-Modell mit den jeweils bestehenden Vor- und Nachteilen gewählt werden.

Abschließend lässt sich festhalten, dass sich die Qualität zukünftiger Untersuchungen unter Berücksichtigung der angeführten Aspekte weiter erhöhen lässt. Aufgrund der hohen Relevanz von KI im Marketing ist es entscheidend ein tiefergehendes Verständnis über die Auswirkungen auf Konsument:innen zu erlangen. Dabei trägt vor allem die Gestaltung der Fallvignetten als auch die Wahl des konkreten KI-Modells dazu bei, dass die verwendeten Stimuli einer möglichst realitätsnahen Darstellung entsprechen.

Erklärung über den Einsatz generativer KI und KI-gestützter Technologien in der Masterarbeit

Während der Vorbereitung dieser Arbeit benutzte ich DeepL (https://www.deepl.com), zur Übersetzung von Texten und einem besseren Textverständnis. Nach der Verwendung dieses Tools habe ich den Inhalt sorgfältig überprüft. Ich übernehme die volle Verantwortung für den Inhalt.

Literaturverzeichnis

Ahn, Jiseon & Back, Ki-Joon. (2018). Influence of brand relationship on customer attitude toward integrated resort brands: a cognitive, affective, and conative perspective. *Journal of Travel & Tourism Marketing*, *35*(4), 449–460. https://doi.org/10.1080/10548408.2017.1358239

Ajzen, Icek. (1985). From Intentions to Actions: A Theory of Planned Behavior. In Julius Kuhl & Jürgen Beckmann (Hrsg.), *Action Control* (S. 11–39). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-69746-3_2

Ajzen, Icek. (1991). The theory of planned behavior. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, *50*(2), 179–211. https://doi.org/10.1016/0749-5978(91)90020-T

Ajzen, Icek. (2001). Nature and Operation of Attitudes. *Annual Review of Psychology*, *52*(1), 27–58. https://doi.org/10.1146/annurev.psych.52.1.27

Ajzen, Icek. (2020). The theory of planned behavior: Frequently asked questions. *Human Behavior and Emerging Technologies*, *2*(4), 314–324. https://doi.org/10.1002/hbe2.195

Ajzen, Icek & Fishbein, Martin. (2000). Attitudes and the Attitude-Behavior Relation: Reasoned and Automatic Processes. *European Review of Social Psychology*, *11*(1), 1–33. https://doi.org/10.1080/14792779943000116

Ajzen, Icek & Fishbein, Martin. (2005). The Influence of Attitudes on Behavior. In Dolores Albarracin, Blair T. Johnson & Mark P. Zanna (Hrsg.), *The Handbook of Attitudes* (S. 173–221). Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum Associates.

Barber, Nelson A. & Taylor, D. Christopher. (2013). Experimental approach to assessing actual wine purchase behavior. *International Journal of Wine Business Research*, *25*(3), 203–226. https://doi.org/10.1108/IJWBR-2012-0013

Bortz, Jürgen & Döring, Nicola. (2006). *Forschungsmethoden und Evaluation: für Human- und Sozialwissenschaftler* (Springer-Lehrbuch Bachelor, Master) (4., überarb. Aufl., [Nachdr.].). Heidelberg: Springer-Medizin-Verl.

Boscolo, Juliana Cristina, Oliveira, Jorge Henrique Caldeira, Maheshwari, Vishwas & Giraldi, Janaina De Moura Engracia. (2021). Gender differences: visual attention and attitude toward advertisements. *Marketing Intelligence & Planning*, *39*(2), 300–314. https://doi.org/10.1108/MIP-11-2019-0598

Breckler, Steven J. (1984). Empirical validation of affect, behavior, and cognition as distinct components of attitude. *Journal of Personality and Social Psychology*, *47*(6), 1191–1205. https://doi.org/10.1037/0022-3514.47.6.1191

Burton, Jason W., Stein, Mari-Klara & Jensen, Tina Blegind. (2020). A systematic review of algorithm aversion in augmented decision making. *Journal of Behavioral Decision Making*, *33*(2), 220–239. https://doi.org/10.1002/bdm.2155

Califano, Giovanbattista & Spence, Charles. (2024). Assessing the visual appeal of real/AI-generated food images. *Food Quality and Preference*, *116*, 105149. https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2024.105149

Cervellon, Marie-Cécile & Dubé, Laurette. (2002). Assessing the Cross-Cultural Applicability of Affective and Cognitive Components of Attitude. *Journal of Cross-Cultural Psychology*, *33*(3), 346–357. https://doi.org/10.1177/0022022102033003009

Chaisatitkul, Atthawut, Luangngamkhum, Kittikawin, Noulpum, Kanokthip & Kerdvibulvech, Chutisant. (2024). The power of AI in marketing: enhancing efficiency and improving customer perception through AI-generated storyboards. *International Journal of Information Technology*, *16*(1), 137–144. https://doi.org/10.1007/s41870-023-01661-5

Chang, Chingching. (2008). Ad framing effects for consumption products: An affect priming process. *Psychology & Marketing*, *25*(1), 24–46. https://doi.org/10.1002/mar.20199

Chang, Shu-Hao, Chih, Wen-Hai, Liou, Dah-Kwei & Yang, Yu-Ting. (2016). The mediation of cognitive attitude for online shopping. *Information Technology & People*, *29*(3), 618–646. https://doi.org/10.1108/ITP-08-2014-0172

Chuang, Shih-Chieh, Tsai, Chia-Ching, Cheng, Yin-Hui & Sun, Ya-Chung. (2009). The Effect of Terminologies on Attitudes Toward Advertisements and Brands: Consumer Product Knowledge as a Moderator. *Journal of Business and Psychology*, *24*(4), 485–491. https://doi.org/10.1007/s10869-009-9122-4

Cohen, Jacob. (1992). A power primer. *Psychological Bulletin*, *112*(1), 155–159. https://doi.org/10.1037/0033-2909.112.1.155

Colicev, Anatoli & De Bruyn, Arnaud. (2023). The spillover effects of positive and negative buzz on brand attitudes. *European Journal of Marketing*, *57*(9), 2382–2406. https://doi.org/10.1108/EJM-01-2022-0044

Crites, Stephen L., Fabrigar, Leandre R. & Petty, Richard E. (1994). Measuring the Affective and Cognitive Properties of Attitudes: Conceptual and Methodological Issues.

Personality and Social Psychology Bulletin, *20*(6), 619–634. https://doi.org/10.1177/0146167294206001

Dale, Robert. (2021). GPT-3: What's it good for? *Natural Language Engineering*, *27*(1), 113–118. https://doi.org/10.1017/S1351324920000601

Davenport, Thomas, Guha, Abhijit, Grewal, Dhruv & Bressgott, Timna. (2020). How artificial intelligence will change the future of marketing. *Journal of the Academy of Marketing Science*, *48*(1), 24–42. https://doi.org/10.1007/s11747-019-00696-0

Davis, Fred 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, Nicola & Bortz, Jürgen. (2016). *Forschungsmethoden und Evaluation in den Sozial- und Humanwissenschaften* (Springer-Lehrbuch). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-41089-5

Doshi, Anil R. & Hauser, Oliver P. (2024). Generative AI enhances individual creativity but reduces the collective diversity of novel content. *Science Advances*, *10*(28), eadn5290. https://doi.org/10.1126/sciadv.adn5290

Drolet, Aimee & Aaker, Jennifer. (2002). Off-Target? Changing Cognitive-Based Attitudes. *Journal of Consumer Psychology*, *12*(1), 59–68. https://doi.org/10.1207/S15327663JCP1201_06

Dülmer, Hermann. (2022). Vignetten. In Nina Baur & Jörg Blasius (Hrsg.), *Handbuch Methoden der empirischen Sozialforschung* (S. 1135–1146). Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden. https://doi.org/10.1007/978-3-658-37985-8_76

Eisend, Martin, Pol, Gratiana, Niewiadomska, Dominika, Riley, Joseph & Wedgeworth, Rick. (2024). How Much Have We Learned about Consumer Research? A Meta-Meta-Analysis. *Journal of Consumer Research*, *51*(1), 180–190. https://doi.org/10.1093/jcr/ucad062

Erensoy, Aysu, Mathrani, Anuradha, Schnack, Alexander, Elms, Jonathan & Baghaei, Nilufar. (2024). Consumer behavior in immersive virtual reality retail environments: A systematic literature review using the stimuli-organisms-responses (S-O-r) model. *Journal of Consumer Behaviour*, *23*(6), 2781–2811. https://doi.org/10.1002/cb.2374

Fan, Liu, Wang, Yawei & Mou, Jian. (2024). Enjoy to read and enjoy to shop: An investigation on the impact of product information presentation on purchase intention in digital content marketing. *Journal of Retailing and Consumer Services*, *76*, 103594. https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2023.103594

Følstad, Asbjørn & Kvale, Knut. (2018). Customer journeys: a systematic literature review. *Journal of Service Theory and Practice*, *28*(2), 196–227. https://doi.org/10.1108/JSTP-11-2014-0261

Foscht, Thomas, Swoboda, Bernhard & Schramm-Klein, Hanna. (2015). *Käuferverhalten: Grundlagen - Perspektiven - Anwendungen*. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden. https://doi.org/10.1007/978-3-658-08549-0

Friedrichs, Jürgen. (2022). Forschungsethik. In Nina Baur & Jörg Blasius (Hrsg.), *Handbuch Methoden der empirischen Sozialforschung* (S. 349–358). Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden. https://doi.org/10.1007/978-3-658-37985-8_21

Fuller, Rachel, Stocchi, Lara, Gruber, Thorsten & Romaniuk, Jenni. (2023). Advancing the understanding of the pre-purchase stage of the customer journey for service brands. *European Journal of Marketing*, *57*(2), 360–386. https://doi.org/10.1108/EJM-10-2021-0792

Gartner Inc. (2023). Gartner Says More Than 80% of Enterprises Will Have Used Generative AI APIs or Deployed Generative AI-Enabled Applications by 2026. *Gartner*. Verfügbar unter: https://www.gartner.com/en/newsroom/press-releases/2023-10-11-gartner-says-more-than-80-percent-of-enterprises-will-have-used-generative-ai-apis-or-deployed-generative-ai-enabled-applications-by-2026

Goby. (2019). Drei farbige elektrische Zahnbürsten Foto – Kostenloses Bild zum Thema Zahnbürste auf Unsplash. *Unsplash*. Verfügbar unter: https://unsplash.com/de/fotos/drei-farbige-elektrische-zahnbursten-kW1dP_AALDI

Goodrich, Kendall. (2014). The Gender Gap: Brain-Processing Differences Between the Sexes Shape Attitudes About Online Advertising. *Journal of Advertising Research*, *54*(1), 32–43. https://doi.org/10.2501/JAR-54-1-032-043

Graefe, Andreas, Haim, Mario, Haarmann, Bastian & Brosius, Hans-Bernd. (2018). Readers' perception of computer-generated news: Credibility, expertise, and readability. *Journalism*, *19*(5), 595–610. https://doi.org/10.1177/1464884916641269

Haenlein, Michael & Kaplan, Andreas. (2019). A Brief History of Artificial Intelligence: On the Past, Present, and Future of Artificial Intelligence. *California Management Review*, *61*(4), 5–14. https://doi.org/10.1177/0008125619864925

Hartmann, Jochen, Exner, Yannick & Domdey, Samuel. (2025). The power of generative marketing: Can generative AI create superhuman visual marketing content? *International Journal of Research in Marketing*, *42*(1), 13–31. https://doi.org/10.1016/j.ijresmar.2024.09.002

Haupt, Martin, Freidank, Jan & Haas, Alexander. (2025). Consumer responses to human-AI collaboration at organizational frontlines: strategies to escape algorithm aversion in content creation. *Review of Managerial Science, 19*(2), 377–413. https://doi.org/10.1007/s11846-024-00748-y

Howard, John A. & Sheth, Jagdish N. (1970). The Theory of Buyer Behavior. *Journal of the American Statistical Association*, *65*(331), 1406. https://doi.org/10.2307/2284311

Huang, Ming-Hui & Rust, Roland T. (2021). A strategic framework for artificial intelligence in marketing. *Journal of the Academy of Marketing Science*, *49*(1), 30–50. https://doi.org/10.1007/s11747-020-00749-9

Huang, Ming-Hui & Rust, Roland T. (2022). A Framework for Collaborative Artificial Intelligence in Marketing. *Journal of Retailing*, *98*(2), 209–223. https://doi.org/10.1016/j.jretai.2021.03.001

Im, Subin, Bhat, Subodh & Lee, Yikuan. (2015). Consumer perceptions of product creativity, coolness, value and attitude. *Journal of Business Research*, *68*(1), 166–172. https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2014.03.014

Jacoby, Jacob. (2002). Stimulus-Organism-Response Reconsidered: An Evolutionary Step in Modeling (Consumer) Behavior. *Journal of Consumer Psychology*, *12*(1), 51–57. https://doi.org/10.1207/S15327663JCP1201_05

Jai, Tun-Min (Catherine), Fang, Dan, Bao, Forrest S., James, Russell N., Chen, Tianwen & Cai, Weidong. (2021). Seeing it is like Touching It: Unraveling the Effective Product Presentations on Online Apparel Purchase Decisions and Brain Activity (An fMRI Study). *Journal of Interactive Marketing*, *53*(1), 66–79. https://doi.org/10.1016/j.intmar.2020.04.005

Jakesch, Maurice, Hancock, Jeffrey T. & Naaman, Mor. (2023). Human heuristics for AI-generated language are flawed. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, *120*(11), e2208839120. https://doi.org/10.1073/pnas.2208839120

Kemp, Elyria, Kennett-Hensel, Pamela A. & Kees, Jeremy. (2013). Pulling on the Heartstrings: Examining the Effects of Emotions and Gender in Persuasive Appeals. *Journal of Advertising*, *42*(1), 69–79. https://doi.org/10.1080/00913367.2012.749084

Kim, Minjeong. (2019). Digital product presentation, information processing, need for cognition and behavioral intent in digital commerce. *Journal of Retailing and Consumer Services*, *50*, 362–370. https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2018.07.011

Kim, Minjeong & Lennon, Sharron. (2008). The effects of visual and verbal information on attitudes and purchase intentions in internet shopping. *Psychology & Marketing*, *25*(2), 146–178. https://doi.org/10.1002/mar.20204

King, William R. & He, Jun. (2006). A meta-analysis of the technology acceptance model. *Information & Management*, *43*(6), 740–755. https://doi.org/10.1016/j.im.2006.05.003

Kitchen, Philip J., Kerr, Gayle, Schultz, Don E., McColl, Rod & Pals, Heather. (2014). The elaboration likelihood model: review, critique and research agenda. *European Journal of Marketing*, *48*(11/12), 2033–2050. https://doi.org/10.1108/EJM-12-2011-0776

Köbis, Nils & Mossink, Luca D. (2021). Artificial intelligence versus Maya Angelou: Experimental evidence that people cannot differentiate AI-generated from human-written poetry. *Computers in Human Behavior*, *114*, 106553. https://doi.org/10.1016/j.chb.2020.106553

Kopalle, Praveen K., Gangwar, Manish, Kaplan, Andreas, Ramachandran, Divya, Reinartz, Werner & Rindfleisch, Aric. (2022). Examining artificial intelligence (AI) technologies in marketing via a global lens: Current trends and future research opportunities. *International Journal of Research in Marketing*, *39*(2), 522–540. https://doi.org/10.1016/j.ijresmar.2021.11.002

Kotler, Philip, Keller, Kevin Lane, Chernev, Alexander & Opresnik, Marc Oliver. (2023). *Marketing-Management: Konzepte - Instrumente - Unternehmensfallstudien* (wi wirtschaft) (16., aktualisierte Auflage.). München: Pearson.

LeCun, Yann, Bengio, Yoshua & Hinton, Geoffrey. (2015). Deep learning. *Nature*, *521*(7553), 436–444. https://doi.org/10.1038/nature14539

Lemon, Katherine N. & Verhoef, Peter C. (2016). Understanding Customer Experience Throughout the Customer Journey. *Journal of Marketing*, *80*(6), 69–96. https://doi.org/10.1509/jm.15.0420

Lim, Rachel Esther & Lee, So Young. (2023). “You are a virtual influencer!”: Understanding the impact of origin disclosure and emotional narratives on parasocial relationships and virtual influencer credibility. *Computers in Human Behavior*, *148*, 107897. https://doi.org/10.1016/j.chb.2023.107897

Ma, Liye & Sun, Baohong. (2020). Machine learning and AI in marketing – Connecting computing power to human insights. *International Journal of Research in Marketing*, *37*(3), 481–504. https://doi.org/10.1016/j.ijresmar.2020.04.005

Mariani, Marcello M., Perez-Vega, Rodrigo & Wirtz, Jochen. (2022). AI in marketing, consumer research and psychology: A systematic literature review and research agenda. *Psychology & Marketing*, *39*(4), 755–776. https://doi.org/10.1002/mar.21619

Meffert, Heribert, Burmann, Christoph, Kirchgeorg, Manfred & Eisenbeiß, Maik. (2024). *Marketing: Grundlagen marktorientierter Unternehmensführung Konzepte – Instrumente – Praxisbeispiele*. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden. https://doi.org/10.1007/978-3-658-41755-0

Meyvis, Tom & Janiszewski, Chris. (2002). Consumers' Beliefs about Product Benefits: The Effect of Obviously Irrelevant Product Information. *Journal of Consumer Research*, *28*(4), 618–635. https://doi.org/10.1086/338205

Miller, Elizabeth J., Steward, Ben A., Witkower, Zak, Sutherland, Clare A. M., Krumhuber, Eva G. & Dawel, Amy. (2023). AI Hyperrealism: Why AI Faces Are Perceived as More Real Than Human Ones. *Psychological Science*, *34*(12), 1390–1403. https://doi.org/10.1177/09567976231207095

Mitchell, Tom M. (1997). *Machine learning* (McGraw-Hill series in Computer Science) (Nachdr.). New York: McGraw-Hill.

Moon, M. A., Khalid, M. J., Awan, H. M., Attiq, S., Rasool, H. & Kiran, M. (2017). Consumer's perceptions of website's utilitarian and hedonic attributes and online purchase intentions: A cognitive–affective attitude approach. *Spanish Journal of Marketing - ESIC*, *21*(2), 73–88. https://doi.org/10.1016/j.sjme.2017.07.001

Morris, Jon D., Woo, ChongMoo & Singh, A. J. (2005). Elaboration likelihood model: A missing intrinsic emotional implication. *Journal of Targeting, Measurement and Analysis for Marketing*, *14*(1), 79–98. https://doi.org/10.1057/palgrave.jt.5740171

Mortenson, Michael J. & Vidgen, Richard. (2016). A computational literature review of the technology acceptance model. *International Journal of Information Management*, *36*(6), 1248–1259. https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2016.07.007

Nahta, Ravi, Chauhan, Ganpat Singh, Meena, Yogesh Kumar & Gopalani, Dinesh. (2024). Deep learning with the generative models for recommender systems: A survey. *Computer Science Review*, *53*, 100646. https://doi.org/10.1016/j.cosrev.2024.100646

Naseem, Nayyer & Yaprak, Attila. (2023). Do consumers follow their heart or mind when purchasing global brands? Empirical insights. *Journal of Global Marketing*, *36*(1), 42–66. https://doi.org/10.1080/08911762.2022.2113949

Ngai, Eric W. T. & Wu, Yuanyuan. (2022). Machine learning in marketing: A literature review, conceptual framework, and research agenda. *Journal of Business Research*, *145*, 35–48. https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2022.02.049

Nightingale, Sophie J. & Farid, Hany. (2022). AI-synthesized faces are indistinguishable from real faces and more trustworthy. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, *119*(8), e2120481119. https://doi.org/10.1073/pnas.2120481119

Petty, Richard E. & Cacioppo, John T. (1986). The Elaboration Likelihood Model of Persuasion. *Advances in Experimental Social Psychology* (Band 19, S. 123–205). Elsevier. https://doi.org/10.1016/S0065-2601(08)60214-2

Powers, Greig, Johnson, James P. & Killian, Ginger. (2023). To Tell or Not to Tell: The Effects of Disclosing Deepfake Video on US and Indian Consumers' Purchase Intention. *Journal of Interactive Advertising*, *23*(4), 339–355. https://doi.org/10.1080/15252019.2023.2260399

Reina Paz, María Dolores & Rodríguez Vargas, Juan Carlos. (2023). Main theoretical consumer behavioural models. A review from 1935 to 2021. *Heliyon*, *9*(3), e13895. https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e13895

Reisenbichler, Martin, Reutterer, Thomas, Schweidel, David A. & Dan, Daniel. (2022). Frontiers: Supporting Content Marketing with Natural Language Generation. *Marketing Science*, *41*(3), 441–452. https://doi.org/10.1287/mksc.2022.1354

Rozenkowska, Katarzyna. (2023). Theory of planned behavior in consumer behavior research: A systematic literature review. *International Journal of Consumer Studies*, *47*(6), 2670–2700. https://doi.org/10.1111/ijcs.12970

Sætra, Henrik Skaug. (2023). Generative AI: Here to stay, but for good? *Technology in Society*, *75*, 102372. https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2023.102372

Shahab, Muhammad Hamza, Ghazali, Ezlika & Mohtar, Mozard. (2021). The role of elaboration likelihood model in consumer behaviour research and its extension to new technologies: A review and future research agenda. *International Journal of Consumer Studies*, *45*(4), 664–689. https://doi.org/10.1111/ijcs.12658

Simester, Duncan, Timoshenko, Artem & Zoumpoulis, Spyros I. (2020). Efficiently Evaluating Targeting Policies: Improving on Champion vs. Challenger Experiments. *Management Science*, *66*(8), 3412–3424. https://doi.org/10.1287/mnsc.2019.3379

SoSci Survey. (2025). SoSci Survey - Onlinebefragung, DSGVO-konform. Verfügbar unter: https://www.soscisurvey.de/

Srinivasan, Shuba, Vanhuele, Marc & Pauwels, Koen. (2010). Mind-Set Metrics in Market Response Models: An Integrative Approach. *Journal of Marketing Research*, *47*(4), 672–684. https://doi.org/10.1509/jmkr.47.4.672

Srivastava, Mukta & Saini, Gordhan K. (2022). A bibliometric analysis of the elaboration likelihood model (ELM). *Journal of Consumer Marketing*, *39*(7), 726–743. https://doi.org/10.1108/JCM-12-2021-5049

Srivastava, Vartika & Kalro, Arti D. (2019). Enhancing the Helpfulness of Online Consumer Reviews: The Role of Latent (Content) Factors. *Journal of Interactive Marketing*, *48*(1), 33–50. https://doi.org/10.1016/j.intmar.2018.12.003

Statista Research Department. (2024). Künstliche Intelligenz: Relevanz für das Marketing 2024. *Statista*. Verfügbar unter: https://de.statista.com/statistik/daten/studie/1447759/umfrage/relevanz-von-kuenstlicher-intelligenz-fuer-das-marketing-in-deutschland/

Streiner, David L. (2003). Starting at the Beginning: An Introduction to Coefficient Alpha and Internal Consistency. *Journal of Personality Assessment*, *80*(1), 99–103. https://doi.org/10.1207/S15327752JPA8001_18

Vakratsas, Demetrios & Ambler, Tim. (1999). How Advertising Works: What Do We Really Know? *Journal of Marketing*, *63*(1), 26–43. https://doi.org/10.1177/002224299906300103

Van Esch, Patrick & Stewart Black, J. (2021). Artificial Intelligence (AI): Revolutionizing Digital Marketing. *Australasian Marketing Journal*, *29*(3), 199–203. https://doi.org/10.1177/18393349211037684

Verhoef, Peter C., Kannan, P. K. & Inman, J. Jeffrey. (2015). From Multi-Channel Retailing to Omni-Channel Retailing. *Journal of Retailing*, *91*(2), 174–181. https://doi.org/10.1016/j.jretai.2015.02.005

Voss, Kevin E., Spangenberg, Eric R. & Grohmann, Bianca. (2003). Measuring the Hedonic and Utilitarian Dimensions of Consumer Attitude. *Journal of Marketing Research*, *40*(3), 310–320. https://doi.org/10.1509/jmkr.40.3.310.19238

Walten, Levke & Wiedmann, Klaus-Peter. (2023). How product information and source credibility affect consumer attitudes and intentions towards innovative food products. *Journal of Marketing Communications*, *29*(7), 637–653. https://doi.org/10.1080/13527266.2022.2061033

Weinlich, Petr & Semerádová, Tereza. (2022). Emotional, cognitive and conative response to influencer marketing. *New Techno Humanities*, *2*(1), 59–69. https://doi.org/10.1016/j.techum.2022.07.004

Wu, Linwan & Wen, Taylor Jing. (2019). Exploring the impact of affect on the effectiveness of comparative versus non-comparative advertisements. *International Journal of Advertising*, *38*(2), 296–315. https://doi.org/10.1080/02650487.2018.1454020

Wu, Zhikun, Weber, Thomas & Müller, Florian. (2025). One Does Not Simply Meme Alone: Evaluating Co-Creativity Between LLMs and Humans in the Generation of Humor. *Proceedings of the 30th International Conference on Intelligent User Interfaces* (S. 1082–1092). Gehalten auf der IUI '25: 30th International Conference on Intelligent User Interfaces, Cagliari Italy: ACM. https://doi.org/10.1145/3708359.3712094

Xu, Lidan & Mehta, Ravi. (2022). Technology devalues luxury? Exploring consumer responses to AI-designed luxury products. *Journal of the Academy of Marketing Science*, *50*(6), 1135–1152. https://doi.org/10.1007/s11747-022-00854-x

Xu, Yingzi, Shieh, Chih-Hui, Van Esch, Patrick & Ling, I.-Ling. (2020). AI Customer Service: Task Complexity, Problem-Solving Ability, and Usage Intention. *Australasian Marketing Journal*, *28*(4), 189–199. https://doi.org/10.1016/j.ausmj.2020.03.005

Zahid, Idrees A., Joudar, Shahad Sabbar, Albahri, A. S., Albahri, O. S., Alamoodi, A. H., Santamaría, Jose & Alzubaidi, Laith (2024). Unmasking large language models by means of OpenAI GPT-4 and Google AI: A deep instruction-based analysis. *Intelligent Systems with Applications*, *23*, 200431. https://doi.org/10.1016/j.iswa.2024.200431

Zajonc, Robert B. (1968). Attitudinal effects of mere exposure. *Journal of Personality and Social Psychology*, *9*(2, Pt.2), 1–27. https://doi.org/10.1037/h0025848

Zeelenberg, Marcel, Nelissen, Rob M. A., Breugelmans, Seger M. & Pieters, Rik. (2008). On emotion specificity in decision making: Why feeling is for doing. *Judgment and Decision Making*, *3*(1), 18–27. https://doi.org/10.1017/S1930297500000139

Zeelenberg, Marcel & Pieters, Rik. (2004). Beyond valence in customer dissatisfaction. *Journal of Business Research*, *57*(4), 445–455. https://doi.org/10.1016/S0148-2963(02)00278-3

Zhao, Yuqiang, Cormican, Kathryn & Sampaio, Suzana. (2024). Clicks vs. bricks: Exploring the critical success factors for consumer purchase intention in e-commerce. *Procedia Computer Science*, *239*, 590–597. https://doi.org/10.1016/j.procs.2024.06.211

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Der S-O-R-Ansatz am Beispiel des Modells zum Verbraucher:innenverhalten von Howard 1989. 25

Abbildung 2: Das Konsument:innenverhalten in Verbindung mit dem gesamten Kaufprozess. 29

Abbildung 3: Vorhersage des Konsument:innenverhaltens anhand der Theorie des geplanten Verhaltens. 32

Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Deskriptivstatistiken und Faktorladungen der Items zur Einstellung sowie Deskriptivstatistiken und Reliabilität der Skala „Einstellung“ 60

Tabelle 2: Deskriptivstatistiken und Faktorladungen der Items zur Kaufabsicht sowie Deskriptivstatistiken und Reliabilität der Skala „Kaufabsicht“ 62

Tabelle 3: Überblick über die soziodemografischen Daten der Teilnehmer:innen 64

Tabelle 4: Unterschiede in der Einstellung bei menschlich erstellten und KI-generierten Werbeinhalten 67

Tabelle 5: Unterschiede in der Kaufabsicht bei menschlich erstellten und KI-generierten Werbeinhalten 68

Tabelle 6: Unterschiede in der Einstellung bei (falscher) Angabe einer KI-Quelle 69

Tabelle 7: Unterschiede in der Kaufabsicht bei (falscher) Angabe einer KI-Quelle 70

Anhang A: Fragebogen

FERDINAND PORSCHE
FERNFH

0% ausgefüllt

Sehr geehrte Teilnehmerinnen und Teilnehmer,

im Rahmen meiner Masterarbeit an der Ferdinand Porsche FERNFH im Studiengang Betriebswirtschaft und Wirtschaftspsychologie beschäftige ich mich damit, wie sich Werbetexte und -bilder auf die Einstellung von Konsument:innen auswirken. Für die Beantwortung der folgenden Fragen wird Ihnen daher zunächst ein Produkt mit den dazugehörigen Inhalten angezeigt.

Die Beantwortung des Fragebogens nimmt ungefähr 5 Minuten in Anspruch. Ich bitte Sie sich ausreichend Zeit zu nehmen um sich das Produkt anzusehen sowie um eine spontane und ehrliche Beantwortung der Fragen. Es gibt keine richtigen oder falschen Antworten. Es zählt alleine Ihre Einschätzung. Die Daten werden völlig anonym erhoben und dienen ausschließlich wissenschaftlichen Zwecken. Bei Fragen zu der Studie, oder wenn Sie Informationen zu den Ergebnissen erhalten möchten, können Sie mich gerne jederzeit per E-Mail kontaktieren.

Ich danke Ihnen für Ihre Bereitschaft zur Teilnahme.

Mit freundlichen Grüßen
Ing. Philipp Seiter, BA

Weiter

Philipp Seiter, Ferdinand Porsche FERNFH – 2025

FERDINAND PORSCHE
FERNFH

14% ausgefüllt

Bevor Sie fortfahren, möchte ich Sie bitten, die folgende Datenschutzerklärung sorgfältig zu lesen und Ihre Zustimmung oder Ablehnung abzugeben.

Datenschutzerklärung

Ich bin älter als 16 Jahre und damit einverstanden, dass der Studierende, die Masterarbeitsbetreuerin sowie Mitarbeiter:innen der Ferdinand Porsche FERNFH die von mir im Zuge dieser Studie angeführten Daten zu Forschungszwecken speichern und in aggregierter Form verarbeiten dürfen, sodass keine Rückschlüsse auf Einzelpersonen möglich sind. Ich stimme der Datenschutzerklärung der FERNFH zu, welche auf der DSGVO basiert. Die Daten werden zu jeder Zeit vertraulich behandelt. Diese Einwilligungserklärung erfolgt auf freiwilliger Basis.

- ◯ Ja, ich stimme der Datenschutzerklärung zu.
- ◯ Nein, ich stimme der Datenschutzerklärung nicht zu.

Weiter

Philipp Seiter, Ferdinand Porsche FERNFH – 2025

FERDINAND PORSCHE
FERNFH

Vielen Dank für Ihr Interesse!

Leider ist die Befragung für Sie zu Ende, da eine Zustimmung zur Datenschutzerklärung notwendig ist. Falls Sie Personen kennen, die Interesse an dieser Umfrage haben könnten, würde ich mich sehr freuen wenn Sie diese weiterleiten.

Der Link zur Umfrage, den Sie teilen können:
https://www.soscisurvey.de/marketing2025/
Link per E-Mail weiterleiten »

Vielen Dank für Ihre Unterstützung bei der Weitergabe der Umfrage.

Mit freundlichen Grüßen
Ing. Philipp Seiter, BA

FERDINAND PORSCHE
FERNFH

29% ausgefüllt

Auf der nächsten Seite folgt nun eine Produktbeschreibung. Bitte lesen Sie sich diese aufmerksam durch.

Weiter

Philipp Seiter, Ferdinand Porsche FERNFH – 2025

FERDINAND PORSCHE
FERNFH

43% ausgefüllt

RevoOne - Der perfekte Tag beginnt mit dir.

Starten Sie mit einem Lächeln in den Tag und genießen Sie das Gefühl unvergleichlicher Frische und Sauberkeit. Schon dieses kleine strahlende Lächeln kann die Welt für einen Augenblick zu einem besseren Ort machen. Wir von Revooth glauben, dass kompromisslose Zahngesundheit selbstverständlich sein muss.

Aus diesem Grund haben wir mit RevoOne eine elektrische Zahnbürste entwickelt, welche mit dem pantentierten UV-Clean-System neue Maßstäbe in der Mundgesundheit setzt. RevoOne entfernt Bakterien automatisch von ihrem Bürstenkopf und sorgt mit der sensitiven Druckkontrolle sowie den variablen Rotationsbewegungen für gesünderes Zahnfleisch. Damit Sie und ihre Zähne so strahlen können wie Sie es verdient haben.

Als österreichisches Unternehmen setzen wir auf ein funktionelles Design aus nachhaltigen Materialen. Der Fokus auf das Wesentliche ermöglicht RevoOne eine lange Akkulaufzeit von mehreren Wochen mit nur einer einzigen Ladung. Ob morgens, abends oder zwischendurch, RevoOne ist bereit, wenn Sie es sind. Die elektrische Zahnbürste ist in den Farben Morgenrosa, Abendschwarz und Reinweiss zu einem Preis von 89,00 € erhältlich. Nur mit Ihrer Hilfe kann es uns gelingen die Maßstäbe in der Zahngesundheit nachhaltig zu verändern.

Ihr Lächeln ist es uns wert – Ihnen auch?

Weiter

FERDINAND PORSCHE
FERNFH

43% ausgefüllt

RevoOne von Revooth: Perfekte Hygiene trifft zeitloses Design

Entdecken Sie die Revolution der Zahnpflege mit der neuen RevoOne – entwickelt in Österreich für höchste Ansprüche. Jede Reinigung wird zum Erlebnis, dank unseres patentierten UV-Clean-Systems, das Bakterien zuverlässig eliminiert und für eine unvergleichliche Frische sorgt. Ihre Zahnbürste war noch nie so hygienisch!

Die RevoOne ist mehr als nur eine elektrische Zahnbürste. Sie besteht aus nachhaltigen Materialien, die Umweltbewusstsein und Eleganz verbinden. Erhältlich in Rosa, Schwarz und Weiß, fügt sie sich nahtlos in Ihren Lifestyle ein – ob modern, klassisch oder verspielt.

Mit einer beeindruckenden Akkulaufzeit von bis zu 60 Tagen ist die RevoOne ein verlässlicher Begleiter, egal ob zu Hause oder unterwegs. Kein lästiges Aufladen mehr – nur kompromisslose Pflege, wo immer Sie sind.

Für nur 89,00 € investieren Sie in ein Lächeln, das strahlt und eine Zahnbürste, die hält, was sie verspricht. Gönnen Sie sich und der Umwelt etwas Gutes – entscheiden Sie sich für Qualität, die begeistert.

Revooth. Für ein Lächeln, das bleibt.

Weiter

FERDINAND PORSCHE
FERNFH

43% ausgefüllt

RevoOne - Der perfekte Tag beginnt mit dir.

Die Inhalte wurden mithilfe von KI erstellt.

Starten Sie mit einem Lächeln in den Tag und genießen Sie das Gefühl unvergleichlicher Frische und Sauberkeit. Schon dieses kleine strahlende Lächeln kann die Welt für einen Augenblick zu einem besseren Ort machen. Wir von Revooth glauben, dass kompromisslose Zahngesundheit selbstverständlich sein muss.

Aus diesem Grund haben wir mit RevoOne eine elektrische Zahnbürste entwickelt, welche mit dem pantentierten UV-Clean-System neue Maßstäbe in der Mundgesundheit setzt. RevoOne entfernt Bakterien automatisch von ihrem Bürstenkopf und sorgt mit der sensitiven Druckkontrolle sowie den variablen Rotationsbewegungen für gesünderes Zahnfleisch. Damit Sie und ihre Zähne so strahlen können wie Sie es verdient haben.

Als österreichisches Unternehmen setzen wir auf ein funktionelles Design aus nachhaltigen Materialen. Der Fokus auf das Wesentliche ermöglicht RevoOne eine lange Akkulaufzeit von mehreren Wochen mit nur einer einzigen Ladung. Ob morgens, abends oder zwischendurch, RevoOne ist bereit, wenn Sie es sind. Die elektrische Zahnbürste ist in den Farben Morgenrosa, Abendschwarz und Reinweiss zu einem Preis von 89,00 € erhältlich. Nur mit Ihrer Hilfe kann es uns gelingen die Maßstäbe in der Zahngesundheit nachhaltig zu verändern.

Ihr Lächeln ist es uns wert – Ihnen auch?

Weiter

FERDINAND PORSCHE
FERNFH

43% ausgefüllt

RevoOne von Revooth: Perfekte Hygiene trifft zeitloses Design

Die Inhalte wurden mithilfe von KI erstellt.

Entdecken Sie die Revolution der Zahnpflege mit der neuen RevoOne – entwickelt in Österreich für höchste Ansprüche. Jede Reinigung wird zum Erlebnis, dank unseres patentierten UV-Clean-Systems, das Bakterien zuverlässig eliminiert und für eine unvergleichliche Frische sorgt. Ihre Zahnbürste war noch nie so hygienisch!

Die RevoOne ist mehr als nur eine elektrische Zahnbürste. Sie besteht aus nachhaltigen Materialien, die Umweltbewusstsein und Eleganz verbinden. Erhältlich in Rosa, Schwarz und Weiß, fügt sie sich nahtlos in Ihren Lifestyle ein – ob modern, klassisch oder verspielt.

Mit einer beeindruckenden Akkulaufzeit von bis zu 60 Tagen ist die RevoOne ein verlässlicher Begleiter, egal ob zu Hause oder unterwegs. Kein lästiges Aufladen mehr – nur kompromisslose Pflege, wo immer Sie sind.

Für nur 89,00 € investieren Sie in ein Lächeln, das strahlt und eine Zahnbürste, die hält, was sie verspricht. Gönnen Sie sich und der Umwelt etwas Gutes – entscheiden Sie sich für Qualität, die begeistert.

Revooth. Für ein Lächeln, das bleibt.

Weiter

FERDINAND PORSCHE
FERNFH

57% ausgefüllt

Bitte denken Sie an das eben dargestellte Produkt und bewerten Sie dieses anhand der nachfolgenden Liste von gegenübergestellten Wortpaaren. Bitte Antworten Sie spontan, es gibt keine richtigen oder falschen Antworten.

negativ	○ ○ ○ ○ ○ ○ ○	positiv
ablehnend	○ ○ ○ ○ ○ ○ ○	zustimmend
schlecht	○ ○ ○ ○ ○ ○ ○	gut
unerwünscht	○ ○ ○ ○ ○ ○ ○	erwünscht
gehasst	○ ○ ○ ○ ○ ○ ○	geliebt
bedauernd	○ ○ ○ ○ ○ ○ ○	begeisternd
genervt	○ ○ ○ ○ ○ ○ ○	zufrieden
angespannt	○ ○ ○ ○ ○ ○ ○	ruhig
langweilig	○ ○ ○ ○ ○ ○ ○	aufregend
verärgert	○ ○ ○ ○ ○ ○ ○	entspannt
abstoßend	○ ○ ○ ○ ○ ○ ○	akzeptiert
traurig	○ ○ ○ ○ ○ ○ ○	erfreulich
nutzlos	○ ○ ○ ○ ○ ○ ○	nützlich
unklug	○ ○ ○ ○ ○ ○ ○	klug
unsicher	○ ○ ○ ○ ○ ○ ○	sicher
schädlich	○ ○ ○ ○ ○ ○ ○	vorteilhaft
wertlos	○ ○ ○ ○ ○ ○ ○	wertvoll
unvollkommen	○ ○ ○ ○ ○ ○ ○	vollkommen
bedenklich	○ ○ ○ ○ ○ ○ ○	unbedenklich

Weiter

FERDINAND PORSCHE
FERNFH

71% ausgefüllt

Bitte denken Sie an das eben dargestellte Produkt und gehen Sie davon aus, dass der genannte Preis keine Rolle spielt. Bitte geben Sie an, inwieweit folgende Aussagen zutreffen.

	stimme gar nicht zu ... stimme völlig zu	keine Angabe
Ich habe vor, dieses Produkt zu kaufen.	○ ○ ○ ○ ○ ○ ○	○
Ich beabsichtige, dieses Produkt auszuprobieren.	○ ○ ○ ○ ○ ○ ○	○
Ich würde den Kauf dieses Produkts in Betracht ziehen.	○ ○ ○ ○ ○ ○ ○	○
Ich bin daran interessiert, dieses Produkt zu probieren.	○ ○ ○ ○ ○ ○ ○	○
Die Wahrscheinlichkeit, dass ich dieses Produkt kaufe, ist sehr hoch.	○ ○ ○ ○ ○ ○ ○	○
Wenn ich so ein Produkt kaufen würde, würde ich den Kauf des dargestellten Produkts in Betracht ziehen.	○ ○ ○ ○ ○ ○ ○	○

Weiter

Philipp Seiter, Ferdinand Porsche FERNFH – 2025

FERDINAND PORSCHE
FERNFH

86% ausgefüllt

Abschließend möchte ich Sie noch um einige Angaben zu Ihrer Person bitten.

Welches Geschlecht haben Sie?

- ○ weiblich
- ○ männlich
- ○ divers
- ○ andere Identifikation: _____

Wie alt sind Sie?

Ich bin _____ Jahre

Haben Sie schon einmal Anwendungen mit künstlicher Intelligenz (KI) wie z.B. ChatGPT verwendet?

- ○ Ich habe KI noch nie verwendet und auch keine Kenntnisse darüber
- ○ Ich habe KI noch nie verwendet aber eine grundlegende Vorstellung darüber
- ○ Ich habe KI schon ausprobiert, benutze diese aber selten
- ○ Ich benutze KI jede Woche
- ○ Ich benutze KI täglich
- ○ Andere Nutzung: _____

Welches ist der höchste Bildungsabschluss, den Sie haben?

- ◯ Ich habe keinen Bildungsabschluss
- ◯ Pflichtschulabschluss
- ◯ Lehrabschluss
- ◯ Abschluss einer mittleren Schule (z.B. Handelsschule)
- ◯ Matura, Hochschulreife oder Berufsreifeprüfung
- ◯ Hochschulabschluss/Studiumsabschluss
- ◯ Anderer Schulabschluss:

Wie hoch ist ungefähr Ihr monatliches Nettoeinkommen?

Gemeint ist der Betrag, der sich aus allen Einkünften zusammensetzt und nach Abzug der Steuern und Sozialversicherungen übrig bleibt.

- ◯ Ich habe kein eigenes Einkommen
- ◯ weniger als 500 €
- ◯ 500 € bis unter 1500 €
- ◯ 1500 € bis unter 2500 €
- ◯ 2500 € bis unter 3500 €
- ◯ 3500 € oder mehr
- ◯ Ich möchte darauf nicht antworten

Möchten Sie zu dieser Befragung oder zum besseren Verständnis Ihrer Antworten noch etwas anmerken?

Weiter

FERDINAND PORSCHE FERNFH

Vielen Dank für Ihre Teilnahme!

Ihre Antworten sind ein wichtiger Beitrag zu dieser Studie. Bei etwaigen Fragen oder wenn Sie mir sonst noch etwas mitteilen möchten, können Sie mich unter philipp.seiter@mail.fernfh.ac.at kontaktieren. Falls Sie Personen kennen, die Interesse an dieser Umfrage haben könnten, würde ich mich sehr freuen wenn Sie die Umfrage weiterleiten.

Der Link zur Umfrage, den Sie teilen können:
https://www.soscisurvey.de/marketing2025/
Link per E-Mail weiterleiten »

Ihre Antworten wurden gespeichert, Sie können das Browser-Fenster nun schließen.

Philipp Seiter, Ferdinand Porsche FERNFH – 2025

Anhang B: Codebuch

Variablen-name	Frage	Antwortformat
CASE		Eindeutige Nummer der Teilnehmer:innen
FI01	Einwilligung zur Datenschutzerklärung	1 - Ja, ich stimme der Datenschutzerklärung zu. 2 - Nein, ich stimme der Datenschutzerklärung nicht zu. → Ende des Fragebogens
FV05	Randomisiert zugewiesene Fallvignette	1 - Menschlich erstellte Werbeinhalte 2 - KI-generierte Werbeinhalte 3 - Menschlich erstellte Werbeinhalte mit falscher Quellenangabe 4 - KI-generierte Werbeinhalte mit Quellenangabe
ES01_01	negativ/positiv	1 - negativ 7 - positiv
ES01_02	ablehnend/zustimmend	1 - ablehnend 7 - zustimmend
ES01_03	schlecht/gut	1 - schlecht 7 - gut
ES01_04	unerwünscht/erwünscht	1 - unerwünscht 7 - erwünscht
ES01_05	gehasst/geliebt	1 - gehasst 7 - geliebt
ES01_06	bedauernd/begeisternd	1 - bedauernd 7 - begeisternd
ES01_07	genervt/zufrieden	1 - genervt 7 - zufrieden
ES01_08	angespannt/ruhig	1 - angespannt 7 - ruhig
ES01_09	langweilig/aufregend	1 - langweilig 7 - aufregend
ES01_10	verärgert/entspannt	1 - verärgert 7 - entspannt
ES01_11	abstoßend/akzeptiert	1 - abstoßend 7 - akzeptiert
ES01_12	traurig/erfreulich	1 - traurig 7 - erfreulich
ES01_13	nutzlos/nützlich	1 - nutzlos 7 - nützlich
ES01_14	unklug/klug	1 - unklug

		7 - klug
ES01_15	unsicher/sicher	1 - unsicher 7 - sicher
ES01_16	schädlich/vorteilhaft	1 - schädlich 7 - vorteilhaft
ES01_17	wertlos/wertvoll	1 - wertlos 7 - wertvoll
ES01_18	unvollkommen/vollkommen	1 - unvollkommen 7 - vollkommen
ES01_19	bedenklich/unbedenklich	1 - bedenklich 7 - unbedenklich
KA01_01	Ich habe vor, dieses Produkt zu kaufen.	1 - stimme gar nicht zu 7 - stimme völlig zu -1 - keine Angabe
KA01_02	Ich beabsichtige, dieses Produkt auszuprobieren.	1 - stimme gar nicht zu 7 - stimme völlig zu -1 - keine Angabe
KA01_03	Ich würde den Kauf dieses Produkts in Betracht ziehen.	1 - stimme gar nicht zu 7 - stimme völlig zu -1 - keine Angabe
KA01_04	Ich bin daran interessiert, dieses Produkt zu probieren.	1 - stimme gar nicht zu 7 - stimme völlig zu -1 - keine Angabe
KA01_05	Die Wahrscheinlichkeit, dass ich dieses Produkt kaufe, ist sehr hoch.	1 - stimme gar nicht zu 7 - stimme völlig zu -1 - keine Angabe
KA01_06	Wenn ich so ein Produkt kaufen würde, würde ich den Kauf des dargestellten Produkts in Betracht ziehen.	1 - stimme gar nicht zu 7 - stimme völlig zu -1 - keine Angabe
SD01	Welches Geschlecht haben Sie?	1 - weiblich 2 - männlich 3 - divers 4 - andere Identifikation: -9 - nicht beantwortet
SD01_04	andere Identifikation	Freitext für „SD01“
SD02_01	Ich bin ... Jahre	Freitext (Ganze Zahl)
SD03	Haben Sie schon einmal Anwendungen mit künstlicher Intelligenz (KI) wie z.B. ChatGPT verwendet?	1 - Ich habe KI noch nie verwendet und auch keine Kenntnisse darüber 2 - Ich habe KI noch nie verwendet aber eine grundlegende Vorstellung darüber 3 - Ich habe KI schon ausprobiert, benutze diese aber selten 4 - Ich benutze KI jede Woche 5 - Ich benutze KI täglich

		6 - Andere Nutzung: -9 - nicht beantwortet
SD03_06	Andere Nutzung	Freitext für „SD03“
SD04	Welches ist der höchste Bildungsabschluss, den Sie haben?	1 - Ich habe keinen Bildungsabschluss 2 - Pflichtschulabschluss 3 - Lehrabschluss 4 - Abschluss einer mittleren Schule (z.B. Handelsschule) 5 - Matura, Hochschulreife oder Berufsreifeprüfung 6 - Hochschulabschluss/Studiumsabschluss 7 - Anderer Schulabschluss: -9 - nicht beantwortet
SD04_07	Anderer Schulabschluss	Freitext für „SD04“
SD05	Wie hoch ist ungefähr Ihr monatliches Nettoeinkommen?	1 - Ich habe kein eigenes Einkommen 2 - weniger als 500 € 3 - 500 € bis unter 1500 € 4 - 1500 € bis unter 2500 € 5 - 2500 € bis unter 3500 € 6 - 3500 € oder mehr 7 - Ich möchte darauf nicht antworten -9 - nicht beantwortet
SD06_01	Möchten Sie zu dieser Befragung oder zum besseren Verständnis Ihrer Antworten noch etwas anmerken?	Freitext