

Bachelorarbeit  
im Bachelorstudiengang  
**Wirtschaftspsychologie**  
an der Hochschule für angewandte Wissenschaften Neu-Ulm

**Der Einfluss von Partizipation auf die Wahrnehmung und Bewertung algorithmischer  
Entscheidungen bei der Hochschulwahl**

Erstkorrektorin: Prof. Dr. Michaela Eßbach  
Zweitkorrektor: Prof. Dr. Johannes Basch

Verfasserin: Jeannette Graf (Matrikel-Nr.: 324379)

Thema erhalten: 17.11.2025  
Arbeit abgegeben: 10.03.2026

## Abstract

Algorithmen unterstützen Entscheidungen in vielen Lebensbereichen. Obwohl Algorithmen häufig höhere Vorhersageleistungen zeigen als menschliche Entscheidungsträger, zeigen viele Befunde eine geringere Akzeptanz algorithmischer gegenüber menschlichen Entscheidungen, ein Phänomen, das als Algorithmus-Aversion bezeichnet wird. Teilhabe am Entscheidungsprozess, etwa durch das Ranking von Entscheidungskriterien, könnte dieses Akzeptanzproblem reduzieren, indem Partizipation das Grundbedürfnis nach Autonomie stärkt. Die vorliegende Online-Studie im Kontext der Hochschulwahl untersuchte, ob Partizipation am Entscheidungsprozess die Algorithmus-Aversion reduzieren kann. In einem einfaktoriellen Between-Subjects-Design ( $N = 191$ ) wurden drei Bedingungen verglichen: algorithmische Entscheidung mit Partizipation durch ein Ranking der Entscheidungskriterien, algorithmische Entscheidung ohne Partizipation und eigene Entscheidung ohne algorithmische Unterstützung. Zusammenfassend wurden algorithmische Entscheidungen mit Partizipation signifikant positiver bewertet als algorithmische Entscheidungen ohne Partizipation. Zugleich unterschieden sich algorithmische Entscheidungen mit Partizipation nicht von der eigenen Entscheidung, während algorithmische Entscheidungen ohne Partizipation signifikant schlechter bewertet wurden als die eigene Entscheidung. Die Ergebnisse zeigen, dass Partizipation die Akzeptanz algorithmischer Entscheidungen erhöhen und Algorithmus-Aversion vermeiden kann und liefern Implikationen für die Gestaltung algorithmischer Entscheidungssysteme.

## Inhaltsverzeichnis

|                                                                                |    |
|--------------------------------------------------------------------------------|----|
| 1. Einleitung.....                                                             | 4  |
| 2. Theoretischer Hintergrund .....                                             | 6  |
| 2.1 Holistisches Urteil vs. algorithmische Entscheidungsfindung.....           | 6  |
| 2.2 Algorithmus-Aversion.....                                                  | 6  |
| 2.3 Autonomie und Partizipation in algorithmischen Entscheidungsprozessen..... | 8  |
| 2.3.1 Autonomie als zentraler Erklärungsansatz der Algorithmus-Aversion .....  | 8  |
| 2.3.2 Formen der Einflussnahme: Ergebnis- und Prozesskontrolle.....            | 9  |
| 2.3.3 Wirksamkeit von Autonomie .....                                          | 10 |
| 2.4 Die Hochschulwahl als relevanter Entscheidungskontext .....                | 12 |
| 2.5 Ableitung der Hypothesen .....                                             | 12 |
| 3. Methode.....                                                                | 15 |
| 3.1 Stichprobe.....                                                            | 15 |
| 3.2 Versuchsplanung .....                                                      | 16 |
| 3.3 Versuchsablauf.....                                                        | 17 |
| 3.4 Messungen .....                                                            | 18 |
| 4. Ergebnisse .....                                                            | 20 |
| 4.1 Manipulationscheck .....                                                   | 20 |
| 4.2 Testung der Hypothesen.....                                                | 20 |
| 4.3 Sonstige Analysen.....                                                     | 22 |
| 5. Diskussion.....                                                             | 24 |
| 5.1 Zusammenfassung der Ergebnisse.....                                        | 24 |
| 5.2 Theoretische Implikationen .....                                           | 24 |
| 5.3 Praktische Implikationen.....                                              | 27 |
| 5.4 Limitationen und weiterer Forschungsbedarf .....                           | 27 |
| 5.5 Fazit.....                                                                 | 28 |
| Literaturverzeichnis .....                                                     | 30 |
| Übersicht verwendeter Hilfsmittel.....                                         | 34 |
| Anhang A: Darstellung der experimentellen Manipulation und Stimuli .....       | 35 |
| Anhang B: Übersicht der verwendeten Items und Skalen .....                     | 37 |

## 1. Einleitung

Durch den zunehmenden Einsatz algorithmischer Entscheidungssysteme werden Entscheidungen nicht mehr ausschließlich durch Menschen getroffen. Dazu werden vermehrt Algorithmen eingesetzt, die durch vorgegebene Verfahren und Rechenschritte Entscheidungsprozesse unterstützen oder vollständig autonom Entscheidungen treffen (Dowding & Taylor, 2024; Heise, 2016; Kaufmann et al., 2023; Lee, 2018). Ein Anwendungsbereich algorithmischer Entscheidungsverfahren ist beispielsweise die Kreditvergabe von Banken (Crook et al., 2007). Entscheidungsrelevante Kriterien wie Einkommen oder bisheriges Zahlungsverhalten werden dabei nach einem festgelegten Verfahren systematisch berücksichtigt und zu einer Gesamtbewertung zusammengeführt. Dadurch wird das Rückzahlungsrisiko eingeschätzt und basierend auf diesem Ergebnis die Entscheidung über die Kreditvergabe getroffen.

Neben der Kreditvergabe kommen Algorithmen in zahlreichen weiteren Entscheidungsbereichen zum Einsatz, wie in der Beurteilung und Auswahl von Bewerbenden (Köchling et al., 2021; Neumann, 2025), bei Managemententscheidungen wie der Leistungsbewertung von Mitarbeitenden (Parent-Rochelleau & Parker, 2022), bei der Unterstützung von gerichtlichen Entscheidungen (Ludwig et al., 2024) oder um Vorhersagen über die Entwicklung von Aktienkursen zu machen (Kazem et al., 2013). Vorteile von Algorithmen sind, dass die Ergebnisse replizierbar, konsistenter und in vielen Bereichen auch deutlich valider sind als menschliche Urteile (Grove et al., 2000; Kuncel et al., 2013). Dennoch bevorzugen viele Nutzende menschliche Entscheidungen (Dietvorst et al., 2015). Ein häufiger Grund hierfür ist die Einschränkung des Grundbedürfnisses nach Autonomie (Burton et al., 2020; Nolan & Highhouse, 2014). Vorangegangene Forschung untersucht daher, ob die Einbindung der Nutzenden in den Entscheidungsprozess, in dieser Arbeit als Partizipation bezeichnet, den Autonomieverlust reduziert und die Akzeptanz des Algorithmus erhöht (Neumann et al., 2022; Nolan & Highhouse, 2014).

Vor diesem Hintergrund befasst sich diese Bachelorarbeit mit der Frage, wie die Form der Entscheidungsfindung im Kontext der Hochschulwahl die Bewertung algorithmischer Entscheidungen beeinflusst. Zunächst wird untersucht, ob rein menschliche Entscheidungen positiver bewertet werden als solche mit algorithmischen Empfehlungen (Dietvorst et al., 2015; Jussupow et al., 2020). Darüber hinaus wird basierend auf der Self-Determination-Theory nach Ryan & Deci (2000) und vorausgegangener Forschung zur Autonomie (Dietvorst et al., 2018; Neumann et al., 2022, 2024; Nolan & Highhouse, 2014) geprüft, inwiefern Partizipation am algorithmischen Entscheidungsprozess die Wahrnehmung und Bewertung von algorithmischen Entscheidungsprozessen beeinflusst. Im Fokus der Untersuchung stehen die Zufriedenheit mit

der gewählten Hochschule, die Zufriedenheit mit dem Entscheidungsprozess sowie die wahrgenommene Qualität des Entscheidungsprozesses. Zudem wird untersucht, ob Partizipation das Vertrauen in den Algorithmus stärkt und die Annahmewahrscheinlichkeit des Vorschlags erhöht.

Die Ergebnisse dieser Arbeit sind relevant für die Gestaltung solcher algorithmischer Entscheidungssysteme, um die Akzeptanz und Nutzung der Algorithmen in der Entscheidungsfindung zu erhöhen.

## 2. Theoretischer Hintergrund

### 2.1 Holistisches Urteil vs. algorithmische Entscheidungsfindung

Das Treffen von Entscheidungen stellt keinen einheitlichen Prozess dar, sondern kann auf unterschiedliche Weise erfolgen. In der Forschung wird dabei insbesondere zwischen holistischer und mechanischer Entscheidungsfindung unterschieden. Bei der holistischen oder klinischen Entscheidungsfindung werden Informationen informell, im Kopf des Entscheidungsträgers kombiniert, etwa auf Basis von menschlichem Urteilsvermögen, Einschätzungen oder Intuition (Grove et al., 2000; Grove & Meehl, 1996; Kuncel et al., 2013; Neumann et al., 2023). Diese Form der Entscheidungsfindung ist in der Regel stark subjektiv (Grove et al., 2000; Grove & Meehl, 1996; Kuncel et al., 2013). Ein typisches Beispiel für ein solches menschliches Urteil ist die intuitive Auswahl eines Bewerbenden auf Grundlage des Gesamteindrucks, den Personalverantwortliche aus Vorstellungsgespräch und Bewerbungsunterlagen gewinnen.

Demgegenüber steht die mechanische Entscheidungsfindung, bei der Informationen durch einen Algorithmus anhand fester Regeln und Verfahren verarbeitet werden (Kaufmann et al., 2023; Neumann et al., 2023). Ein Algorithmus wird als eindeutig definierte Handlungsvorschrift oder Rechenverfahren verstanden, das auf Daten, statistischen Modellen oder Entscheidungsregeln basiert (Dietvorst et al., 2015; Heise, 2016; Lee, 2018; Mahmud et al., 2022). Dies kann von einer einfachen Rechenformel bis hin zur Analyse großer Datenmengen reichen (Dowding & Taylor, 2024; Grove & Meehl, 1996). Die Verarbeitung erfolgt für alle Fälle gleich, wodurch die Ergebnisse reproduzierbar sind (Grove et al., 2000). Ein Beispiel hierfür ist die Personalauswahl durch einen Algorithmus, der anhand eines gewichteten Punktesystems aus Testergebnissen, Berufserfahrung und Studienleistungen die Gesamtpunktzahl der Bewerbenden berechnet und auf dieser Grundlage den geeignetsten Kandidaten ermittelt. Algorithmische Entscheidungsfindung bezeichnet den Einsatz solcher Algorithmen zur Unterstützung oder zur autonomen Entscheidung ohne menschliche Intervention (Dowding & Taylor, 2024; Lee, 2018). Gegenstand dieser Arbeit ist ein Algorithmus, der den Nutzenden Entscheidungsempfehlungen liefert und damit eine unterstützende Funktion im Entscheidungsprozess übernimmt.

### 2.2 Algorithmus-Aversion

Obwohl algorithmische Entscheidungen eine höhere Validität aufweisen (Grove et al., 2000; Kuncel et al., 2013), deuten Befunde darauf hin, dass Entscheidungen häufiger auf menschlichem Urteil als auf Algorithmen beruhen (Neumann et al., 2023). Demnach nutzen die meisten Personen ein menschliches Urteil zur Entscheidungsfindung und dessen durchschnittliche Nut-

zungsfrequenz liegt deutlich höher als die von algorithmischen Verfahren (Neumann et al., 2023).

Ein zentraler Erklärungsansatz für diese häufigere Verwendung von menschlicher anstatt algorithmischer Entscheidungsfindung ist das Phänomen der Algorithmus-Aversion. Algorithmus-Aversion bezeichnet die Tendenz, dass Menschen bei der Wahl zwischen einem menschlichen oder einem algorithmischen Entscheidungsträger den Menschen wählen, selbst wenn der Algorithmus bessere Vorhersagen trifft (Dietvorst et al., 2015). Diese überwiegend verhaltensbezogene Perspektive wird von Jussupow et al. (2020) erweitert, die Algorithmus-Aversion als eine voreingenommene Bewertung algorithmischer Systeme verstehen, die sich in negativeren Einstellungen als auch in negativen Verhaltensweisen gegenüber Algorithmen im Vergleich zu menschlichen Akteuren äußert. Diese erweiterte Definition bildet die Grundlage für das Verständnis von Algorithmus-Aversion in der vorliegenden Arbeit, da sie neben dem Verhalten auch die negativeren Einstellungen betont.

Algorithmus-Aversion wurde in zahlreichen Studien untersucht. Sie tritt insbesondere dann auf, wenn Fehler in algorithmischen Entscheidungen wahrgenommen werden, da Menschen Algorithmen identische Fehler weniger verzeihen als menschlichen Entscheidungsträgern (Dietvorst et al., 2015). Im Kontext der Personalauswahl berichten Wesche et al. (2024) zudem höheres Vertrauen, größere Akzeptanz des Entscheidungsträgers sowie höhere Akzeptanz der Entscheidung bei menschlichen statt algorithmischen Entscheidungen. Übereinstimmend dazu werden algorithmische Entscheidungsprozesse auch als weniger fair und weniger vertrauenswürdig wahrgenommen und lösen stärkere negative Emotionen aus (Lee, 2018). Darüber hinaus geht der Einsatz menschlicher Entscheidungsträger im Vergleich zu KI-Algorithmen mit einer stärkeren Wahrnehmung respektvoller Behandlung einher (Bankins et al., 2022). Diese Befunde legen nahe, dass Algorithmen weniger Vertrauen erhalten und schlechter bewertet werden als menschliche Entscheidungsträger.

Neben zahlreichen Befunden zur Algorithmus-Aversion existieren auch Gegenbefunde. Logg et al. (2019) berichten von einem gegenteiligen Effekt, der als Algorithmus-Appreciation bezeichnet wird. Demnach werden algorithmische Ratschläge häufiger befolgt als menschliche. Dieser Effekt nimmt jedoch ab, wenn Personen zwischen der Schätzung des Algorithmus und ihrer eigenen Schätzung wählen müssen. Dieser Widerspruch deutet darauf hin, dass die Algorithmus-Aversion nicht universell ist, sondern von weiteren Faktoren abhängt. Castelo et al. (2019) argumentieren hierzu, dass Algorithmus-Aversion primär bei subjektiv wahrgenommenen Aufgaben auftritt. Obwohl Logg et al. (2019) zeigten, dass Appreciation auch bei subjektivi-

ven Aufgaben wie Musikbewertungen existieren kann, weist die Forschung von Castelo et al. (2019) darauf hin, dass die Akzeptanz kritisch sinkt, sobald eine Aufgabe als interpretationsfähig oder als abhängig von der persönlichen Meinung wahrgenommen wird.

Trotz der Befunde, dass neben Algorithmus-Aversion auch Algorithmus-Appreciation auftreten kann, deutet der aktuelle Forschungsstand insgesamt darauf hin, dass Menschen häufiger menschliche Entscheidungen bevorzugen und positiver bewerten als algorithmische Entscheidungen (Dietvorst et al., 2015; Neumann et al., 2023; Nolan & Highhouse, 2014; Wesche et al., 2024). Die von Kaufmann et al. (2023) untersuchten Aufgaben zeigen demnach, dass im Verhältnis bei 75 % der Aufgaben Algorithmus-Aversion auftrat. Lediglich 18 % der Fälle wiesen eine Akzeptanz algorithmischer Entscheidungen auf. Insgesamt spricht die Befundlage damit für ein Überwiegen von Algorithmus-Aversion.

## **2.3 Autonomie und Partizipation in algorithmischen Entscheidungsprozessen**

### **2.3.1 Autonomie als zentraler Erklärungsansatz der Algorithmus-Aversion**

Zur Erklärung der Algorithmus-Aversion werden in der Forschung verschiedene Ursachen untersucht. Gründe sind beispielsweise eine geringe Akzeptanz durch andere Stakeholder, falsche Erwartungen an den Algorithmus oder der Glaube, dass Regeln nicht zu besseren Ergebnissen führen als die eigene Entscheidung (Burton et al., 2020; Neumann et al., 2023). In dieser Arbeit liegt der Schwerpunkt auf der geringeren wahrgenommenen Selbstbestimmung der Entscheidungsträger (Burton et al., 2020; Nolan & Highhouse, 2014). Dieser Fokus wurde gewählt, da Einschränkungen der Selbstbestimmung unmittelbar mit der Funktionsweise algorithmischer Entscheidungssysteme verbunden sind. Algorithmen basieren auf klar definierten Regeln und standardisierten Entscheidungsprozessen, um möglichst konsistente und valide Vorhersagen zu ermöglichen (Grove et al., 2000; Kaufmann et al., 2023). Diese Standardisierung reduziert jedoch den Ermessensspielraum menschlicher Entscheidungsträger (Nolan & Highhouse, 2014). Dadurch entsteht ein Spannungsfeld zwischen Struktur und Validität auf der einen Seite und der Autonomie auf der anderen Seite, das in der Forschung auch als Autonomie-Validitäts-Dilemma beschrieben wird (Neumann et al., 2022). Aufgrund der Einschränkung der Autonomie durch die strukturellen Eigenschaften algorithmischer Entscheidungssysteme wird sie in dieser Arbeit als besonders relevante Ursache der Algorithmus-Aversion betrachtet.

Den theoretischen Rahmen für die zentrale Bedeutung von Autonomie liefert dabei die Self-Determination-Theory nach Ryan und Deci (2000). Sie beschreibt drei angeborene psychologi-



sche Grundbedürfnisse, die Motivation und Wohlbefinden beeinflussen: Kompetenz, Autonomie und Zugehörigkeit. Während Kompetenz das Erleben effektiver Interaktionen mit der Umwelt umfasst und Zugehörigkeit das Bedürfnis nach sozialer Einbindung adressiert, ist für die vorliegende Arbeit das Bedürfnis nach Autonomie zentral. Dieses beschreibt das Erleben von Selbstbestimmung und freiwilligem Handeln, etwa durch die Möglichkeit, Entscheidungen selbst zu treffen (Deci et al., 2001; Niemiec et al., 2010; Ryan & Deci, 2000).

Auch in algorithmischen Entscheidungsprozessen zeigt sich ein starkes Bedürfnis nach Autonomie und Kontrolle. So zeigte eine Studie von Haesevoets et al. (2021), dass lediglich etwa 5 % der Teilnehmenden eine maschinelle Dominanz der Kontrolle präferierten, während rund 50 % eine menschliche Dominanz und weitere 30 % vollständige menschliche Kontrolle bevorzugten. Dies weist auf ein starkes Autonomiebedürfnis bei algorithmischen Entscheidungen hin.

Da Algorithmen durch ihre Standardisierung mit einer geringeren wahrgenommenen Selbstbestimmung der Entscheidungsträger einhergehen und damit das Bedürfnis nach Autonomie schlechter erfüllen (Burton et al., 2020; Nolan & Highhouse, 2014), ist es wichtig, algorithmische Entscheidungsprozesse so zu gestalten, dass trotz ihrer strukturierten Entscheidungsfindung ein gewisses Maß an Autonomie ermöglicht wird.

### **2.3.2 Formen der Einflussnahme: Ergebnis- und Prozesskontrolle**

Um Nutzenden ein Gefühl von Autonomie bei algorithmischen Entscheidungsprozessen zu vermitteln, wird verstärkt die Human-in-the-Loop-Entscheidungsfindung eingesetzt (Burton et al., 2020). Human-in-the-Loop bezeichnet ein Entscheidungssystem, bei dem algorithmische Prozesse durch den Menschen begleitet und teilweise überwacht werden. Nutzende können dadurch in den Entscheidungsprozess eingreifen, Input geben und die finale Entscheidung treffen (Burton et al., 2020).

Basierend auf dem Konzept der Prozess- und Ergebniskontrolle (Houlden et al., 1978; Thibaut & Walker, 1978) lässt es sich dabei in zwei Möglichkeiten unterscheiden, wie Autonomie in algorithmischen Entscheidungsprozessen ermöglicht werden kann. Zum einen dadurch, dass durch die eigene Anpassung des Ergebnisses der Ausgang der Entscheidung beeinflusst werden kann. Zum anderen dadurch, dass durch die Auswahl und Entwicklung von Informationen, welche die Grundlage für die Entscheidung bilden, Kontrolle über den Prozess ermöglicht wird (Houlden et al., 1978; Thibaut & Walker, 1978).

Die beiden beschriebenen Formen von Autonomie finden sich auch in der Forschung zu algorithmischen Entscheidungssystemen wieder (Cheng & Chouldechova, 2023; Neumann et al., 2022, 2024). Neumann et al. (2024) unterscheiden konzeptionell in ihrer Forschung zwei Möglichkeiten, wie Autonomie in algorithmische Entscheidungsprozesse integriert werden kann. Diese Gestaltungsansätze werden als *Autonomy-Enhancing Algorithmic Predictors (AEAPs)* bezeichnet und weisen deutliche Parallelen zur Ergebnis- und Prozesskontrolle auf. Dabei können Nutzende entweder die Prognose eines Algorithmus anpassen und damit Kontrolle über das Ergebnis ausüben oder die Gewichtung der Prädiktoren festlegen und dadurch den Entscheidungsprozess beeinflussen. In der vorliegenden Arbeit wird letzteres als Partizipation am Entscheidungsprozess verstanden und beschreibt die aktive Mitgestaltung der Entscheidungslogik des Algorithmus, beispielsweise durch die Festlegung von Kriterien und deren Gewichtung und deckt damit den Aspekt der Prozesskontrolle ab (Houlden et al., 1978; Neumann et al., 2022, 2024; Thibaut & Walker, 1978).

### **2.3.3 Wirksamkeit von Autonomie**

Empirische Befunde stützen die Annahme, dass sowohl Ergebnis- als auch Prozesskontrolle positive Effekte auf die Wahrnehmung und Akzeptanz algorithmischer Entscheidungen haben können. Bereits die Möglichkeit, algorithmische Vorhersagen geringfügig anzupassen, erhöht die Nutzungswahrscheinlichkeit des Algorithmus (Dietvorst et al., 2018). Darüber hinaus sind Nutzende stärker dazu bereit, sowohl die Entscheidung als auch den Entscheidungsträger zu akzeptieren, wenn sie die Möglichkeit haben, den Vorschlag des Algorithmus abzulehnen (Schaap et al., 2024).

Nolan und Highhouse (2014) zeigen, dass Partizipation am Entscheidungsprozess das Autonomieerleben erhöht. Demnach ist das wahrgenommene Autonomiepotenzial höher, wenn Nutzende die Gewichtung der Entscheidungskriterien selbst festlegen konnten, statt diese vorgegeben zu bekommen. Dies stärkt das Autonomieerleben durch Partizipation. Zudem gibt es einen positiven Zusammenhang zwischen wahrgenommener Autonomie und der Nutzungsabsicht (Nolan & Highhouse, 2014), was auf eine erhöhte Bereitschaft zur tatsächlichen Nutzung algorithmischer Entscheidungshilfen hinweist.

Diese Befunde wurden von Neumann et al. (2022) erweitert, die sowohl ergebnisbezogene Autonomie als auch Partizipation am Entscheidungsprozess untersuchten. In einem Within-Subjects-Design beurteilten die Teilnehmenden im Kontext der Hochschulzulassung mehrere Bewerbende und machten Vorhersagen über deren späteren Notendurchschnitt und die Abbruch-

wahrscheinlichkeit. Dabei durchliefen sie verschiedene Bedingungen: eine eigene Beurteilung der Personen, eine algorithmische Vorhersage ohne Autonomie, die Möglichkeit zur Anpassung der algorithmischen Vorhersage sowie zwei Bedingungen, in denen sie die Gewichtung der Prädiktoren für die algorithmische Vorhersage selbst festlegen konnten. Die Gewichtung erfolgte dabei einmal individuell für jeden Bewerbenden, bei der für jede Person eine eigene Gewichtung der Prädiktoren festgelegt wurde und einmal als allgemeine Gewichtung, die für alle Bewerbenden gleichermaßen angewendet wurde. Die Ergebnisse zeigten, dass neben der Ergebnisanpassung auch die Gewichtung von Kriterien zu höherem Autonomieerleben, größerer Zufriedenheit und stärkerer Nutzungsabsicht führte als ein Algorithmus ohne Autonomie. Dabei wurde die Festlegung allgemeiner Gewichtungen gegenüber individuellen Gewichtungen bevorzugt und zeigte vergleichbare Effekte wie die Ergebnisanpassung und die eigene, menschliche Entscheidungsfindung.

Ergänzend dazu wirkt sich Autonomie, auch umgesetzt durch Partizipation, positiv auf die Überzeugungen bezüglich der eigenen Verantwortung, Kontrolle und wahrgenommenen Kompetenz im Entscheidungsprozess aus (Neumann et al., 2024).

Entgegen diesen Befunden zeigen Cheng und Chouldechova (2023), dass nicht alle Formen der Prozesskontrolle gleichermaßen wirksam sind. Die Auswahl des zugrunde liegenden statistischen Modells, auf dem die algorithmische Vorhersage basiert, etwa durch die Wahl zwischen logistischer Regression und Entscheidungsbäumen, konnte die Algorithmus-Aversion signifikant reduzieren. Im Gegensatz dazu zeigte die Auswahl der verwendeten Inputvariablen kaum Effekte. Dies widerspricht den Befunden von Neumann et al. (2022) sowie Nolan und Highhouse (2014), die positive Effekte prozessbezogener Autonomie durch die Gewichtung von Kriterien berichteten. Die Studien unterscheiden sich jedoch in der Umsetzung der Prozesskontrolle, da Cheng und Chouldechova (2023) lediglich die Auswahl von Variablen betrachteten, während die anderen Studien deren Gewichtung untersuchten. Insgesamt deutet dieser Gegenbefund darauf hin, dass die konkrete Ausgestaltung der Partizipation entscheidend für den Effekt der Prozesskontrolle ist.

Zusammenfassend legen diese Befunde zur Wirksamkeit von Autonomie in der algorithmischen Entscheidungsfindung nahe, dass Partizipation durch die Gewichtung von Kriterien, neben der Kontrolle über das Ergebnis, zu höherem wahrgenommenem Autonomieerleben beiträgt. Ein höheres Autonomieerleben geht zudem mit größerer Zufriedenheit und einer höheren Nutzungsabsicht algorithmischer Entscheidungssysteme einher und wirkt sich damit auf Einstellungen und Verhaltensabsichten gegenüber algorithmischen Entscheidungen aus.

## 2.4 Die Hochschulwahl als relevanter Entscheidungskontext

Bei der Hochschulwahl spielen zahlreiche Kriterien wie die Attraktivität von Stadt und Umgebung, Berufsaussichten oder der Ruf der Hochschule eine zentrale Rolle, deren Bedeutung zwischen Studieninteressierten stark variiert und unter anderem vom Bildungshintergrund abhängt (Agrey & Lampadan, 2014; Kroher et al., 2023). Es handelt sich damit um einen präferenzabhängigen und überwiegend subjektiven Entscheidungskontext. Dies macht den Anwendungskontext besonders interessant, da Algorithmus-Aversion vor allem bei subjektiv wahrgenommenen Aufgaben auftritt (Castelo et al., 2019).

Zugleich weist die Hochschulwahl eine hohe persönliche Relevanz auf, da ihre Konsequenzen die Studieninteressierten unmittelbar betreffen. So hängen beispielsweise die Passung zur Hochschule und das damit verbundene Zugehörigkeitsgefühl mit Wohlbefinden, Studienmotivation und Studienabbruch zusammen (Suhlmann et al., 2018). Während bisherige Forschung zu Partizipation in algorithmischen Entscheidungssystemen überwiegend leistungsbezogene Kontexte wie Auswahl von Bewerbenden oder Leistungsprognosen untersucht hat (Cheng & Chouldechova, 2023; Neumann et al., 2022, 2024; Nolan & Highhouse, 2014), wurde dieser persönlich bedeutsame Entscheidungskontext bislang kaum betrachtet. Zwar zeigen erste Befunde, dass algorithmische Empfehlungssysteme für Hochschulen grundsätzlich positiv aufgenommen werden (Elahi et al., 2022), bislang ist jedoch unklar, wie Nutzende algorithmische Auswahlprozesse im Vergleich zur eigenen Entscheidung bewerten. Insbesondere zum Einfluss von Partizipation besteht in diesem Kontext eine Forschungslücke. Die vorliegende Studie untersucht daher die Hochschulwahl als persönlich bedeutsamen und präferenzabhängigen Entscheidungskontext, um neue Erkenntnisse für diesen Anwendungsbereich zu gewinnen.

## 2.5 Ableitung der Hypothesen

Frühere Studien zeigen, dass Algorithmen im Vergleich zu menschlichen Entscheidungen eine niedrigere Akzeptanz erfahren sowie als weniger vertrauenswürdig und weniger fair wahrgenommen werden (Dietvorst et al., 2018; Lee, 2018; Wesche et al., 2024). Ein zentraler theoretischer Erklärungsansatz hierfür ist das Erleben von Autonomie als grundlegendes psychologisches Bedürfnis (Ryan & Deci, 2000). Während die eigene, menschliche Entscheidung eine höhere Selbstbestimmung bietet, schränkt der Einsatz eines Algorithmus diese Autonomie ein (Nolan & Highhouse, 2014). Aufgrund dieser Befunde zur Algorithmus-Aversion und dem reduzierten Autonomiepotenzial durch Algorithmen ist zu erwarten, dass Teilnehmende in der Bedingung der eigenen Entscheidung, als Form der maximalen Autonomiewahrnehmung, den

Prozess positiver bewerten als in den algorithmischen Bedingungen, selbst wenn diese Partizipationsmöglichkeiten bieten.

Die erste Hypothese (H1) untersucht die Zufriedenheit mit der Entscheidung und bezieht sich dabei auf das Entscheidungsergebnis.

*H1a: Die Zufriedenheit mit der Entscheidung ist in der Kontrollgruppe mit eigener Entscheidungsfindung höher als in der Algorithmusgruppe mit Partizipation.*

*H1b: Die Zufriedenheit mit der Entscheidung ist in der Kontrollgruppe mit eigener Entscheidungsfindung höher als in der Algorithmusgruppe ohne Partizipation.*

Die zweite Hypothese (H2) bezieht sich auf die allgemeine Bewertung der Zufriedenheit mit dem Entscheidungsprozess, dem Ablauf der Entscheidungsfindung.

*H2a: Die Zufriedenheit mit dem Entscheidungsprozess ist in der Kontrollgruppe mit eigener Entscheidungsfindung höher als in der Algorithmusgruppe mit Partizipation.*

*H2b: Die Zufriedenheit mit dem Entscheidungsprozess ist in der Kontrollgruppe mit eigener Entscheidungsfindung höher als in der Algorithmusgruppe ohne Partizipation.*

Die dritte Hypothese (H3) untersucht die wahrgenommene Qualität des Entscheidungsprozesses.

*H3a: Die Qualität des Entscheidungsprozesses wird in der Kontrollgruppe mit eigener Entscheidungsfindung besser bewertet als in der Algorithmusgruppe mit Partizipation.*

*H3b: Die Qualität des Entscheidungsprozesses wird in der Kontrollgruppe mit eigener Entscheidungsfindung besser bewertet als in der Algorithmusgruppe ohne Partizipation.*

Eine Möglichkeit, die Autonomie in der algorithmischen Entscheidungsfindung zu erhöhen, besteht in der Partizipation der Nutzenden am Entscheidungsprozess. Dies kann beispielsweise dadurch ermöglicht werden, dass Nutzende die Gewichtung der Kriterien, auf denen die algorithmische Empfehlung basiert, selbst festlegen (Neumann et al., 2022, 2024; Nolan & Highhouse, 2014). Daher wird erwartet, dass Partizipation zu positiveren Bewertungen des Entscheidungsprozesses und -ergebnisses führt.

*H1c: Die Zufriedenheit mit der Entscheidung ist in der Algorithmusgruppe mit Partizipation höher als in der Algorithmusgruppe ohne Partizipation.*

*H2c: Die Zufriedenheit mit dem Entscheidungsprozess ist in der Algorithmusgruppe mit Partizipation höher als in der Algorithmusgruppe ohne Partizipation.*

*H3c: Die Qualität des Entscheidungsprozesses wird in der Algorithmusgruppe mit Partizipation besser bewertet als in der Algorithmusgruppe ohne Partizipation.*

Da Partizipation das wahrgenommene Autonomieerleben stärkt (Neumann et al., 2022; Nolan & Highhouse, 2014), ist zu erwarten, dass die Möglichkeit zur Partizipation sowohl das Vertrauen in den Algorithmus als auch die Wahrscheinlichkeit der Annahme des algorithmischen Vorschlags erhöht.

*H4: Das Vertrauen in den Algorithmus ist in der Algorithmusgruppe mit Partizipation höher als in der Algorithmusgruppe ohne Partizipation.*

*H5: Die Wahrscheinlichkeit, dass Teilnehmende den algorithmischen Entscheidungsvorschlag annehmen, ist in der Algorithmusgruppe mit Partizipation höher als in der Algorithmusgruppe ohne Partizipation.*

### 3. Methode

#### 3.1 Stichprobe

Die Teilnehmenden wurden über mehrere Rekrutierungskanäle gewonnen, darunter private Kanäle wie WhatsApp, Instagram und LinkedIn, studentische Mailverteiler der Hochschule sowie die Versuchspersonenplattform Sona und die Rekrutierungsplattform SurveyCircle. Für die Teilnahme über Sona wurden 0,25 Versuchspersonenstunden vergeben. Als zusätzlichen Anreiz bestand für alle Teilnehmenden die Möglichkeit, an der Verlosung eines Amazon-Gutscheins im Wert von 10 Euro teilzunehmen. Die Teilnahme an der Studie war für alle Personen offen, die die Umfrage in deutscher Sprache ausfüllen konnten. Besondere Charakteristika mussten die Teilnehmenden nicht erfüllen.

Die geplante Stichprobengröße wurde mittels Poweranalysen in G\*Power 3.1 bestimmt (Faul et al., 2009). Für die einfaktoriellen ANOVAs zur Prüfung der Hypothesen H1 bis H3, die sich auf die Zufriedenheit mit der Entscheidung, die Zufriedenheit mit dem Entscheidungsprozess sowie die wahrgenommene Qualität des Entscheidungsprozesses bezogen, wurde ein Signifikanzniveau von  $\alpha = .05$ , eine Power von  $1 - \beta = .80$  und ein mittlerer bis großer Effekt von  $f = 0.30$  angenommen. Die Effektgröße orientierte sich an den Zufriedenheitsbefunden von Neumann et al. (2022). Daraus ergab sich eine erforderliche Stichprobengröße von 111 Teilnehmenden. Für Hypothese H4, die das Vertrauen in den Algorithmus untersuchte und mittels eines t-Tests geprüft wurde, wurde ein mittlerer Effekt von  $d = 0.57$  zugrunde gelegt (Neumann et al., 2022), was eine erforderliche Stichprobengröße von 78 Teilnehmenden ergab. Für die logistische Regression zur Prüfung von Hypothese H5, welche die Annahme des algorithmischen Entscheidungsvorschlags untersuchte, wurde ein Odds Ratio von 2.63 angenommen, basierend auf der Studie von Dietvorst et al. (2018). Die Power-Analyse ergab eine erforderliche Stichprobengröße von 114 Teilnehmenden für die beiden Algorithmusbedingungen, was einer Gruppengröße von jeweils 57 Personen entspricht. Da diese Poweranalyse lediglich die beiden Algorithmusbedingungen berücksichtigte, für die gesamte Studie jedoch zusätzlich eine Kontrollbedingung vorgesehen war, wurde die Stichprobe von 114 Teilnehmenden um weitere 57 Personen erweitert. Daraus ergab sich eine geplante Gesamtstichprobe von 171 Teilnehmenden mit jeweils 57 Personen pro Bedingung. Diese Analyse stellte die größte Stichprobenschätzung aller durchgeführten Poweranalysen dar und bildete daher die Grundlage für die Stichprobenplanung.

Insgesamt nahmen 244 Personen an der Online-Umfrage teil. Davon wurden 41 unvollständige Datensätze ausgeschlossen. Weitere 12 Datensätze wurden aufgrund nicht bestandener Auf-

merksamkeitschecks ausgeschlossen. Die finale Stichprobe umfasste somit 191 Teilnehmende und übertraf damit die angestrebte Stichprobengröße von 171 Teilnehmenden leicht. Von den 191 Teilnehmenden wurden 62 der Kontrollgruppe, 57 der Algorithmusgruppe mit Partizipation und 72 der Algorithmusgruppe ohne Partizipation zufällig zugeteilt. Mit 84,7 % war der Großteil der Teilnehmenden weiblich, 14,7 % waren männlich und 0,5 % divers. Das Alter der Teilnehmenden lag zwischen 18 und 67 Jahren, wobei das durchschnittliche Alter 23,7 Jahre betrug. Als höchsten Bildungsabschluss gaben 80 % der Teilnehmenden das Abitur an. Weitere 9,5 % verfügten über einen Bachelorabschluss und 3,7 % über einen Masterabschluss, sodass insgesamt 13,2 % der Teilnehmenden einen Hochschulabschluss hatten. Zusätzlich gaben 4,2 % eine abgeschlossene Berufsausbildung, 2,1 % die mittlere Reife und 0,5 % keinen Abschluss an.

### 3.2 Versuchsplanung

Die Studie wurde als einfaktorielles Between-Subjects-Design umgesetzt mit der unabhängigen Variable Entscheidungsfindung mit drei Ausprägungen: Algorithmus mit Partizipation, Algorithmus ohne Partizipation und Kontrollgruppe. Dabei wurde zwischen den beiden Algorithmusbedingungen die Partizipation am Entscheidungsprozess manipuliert. Die Operationalisierung der Bedingungen erfolgte in Anlehnung an Neumann et al. (2022).

In der Algorithmusbedingung mit Partizipation konnten die Teilnehmenden auf Basis der vorgegebenen Kriterien eine eigene Rangfolge erstellen. Diese Bedingung orientierte sich an der „General Weight Condition“ nach Neumann et al. (2022), bei der die Teilnehmenden die Gewichtung der Kriterien zu Beginn festlegen und diese Gewichtung konstant für sämtliche Bewertungen genutzt wird. Im Unterschied zu der von Neumann et al. (2022) verwendeten direkten Festlegung der Gewichtung erfolgte die Gewichtung in der vorliegenden Studie jedoch indirekt über die Rangfolge. Dabei bestimmte die Rangposition im Hintergrund die Stärke der Gewichtung, sodass höher platzierte Kriterien entsprechend stärker in die Berechnung eingingen. Diese Partizipationsform wurde gewählt, um eine Form der Beteiligung abzubilden, bei der der Einfluss auf die Entscheidungslogik für Nutzende weniger transparent war als bei einer direkten Gewichtung. Durch die indirekte Gewichtung über eine Rangfolge blieben die konkrete Gewichtung sowie die Abstände zwischen den Rangplätzen für die Teilnehmenden unklar, sodass ihr tatsächlicher Einfluss auf das Ergebnis schwerer nachvollziehbar war. Dadurch konnte untersucht werden, ob Partizipation auch dann Effekte zeigte, wenn ihr genauer Einfluss auf die Entscheidungslogik für die Nutzenden nicht transparent war.



In der Algorithmusbedingung ohne Partizipation erhielten die Teilnehmenden ein vorgegebenes Ranking der Kriterien. Diese Bedingung entsprach der „Optimal Model Condition“ nach Neumann et al. (2022), bei der der Algorithmus das Ergebnis ohne Einfluss der Teilnehmenden bestimmt.

In der Kontrollbedingung wählten die Teilnehmenden eine Hochschule eigenständig auf Grundlage der bereitgestellten Informationen aus, ohne algorithmische Unterstützung. Diese Bedingung entsprach der holistischen Bedingung nach Neumann et al. (2022), in der die Bewertung ausschließlich durch das eigene menschliche Urteil erfolgt.

### 3.3 Versuchsablauf

Die Studie wurde als Online-Fragebogen durchgeführt. Zu Beginn mussten alle Teilnehmenden der Einverständniserklärung zustimmen. Im Anschluss erfolgte eine zufällige Zuteilung zu einer von drei Gruppen. Anschließend erhielten die Teilnehmenden einen Einleitungstext zur Hochschulwahl und wurden gebeten, sich in die Rolle von Studieninteressierten zu versetzen, die eine passende Hochschule auswählen möchten. Es standen vier Hochschulen zur Verfügung. Die Hochschulen wurden in einer tabellarischen Übersicht gegenübergestellt. Für jede Hochschule wurden fünf Entscheidungskriterien, etwa die Attraktivität von Stadt und Umgebung oder die Lebensbedingungen am Hochschulort, aufgeführt und jeweils verbal sowie über eine fünfstufige Sternbewertung bewertet. Die fünf Kriterien wurden aus den häufigsten Motiven zur Hochschulwahl aus Kroher et al. (2023) abgeleitet. Der weitere Ablauf unterschied sich je nach Bedingung.

Die Teilnehmenden der Bedingung „Algorithmus mit Partizipation“ ordneten die angezeigten Kriterien per Drag-and-Drop nach persönlicher Wichtigkeit (1 = am wichtigsten, 5 = am wenigsten wichtig) in eine Rangfolge. Auf Grundlage dieses individuellen Rankings wurden die Kriterien durch einen Algorithmus gewichtet, der für jede Hochschule eine Punktzahl berechnete und die Hochschule mit dem höchsten Wert auswählte.

Die Teilnehmenden der Bedingung „Algorithmus ohne Partizipation“ sahen eine vorgegebene Rangfolge der Kriterien. Ihnen wurde mitgeteilt, dass ein Algorithmus auf Basis dieser Kriterien und deren Rangfolge eine Hochschule auswählt. Es erfolgte jedoch keine tatsächliche Berechnung, da die empfohlene Hochschule für alle Teilnehmenden in dieser Bedingung identisch war. Diese Manipulation sollte den Eindruck einer algorithmischen Entscheidungsfindung ohne Partizipation erzeugen.

In den beiden Algorithmus-Bedingungen wurde anschließend mit einem Klick auf „Weiter“ ein Spinning-Wheel, welches eine Berechnung simulieren sollte, angezeigt, gefolgt von der vom Algorithmus ausgewählten Hochschule. Die Teilnehmenden der Kontrollgruppe bekamen kein Ranking angezeigt, sondern wählten eigenständig eine der Hochschulen per Single-Choice-Frage aus.

Im Anschluss folgten für alle drei Bedingungen die Fragen zur Zufriedenheit mit der Entscheidung, zur Zufriedenheit mit dem Entscheidungsprozess und zur Bewertung der Qualität des Entscheidungsprozesses. Die beiden Algorithmusbedingungen beantworteten anschließend zusätzliche Fragen zum Vertrauen in den Algorithmus und gaben danach an, ob sie die Entscheidung des Algorithmus annehmen oder ablehnen möchten. Im Anschluss bearbeiteten alle Gruppen die Fragen zur Algorithmus-Aversion, gefolgt von den Fragen zum Manipulationscheck und den demografischen Daten Alter, Geschlecht und höchstem Bildungsabschluss. Zum Schluss erhielten alle Teilnehmenden einen Abschlusstext inklusive Debriefing und Zugang zum Gewinnspiel.

### 3.4 Messungen

Die vollständige Auflistung aller verwendeten Items ist in Anhang B dokumentiert.

Sofern nicht anders angegeben, wurden alle Items auf einer 7-Punkte-Likert-Skala von 1 = *stimme überhaupt nicht zu* bis 7 = *stimme voll und ganz zu* erfasst.

*Zufriedenheit mit der Entscheidung.* Die Zufriedenheit mit der Entscheidung wurde mit sechs Items erfasst ( $\alpha = .899$ ), darunter „Ich bin sehr zufrieden mit der ausgewählten Hochschule“ und „Ich denke, dass die ausgewählte Hochschule die richtige Entscheidung war“. Die Items wurden aus der Studie von Oliver (1980) adaptiert und an den Kontext der Hochschulwahl angepasst.

*Zufriedenheit mit dem Entscheidungsprozess.* Die Zufriedenheit mit dem Entscheidungsprozess wurde mit einem globalen Item „Ich bin sehr zufrieden mit dem Entscheidungsprozess“ erfasst, das inhaltlich an Dietvorst et al. (2018) angelehnt ist.

*Bewertung der Qualität des Entscheidungsprozesses.* Zur Erfassung der wahrgenommenen Qualität des Entscheidungsprozesses wurde ebenfalls ein globales Item „Ich fand den Entscheidungsprozess zur Auswahl einer Hochschule sehr gut“ verwendet.

*Vertrauen in den Algorithmus.* Zur Messung des Vertrauens in den Algorithmus wurde eine adaptierte Version der „Scale of Trust in Automated Systems“ von Jian et al. (2000) verwendet, die das Vertrauen zwischen Menschen und automatisierten Systemen misst. Die Skala wurde auf den Algorithmus angepasst und umfasste insgesamt zwölf Items ( $\alpha = .925$ ), davon fünf misstrauensbezogene Items wie „Ich bin misstrauisch gegenüber den Absichten, Handlungen oder Ergebnissen des Algorithmus“ sowie sieben vertrauensbezogene Items wie „Ich habe Vertrauen in den Algorithmus“.

*Nutzungsentscheidung.* Zur Erfassung der Nutzungsentscheidung beantworteten die Teilnehmenden eine Single-Choice-Frage, in der sie angaben, ob sie die vom Algorithmus vorgeschlagene Hochschule annehmen oder ablehnen möchten. Die Antwortmöglichkeiten waren „Ja, ich möchte die Auswahl des Algorithmus annehmen“ und „Nein, ich möchte die Auswahl des Algorithmus ablehnen“.

*Ausprägung an Algorithmus-Aversion.* Die individuelle Ausprägung der Algorithmus-Aversion wurde explorativ mit drei Items erfasst ( $\alpha = .680$ ). Die Items bildeten zentrale Facetten der Algorithmus-Aversion ab und umfassten die negativere Bewertung algorithmischer gegenüber menschlichen Entscheidungen, die Präferenz für menschliche Urteile sowie die Bevorzugung menschlicher Entscheidungen selbst dann, wenn Algorithmen bessere Ergebnisse erzielen (Dietvorst et al., 2015; Jussupow et al., 2020; Mahmud et al., 2023). Ein Beispielitem lautete: „In Entscheidungssituationen werde ich von Menschen getroffenen Entscheidungen folgen und nicht den Entscheidungen von Algorithmen, auch wenn diese durchweg bessere Entscheidungen treffen als Menschen“ (Mahmud et al., 2023).

*Manipulationscheck.* Zur Überprüfung des Erfolgs der Manipulation wurde ein Manipulationscheck mit drei Items durchgeführt. Das Item „Ich habe die Entscheidung selbst getroffen“ prüfte, ob die Entscheidung in der Kontrollgruppe als eigene Entscheidung und in den Algorithmusbedingungen als fremdbestimmt wahrgenommen wurde. Die beiden Items „Ich hatte die Möglichkeit, den Entscheidungsprozess mitzugestalten“ und „Ich konnte Einfluss darauf nehmen, nach welchen Kriterien die Entscheidung getroffen wurde“ erfassten, ob die Partizipationsmöglichkeit in der Algorithmusgruppe mit Partizipation wahrgenommen wurde.

## 4. Ergebnisse

### 4.1 Manipulationscheck

Die Teilnehmenden der Kontrollgruppe gaben deutlich häufiger an, die Entscheidung selbst getroffen zu haben ( $M = 6.28$ ,  $SD = 1.00$ ) als Teilnehmende der Partizipationsbedingung ( $M = 4.14$ ,  $SD = 1.74$ ,  $t(187) = 7.08$ ,  $p < .0001$ ) und als Teilnehmende der Algorithmusbedingung ohne Partizipation ( $M = 3.24$ ,  $SD = 1.96$ ,  $t(187) = 10.67$ ,  $p < .0001$ ). Für den direkten Vergleich der beiden Algorithmusbedingungen wurden die zwei Items zur Messung der wahrgenommenen Partizipation aufgrund ihrer hohen Korrelation ( $r = .68$ ,  $p < .001$ ) und guten internen Konsistenz ( $\alpha = .80$ ) zu einer Variable zusammengefasst. Ein aufgrund ungleicher Varianzen berechneter Welch-t-Test zeigte, dass die wahrgenommene Partizipation in der Partizipationsgruppe ( $M = 5.70$ ,  $SD = 0.98$ ) signifikant höher bewertet wurde als in der Algorithmusbedingung ohne Partizipation ( $M = 3.19$ ,  $SD = 1.79$ ,  $t(113.98) = -10.16$ ,  $p < .001$ ,  $d = -1.74$ ). Die Manipulation war somit erfolgreich.

### 4.2 Testung der Hypothesen

Im Folgenden werden die Ergebnisse der Prüfung der Hypothesen dargestellt. Tabelle 1 zeigt die Mittelwerte und Standardabweichungen der ANOVAs und des einseitigen t-Tests der Hypothesen 1 bis 4.

**Tabelle 1.** Deskriptive Statistiken zu Entscheidungs- und Prozesszufriedenheit, Prozessqualität und Vertrauen

|                                             | Zufriedenheit mit der Entscheidung |           | Zufriedenheit mit dem Entscheidungsprozess |           | Qualität des Entscheidungsprozesses |           | Vertrauen in den Algorithmus |           |
|---------------------------------------------|------------------------------------|-----------|--------------------------------------------|-----------|-------------------------------------|-----------|------------------------------|-----------|
|                                             | <i>M</i>                           | <i>SD</i> | <i>M</i>                                   | <i>SD</i> | <i>M</i>                            | <i>SD</i> | <i>M</i>                     | <i>SD</i> |
| Kontrollgruppe ( $n = 62$ )                 | 5.53                               | 1.02      | 5.06                                       | 1.34      | 4.81                                | 1.42      |                              |           |
| Algorithmus mit Partizipation ( $n = 57$ )  | 5.44                               | 1.06      | 5.09                                       | 1.28      | 5.11                                | 1.43      | 4.88                         | 1.03      |
| Algorithmus ohne Partizipation ( $n = 72$ ) | 5.08                               | 1.02      | 4.54                                       | 1.27      | 4.42                                | 1.44      | 4.44                         | 0.99      |

Die berechnete ANOVA zeigte einen signifikanten Haupteffekt der Entscheidungsform auf die Zufriedenheit mit der Entscheidung ( $F(2, 188) = 3.57, p = .030, \eta^2 = 0.04$ ). Zur Prüfung der Hypothesen 1a bis 1c wurden geplante Kontraste berechnet. Entgegen der Erwartung in Hypothese 1a unterschied sich die Zufriedenheit mit der Entscheidung in der Kontrollgruppe nicht signifikant von der Algorithmusgruppe mit Partizipation ( $t(188) = 0.45, p = .655$ ). Die Hypothese 1b konnte jedoch bestätigt werden. Die Kontrollgruppe war signifikant zufriedener mit der Entscheidung als die Algorithmusgruppe ohne Partizipation ( $t(188) = 2.50, p = .013$ ). Übereinstimmend mit Hypothese 1c war die Partizipationsgruppe signifikant zufriedener mit der Entscheidung als die Algorithmusgruppe ohne Partizipation ( $t(188) = 1.98, p = .049$ ).

Für die zweite Hypothese zur Zufriedenheit mit dem Entscheidungsprozess wurde ebenfalls eine ANOVA mit drei geplanten Kontrasten berechnet. Die Ergebnisse zeigten einen Effekt der Entscheidungsform auf die Prozesszufriedenheit ( $F(2, 188) = 3.71, p = .026, \eta^2 = 0.04$ ). Teilnehmende der Kontrollgruppe waren nicht signifikant zufriedener mit dem Entscheidungsprozess als Teilnehmende der Partizipationsgruppe ( $t(188) = -0.1, p = .923$ ). Ohne Partizipation war die Zufriedenheit mit dem Entscheidungsprozess signifikant niedriger als bei der Kontrollgruppe ( $t(188) = 2.3, p = .023$ ) und niedriger als bei der Partizipationsgruppe ( $t(188) = 2.35, p = .020$ ). Die Hypothesen 2b und 2c konnten somit bestätigt werden.

Die berechnete ANOVA mit den geplanten Kontrasten zur wahrgenommenen Qualität des Entscheidungsprozesses konnte ebenfalls einen Effekt der Entscheidungsform feststellen ( $F(2, 188) = 3.93, p = .021, \eta^2 = 0.04$ ). Die geplanten Kontraste ergaben, dass die Kontrollgruppe die Qualität des Entscheidungsprozesses nicht signifikant höher einschätzte als die Partizipationsgruppe ( $t(188) = -1.16, p = .246$ ), und ebenfalls nicht signifikant höher als die Algorithmusgruppe ohne Partizipation ( $t(188) = 1.61, p = .110$ ). Entgegen der Annahme von den Hypothesen 3a und 3b konnte der Effekt der Algorithmus-Aversion somit nicht gezeigt werden. Die Qualität des Entscheidungsprozesses wurde in der Partizipationsgruppe höher bewertet als in der Kontrollgruppe, wobei dieser Unterschied statistisch nicht signifikant war. Übereinstimmend mit Hypothese 3c nahm die Partizipationsgruppe die Qualität des Entscheidungsprozesses höher wahr als die Algorithmusgruppe ohne Partizipation ( $t(188) = 2.77, p = .006$ ). Zusammenfassend konnten die Hypothesen 3a und 3b nicht bestätigt werden, während Hypothese 3c gezeigt werden konnte.

Um das Vertrauen in den Algorithmus zu messen, wurde ein einseitiger t-Test durchgeführt. Die Ergebnisse bestätigten den erwarteten Partizipationseffekt von Hypothese 4. Das Vertrauen in

den Algorithmus war mit Partizipation höher als ohne Partizipation ( $t(127) = -2.48, p = .007$ ). Die Effektstärke entspricht einem kleinen Effekt,  $d = -0.44$  (Cohen, 1988).

Zur Testung der Nutzungsentscheidung wurde eine binäre logistische Regression durchgeführt. Tabelle 2 zeigt die Häufigkeiten der Annahme des Algorithmusvorschlags für beide Algorithmusgruppen. Das Gesamtmodell war nicht signifikant,  $\chi^2(1) = 0.08, p = .772$ . Der Faktor Partizipation zeigte zudem keinen signifikanten Einfluss auf die Annahmewahrscheinlichkeit des Algorithmusvorschlags ( $b = 0.12, SE = 0.42, \text{Wald } z = 0.29, p = .772, OR = 1.13$ ). Hypothese 5 wurde somit nicht bestätigt.

**Tabelle 2.** Absolute und relative Häufigkeiten der Annahme des Vorschlags nach Algorithmusbedingung.

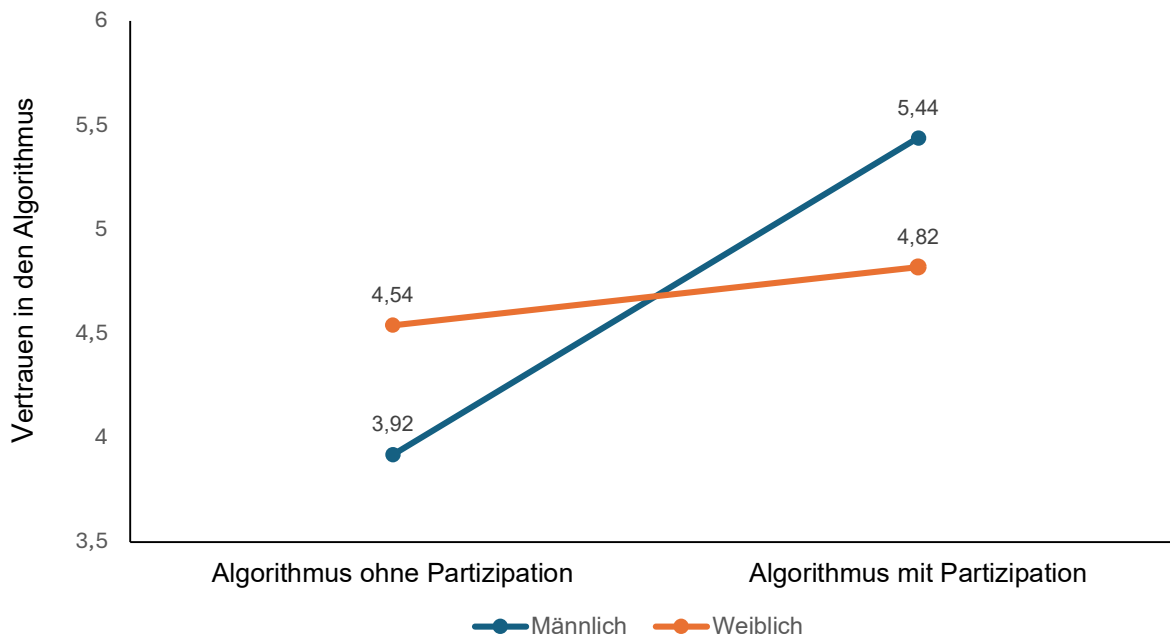
| Bedingung                      | Gruppengröße (n) | Absolute Häufigkeit der Annahmen | Relative Häufigkeit der Annahmen |
|--------------------------------|------------------|----------------------------------|----------------------------------|
| Algorithmus mit Partizipation  | 57               | 44                               | 77,2 %                           |
| Algorithmus ohne Partizipation | 72               | 54                               | 75,0 %                           |

### 4.3 Sonstige Analysen

Es wurde explorativ untersucht, ob die individuelle Ausprägung der Algorithmus-Aversion der Teilnehmenden den Zusammenhang zwischen der Form der Entscheidungsfindung und den abhängigen Variablen moderiert. Dabei wurde bei keiner der abhängigen Variablen ein signifikanter Moderationseffekt der Algorithmus-Aversion gefunden.

Zusätzlich wurde ebenfalls explorativ untersucht, ob Alter, Geschlecht oder das Vorhandensein eines Hochschulabschlusses den Effekt der Entscheidungsform auf die abhängigen Variablen moderieren. Auch hier zeigten sich bis auf eine Ausnahme keine signifikanten Moderationseffekte. Nur hinsichtlich des Vertrauens zeigte sich ein Moderationseffekt des Geschlechts. Wie in Abbildung 1 dargestellt, zeigten Männer in der Partizipationsbedingung ein deutlich höheres Vertrauen als ohne Partizipation, während der Effekt bei Frauen geringer ausfiel ( $F(1, 124) = 5.78, p = .018$ ).

**Abbildung 1.** Moderierender Einfluss des Geschlechts auf den Effekt der Partizipation auf das Vertrauen



## 5. Diskussion

### 5.1 Zusammenfassung der Ergebnisse

Die Studie untersuchte, ob sich die Entscheidungsform, eigene Entscheidung oder algorithmische Entscheidung mit und ohne Partizipation, auf die Wahrnehmung und Bewertung von algorithmischen Entscheidungsprozessen im Kontext der Hochschulwahl auswirkt.

Im Einklang mit Forschung zur Algorithmus-Aversion wurde zunächst geprüft, ob algorithmische Entscheidungen negativer bewertet werden als menschliche Entscheidungen. Die Ergebnisse zeigten dabei ein differenziertes Bild. Eine negativere Bewertung trat ausschließlich bei der algorithmischen Entscheidung ohne Partizipation auf. War Partizipation am Entscheidungsprozess möglich, wurde die algorithmische Entscheidung nicht schlechter bewertet als die eigene, menschliche Entscheidung. Algorithmus-Aversion zeigte sich somit nur bei fehlender Partizipation.

Der direkte Vergleich der beiden algorithmischen Bedingungen verdeutlicht zudem einen konsistent positiven Effekt der Partizipation. Zufriedenheit, wahrgenommene Prozessqualität und Vertrauen in den Algorithmus waren mit Partizipation höher ausgeprägt. Lediglich die Nutzungsentscheidung blieb davon unbeeinflusst.

### 5.2 Theoretische Implikationen

In der Forschung zu algorithmischen Entscheidungsprozessen konnte häufig der Effekt der Algorithmus-Aversion betrachtet werden (Dietvorst et al., 2015; Lee, 2018; Wesche et al., 2024). Die vorliegenden Ergebnisse differenzieren diesen Befund, indem sie zeigten, dass Algorithmus-Aversion nicht pauschal auftritt, sondern von der Ausgestaltung des Entscheidungsprozesses abhängt. Basierend auf der Self-Determination-Theory (Ryan & Deci, 2000) wurde angenommen, dass eine eigenständige Entscheidung aufgrund maximaler Autonomie die höchste Akzeptanz erhält. Die Befunde widersprechen dieser Annahme, da die eigene Entscheidung nicht positiver bewertet wurde als eine algorithmische Entscheidung mit Partizipation. Diese Ergebnisse stehen eher im Einklang mit Neumann et al. (2022), wonach autonomiefördernde Gestaltungselemente dazu führen, dass algorithmische Entscheidungen ähnlich bewertet werden wie menschliche Entscheidungen.

Eine mögliche Erklärung für die vergleichbare Bewertung besteht darin, dass algorithmische Entscheidungsverfahren mit Partizipation sowohl wahrgenommene Vorteile algorithmischer Systeme wie klare Regeln, höhere Objektivität und bessere Vorhersageleistungen (Grove et al.,



2000; Kuncel et al., 2013) als auch das Bedürfnis nach Autonomie und Kontrolle (Nolan & Highhouse, 2014) adressieren. Die partizipative Variante könnte somit den Gewinn an struktureller Qualität nutzen, um eine potenziell geringere Selbstbestimmung zu kompensieren. Eine alternative mögliche Erklärung ist, dass Partizipation das Autonomieerleben in einem Ausmaß ermöglicht, das dem einer eigenständigen Entscheidung nahekommt. Diese Interpretation wird durch Neumann et al. (2022) gestützt, da sich die wahrgenommene Autonomie von AEAPs in ihrer Studie kaum von der menschlichen Entscheidung unterschied. In diesem Fall böte die eigene Entscheidung keinen zusätzlichen wahrgenommenen Autonomievorteil. Zukünftige Forschung sollte daher untersuchen, ob und ab wann Partizipation ein Autonomieerleben ermöglicht, das dem einer eigenen Entscheidung entspricht.

Den Effekt der Partizipation zeigte sich darüber hinaus in einem deutlichen Unterschied zwischen den beiden algorithmischen Bedingungen. Diese Ergebnisse stehen im Einklang mit früherer Forschung zur Bedeutung von Autonomie als psychologisches Grundbedürfnis (Ryan & Deci, 2000) sowie mit Befunden aus algorithmischen Entscheidungskontexten (Neumann et al., 2022, 2024; Nolan & Highhouse, 2014) und zeigen, dass Partizipation die Wahrnehmung und Bewertung der Entscheidung positiv beeinflusst. Die vorliegende Studie deutet zudem darauf hin, dass das Ranking der Inputvariablen eine wirksame Möglichkeit zur Ausübung von Prozesskontrolle darstellt. Während die bloße Auswahl von Inputvariablen in früheren Untersuchungen keine signifikanten Effekte auf die Bewertung zeigte (Cheng & Chouldechova, 2023), führte die hier untersuchte indirekte Beeinflussung der Gewichtung durch ein Ranking der Variablen zu positiven Effekten. Damit ergänzt die Studie Befunde zur direkten Gewichtung von Kriterien (Neumann et al., 2022; Nolan & Highhouse, 2014) sowie zur Auswahl statistischer Modelle, bei der Nutzende zwischen Verfahren wie beispielsweise Regression und Entscheidungsbaum wählen können, auf deren Grundlage der Algorithmus sein Ergebnis berechnet (Cheng & Chouldechova, 2023).

Entgegen den Erwartungen wurde das Verhalten, den Vorschlag anzunehmen oder abzulehnen, nicht durch die Partizipation beeinflusst. Dies steht im Widerspruch zu Befunden, wonach bereits ein geringes Maß an Autonomie ausreicht, um die tatsächliche Nutzung statistischer Modelle signifikant zu steigern (Dietvorst et al., 2018). Auffällig ist jedoch, dass in beiden Algorithmusbedingungen insgesamt hohe Annahmeraten vorlagen. In der Bedingung mit Partizipation nahmen 77 % der Teilnehmenden den Vorschlag an, ohne Partizipation waren es 75 %. Dies deutet darauf hin, dass auch ohne Partizipation eine grundsätzliche Nutzungsbereitschaft bestand. Ein möglicher Erklärungsansatz liegt in der kognitiven Entlastung durch algorithmische Unterstützung. Ein häufiger Grund, warum Algorithmen in Entscheidungsprozessen ver-

wendet werden, ist, dass deren Nutzung weniger aufwendig ist, als eine eigene Entscheidung zu treffen (Neumann et al., 2023). Diese Entlastungsfunktion des Algorithmus könnte die hohe Annahmefähigkeit in beiden Gruppen, inklusive der Algorithmusbedingung ohne Partizipation, begünstigt haben. Hinzu kommt, dass die Entscheidung im vorliegenden Szenario keine realen Konsequenzen hatte. Dadurch konnten auch Personen, die den algorithmischen Vorschlag oder den Entscheidungsprozess weniger positiv bewerteten, den Vorschlag dennoch annehmen, ohne negative Folgen der Entscheidung tragen zu müssen.

Eine weitere Abweichung von den vorherigen Ergebnissen zeigte sich bei der wahrgenommenen Qualität des Entscheidungsprozesses, bei der sich kein Effekt der Algorithmus-Aversion zeigte. Dies bedeutet, dass auch zwischen der Kontrollgruppe und der algorithmischen Bedingung ohne Partizipation kein signifikanter Unterschied bestand. Ein möglicher Grund für diese Abweichung könnte sein, dass der geringere Grad an Selbstbestimmung in der Algorithmusbedingung ohne Partizipation teilweise durch eine höhere wahrgenommene Qualität des Entscheidungsprozesses kompensiert wurde. Im Unterschied zur Zufriedenheit könnte die Bewertung der Prozessqualität stärker anhand der wahrgenommenen strukturellen Vorteile algorithmischer Systeme erfolgen, die häufig durch konsistente und replizierbare Entscheidungsregeln sowie eine höhere Validität gekennzeichnet sind (Grove et al., 2000; Heise, 2016). Während bei der Zufriedenheit möglicherweise erst Partizipation erforderlich war, um potenzielle Nachteile algorithmischer Entscheidungen auszugleichen, könnten bei der Bewertung der Prozessqualität bereits die wahrgenommenen strukturellen Vorteile algorithmischer Verfahren ausgereicht haben. Der Qualitätsvorteil der vollständig algorithmischen Entscheidung könnte dabei den Autonomievorteil der Kontrollgruppe teilweise kompensiert haben, sodass sich die Bewertungen beider Bedingungen annäherten und kein signifikanter Unterschied mehr bestand. Zudem könnte es sein, dass der Entscheidungsprozess der Kontrollgruppe hinsichtlich seiner Qualität nicht als überlegen wahrgenommen worden ist. Dies könnte darauf zurückzuführen sein, dass die Teilnehmenden aufgrund begrenzter Informationen sowie der simplen Interaktion, wie dem bloßen Anklicken einer Hochschule, dem Prozess keine höhere Qualität zusprachen. Folglich wird die Qualität der eigenen Entscheidung nicht höher bewertet als die eines algorithmischen Prozesses, der zwar weniger Autonomie bietet, jedoch einen strukturierteren Entscheidungsprozess und validere Ergebnisse liefert.

### 5.3 Praktische Implikationen

Die Ergebnisse dieser Studie liefern Hinweise für die Gestaltung algorithmischer Entscheidungsprozesse. Um die Akzeptanz zu fördern, sollten entsprechende Systeme so gestaltet sein, dass Nutzende am Entscheidungsprozess partizipieren können, beispielsweise durch ein Ranking der Entscheidungskriterien nach persönlicher Relevanz. Empfehlungssysteme sollten dabei Nutzenden nicht nur Ergebnisse und die zugrunde liegenden Entscheidungskriterien zeigen, sondern ihnen ermöglichen, mitzuentcheiden, nach welchen Kriterien die Entscheidung getroffen wird und dabei ihre persönlichen Präferenzen berücksichtigen.

Die Möglichkeit zur Partizipation erhöht das Vertrauen in den Algorithmus sowie die Bewertung der Entscheidung und des Entscheidungsprozesses. Dadurch lassen sich die Vorteile von Algorithmen, wie kognitive Entlastung und eine hohe Vorhersagegüte (Grove et al., 2000; Kuncel et al., 2013; Neumann et al., 2023), mit dem menschlichen Bedürfnis nach Autonomie und Kontrolle kombinieren (Neumann et al., 2022; Nolan & Highhouse, 2014; Ryan & Deci, 2000). Der Einsatz solcher partizipativen algorithmischen Entscheidungssysteme stellt daher eine strukturelle Ergänzung zur bestehenden menschlichen Entscheidungsfindung dar.

Die Befunde sind besonders relevant für Organisationen und Plattformen, die algorithmische Unterstützung bei der Studienorientierung oder Hochschulwahl anbieten möchten. Da algorithmische Empfehlungssysteme zur Hochschulauswahl bisher kaum angeboten werden, sollten bei der künftigen Entwicklung solcher Systeme partizipative Elemente integriert werden, um sie attraktiv für Nutzende zu gestalten.

### 5.4 Limitationen und weiterer Forschungsbedarf

Trotz der gewonnenen Erkenntnisse weist die Studie mehrere Limitationen auf. Eine Einschränkung liegt darin, dass die Untersuchung auf einem hypothetischen Entscheidungsszenario basierte, das für die Teilnehmenden keine realen Konsequenzen hatte. Dies könnte ihr Antwortverhalten beeinflusst haben, zumal Algorithmus-Aversion bei Entscheidungen mit als schwerwiegend wahrgenommenen Konsequenzen tendenziell stärker ausgeprägt ist (Filiz et al., 2023). Da im vorliegenden Szenario erkennbar war, dass mögliche negative Folgen einer falschen Hochschulwahl die Teilnehmenden nicht tatsächlich betreffen würden, könnte dies zu einer höheren Akzeptanz algorithmischer Entscheidungen geführt haben. In realen Hochschulwahlprozessen könnte Algorithmus-Aversion daher stärker ausfallen, weshalb zukünftige Forschung Studieninteressierte in echten Entscheidungssituationen untersuchen sollte.

Zweitens wurde die Hochschulauswahl stark vereinfacht. In der Realität stehen mehr Kriterien und eine Vielzahl an Hochschulen zur Verfügung. Das ist insbesondere relevant, da frühere Forschung darauf hindeutet, dass die Akzeptanz von Algorithmen bei zunehmender Aufgabenschwierigkeit höher ausfallen kann (Bogert et al., 2021). Die im Szenario vorgenommene Vereinfachung könnte daher die Schwierigkeit der Aufgabe reduziert und die Algorithmus-Aversion tendenziell verstärkt haben.

Eine weitere Einschränkung der Studie betrifft die Zusammensetzung der Stichprobe. Mit einem Frauenanteil von 84,7 % war diese stark homogen. Explorativ zeigte sich ein Moderationseffekt des Geschlechts hinsichtlich des Vertrauens in den Algorithmus, wobei der positive Effekt der Partizipation bei Männern stärker ausfiel als bei Frauen. Dieser Befund weist aufgrund der ungleichen Gruppengrößen nur eine eingeschränkte Aussagekraft auf. Darüber hinaus könnte die insgesamt homogene Stichprobe zu weiteren Verzerrungen der Ergebnisse geführt haben, was die Generalisierbarkeit auf die Gesamtbevölkerung einschränkt. Künftige Forschung sollte die vorliegenden Befunde daher mit einer ausgewogeneren Stichprobe untersuchen, insbesondere bezüglich eines möglichen geschlechterspezifischen Unterschieds in der Wahrnehmung von Algorithmen und dem Einfluss von Partizipation auf das Vertrauen.

Weiterer Forschungsbedarf besteht insbesondere im Vergleich verschiedener Partizipationsformen hinsichtlich ihrer Wirkung. Bisherige Forschung unterschied bereits zwischen Prozess- und Ergebnisautonomie (Cheng & Chouldechova, 2023; Neumann et al., 2022, 2024) sowie zwischen Input- und Modellauswahl (Cheng & Chouldechova, 2023). Unklar bleibt jedoch, in welchem Ausmaß unterschiedliche Formen der Prozesskontrolle die Wahrnehmung und Bewertung algorithmischer Entscheidungen beeinflussen. Dazu zählen beispielsweise die Auswahl des statistischen Rechenverfahrens, wie etwa Regressionsmodelle oder Entscheidungsbäume, die der Algorithmus zur Berechnung eines Ergebnisses nutzt (Cheng & Chouldechova, 2023), das direkte Festlegen von Gewichten (Neumann et al., 2022, 2024; Nolan & Highhouse, 2014) oder ein Ranking von Kriterien, das die Gewichtung indirekt beeinflusst. Von besonderem Interesse ist dabei, welche Formen der Partizipation ein besonders hohes Autonomieerleben und eine hohe Akzeptanz von Algorithmen fördern.

## 5.5 Fazit

Zusammenfassend zeigen die Ergebnisse, dass Algorithmus-Aversion nicht grundsätzlich auftritt, sondern stark von der Möglichkeit zur Partizipation abhängt. Die Algorithmusbedingung mit Partizipation wurde nicht nur signifikant positiver bewertet als die Algorithmusbedingung

ohne Partizipation, sondern unterschied sich zugleich nicht von der eigenen, menschlichen Entscheidung. Der Partizipationseffekt wurde dadurch besonders deutlich. Ohne Partizipation wurde die algorithmische Entscheidung hingegen negativer bewertet als die eigene Entscheidung.

Diese Erkenntnisse sind besonders relevant für die praktische Gestaltung algorithmischer Entscheidungssysteme, insbesondere im Kontext der Hochschulwahl als persönlich bedeutsame und subjektive Entscheidungssituation. In diesem Zusammenhang ist es wichtig, dass den Nutzenden Partizipationsmöglichkeiten am algorithmischen Entscheidungsprozess ermöglicht werden, um die Akzeptanz von Algorithmen zu erhöhen.

Zukünftige Forschung sollte weiter untersuchen, wie unterschiedliche Formen der Prozesskontrolle das Autonomieerleben und die Akzeptanz beeinflussen und welche Partizipationsmöglichkeiten besonders wirksam sind.

## Literaturverzeichnis

- Agrey, L., & Lampadan, N. (2014). Determinant factors contributing to student choice in selecting a university. *Journal of Education and Human Development*, 3(2), 391–404.
- Bankins, S., Formosa, P., Griep, Y., & Richards, D. (2022). AI decision making with dignity? Contrasting workers' justice perceptions of human and AI decision making in a human resource management context. *Information Systems Frontiers*, 24(3), 857–875. <https://doi.org/10.1007/s10796-021-10223-8>
- Bogert, E., Schechter, A., & Watson, R. T. (2021). Humans rely more on algorithms than social influence as a task becomes more difficult. *Scientific Reports*, 11(1), 8028. <https://doi.org/10.1038/s41598-021-87480-9>
- Burton, J. W., Stein, M.-K., & Jensen, T. B. (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>
- Castelo, N., Bos, M. W., & Lehmann, D. R. (2019). Task-dependent algorithm aversion. *Journal of Marketing Research*, 56(5), 809–825. <https://doi.org/10.1177/0022243719851788>
- Cheng, L., & Chouldechova, A. (2023). Overcoming algorithm aversion: A comparison between process and outcome control. *Proceedings of the 2023 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, 1–27. <https://doi.org/10.1145/3544548.3581253>
- Cohen, J. (1988). *Statistical power analysis for the behavioral sciences* (2. Aufl.). Routledge. <https://doi.org/10.4324/9780203771587>
- Crook, J. N., Edelman, D. B., & Thomas, L. C. (2007). Recent developments in consumer credit risk assessment. *European Journal of Operational Research*, 183(3), 1447–1465. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2006.09.100>
- Deci, E. L., Ryan, R. M., Gagné, M., Leone, D. R., Usunov, J., & Kornazheva, B. P. (2001). Need satisfaction, motivation, and well-being in the work organizations of a former eastern bloc country: A cross-cultural study of self-determination. *Personality and Social Psychology Bulletin*, 27(8), 930–942. <https://doi.org/10.1177/0146167201278002>
- Dietvorst, B. J., Simmons, J. P., & Massey, C. (2015). Algorithm aversion: People erroneously avoid algorithms after seeing them err. *Journal of Experimental Psychology: General*, 144(1), 114–126. <https://doi.org/10.1037/xge0000033>
- Dietvorst, B. J., Simmons, J. P., & Massey, C. (2018). Overcoming algorithm aversion: People will use imperfect algorithms if they can (even slightly) modify them. *Management Science*, 64(3), 1155–1170. <https://doi.org/10.1287/mnsc.2016.2643>
- Dowding, K., & Taylor, B. R. (2024). Algorithmic decision-making, agency costs, and institution-based trust. *Philosophy & Technology*, 37(2), 68. <https://doi.org/10.1007/s13347-024-00757-5>

- Elahi, M., Starke, A., El Ioini, N., Lambrix, A. A., & Trattner, C. (2022). Developing and evaluating a university recommender system. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 4, 796268. <https://doi.org/10.3389/frai.2021.796268>
- Faul, F., Erdfelder, E., Buchner, A., & Lang, A.-G. (2009). Statistical power analyses using G\*Power 3.1: Tests for correlation and regression analyses. *Behavior Research Methods*, 41(4), 1149–1160. <https://doi.org/10.3758/BRM.41.4.1149>
- Filiz, I., Judek, J. R., Lorenz, M., & Spiwoks, M. (2023). The extent of algorithm aversion in decision-making situations with varying gravity. *PLOS ONE*, 18(2), e0278751. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0278751>
- Grove, W. M., & Meehl, P. E. (1996). Comparative efficiency of informal (subjective, impressionistic) and formal (mechanical, algorithmic) prediction procedures: The clinical–statistical controversy. *Psychology, Public Policy, and Law*, 2(2), 293–323. <https://doi.org/10.1037/1076-8971.2.2.293>
- Grove, W. M., Zald, D. H., Lebow, B. S., Snitz, B. E., & Nelson, C. (2000). Clinical versus mechanical prediction: A meta-analysis. *Psychological Assessment*, 12(1), 19–30. <https://doi.org/10.1037/1040-3590.12.1.19>
- Haesevoets, T., De Cremer, D., Dierckx, K., & Van Hiel, A. (2021). Human-machine collaboration in managerial decision making. *Computers in Human Behavior*, 119, 106730. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2021.106730>
- Heise, N. (2016). Algorithmen. In J. Heesen (Hrsg.), *Handbuch Medien- und Informationsethik* (S. 202–209). J.B. Metzler. [https://doi.org/10.1007/978-3-476-05394-7\\_27](https://doi.org/10.1007/978-3-476-05394-7_27)
- Houlden, P., LaTour, S., Walker, L., & Thibaut, J. (1978). Preference for modes of dispute resolution as a function of process and decision control. *Journal of Experimental Social Psychology*, 14(1), 13–30. [https://doi.org/10.1016/0022-1031\(78\)90057-4](https://doi.org/10.1016/0022-1031(78)90057-4)
- Jian, J.-Y., Bisanz, A. M., & Drury, C. G. (2000). Foundations for an empirically determined scale of trust in automated systems. *International Journal of Cognitive Ergonomics*, 4(1), 53–71. [https://doi.org/10.1207/S15327566IJCE0401\\_04](https://doi.org/10.1207/S15327566IJCE0401_04)
- Jussupow, E., Benbasat, I., & Heinzl, A. (2020). Why are we averse towards algorithms? A comprehensive literature review on algorithm aversion. *Proceedings of the 28th European Conference on Information Systems (ECIS)*. [https://aisel.aisnet.org/ecis2020\\_rp/168](https://aisel.aisnet.org/ecis2020_rp/168)
- Kaufmann, E., Chacon, A., Kausel, E. E., Herrera, N., & Reyes, T. (2023). Task-specific algorithm advice acceptance: A review and directions for future research. *Data and Information Management*, 7(3), 100040. <https://doi.org/10.1016/j.dim.2023.100040>
- Kazem, A., Sharifi, E., Hussain, F. K., Saberi, M., & Hussain, O. K. (2013). Support vector regression with chaos-based firefly algorithm for stock market price forecasting. *Applied Soft Computing*, 13(2), 947–958. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2012.09.024>
- Köchling, A., Riazzy, S., Wehner, M. C., & Simbeck, K. (2021). Highly accurate, but still discriminatory. *Business & Information Systems Engineering*, 63(1), 39–54. <https://doi.org/10.1007/s12599-020-00673-w>

- Kroher, M., Beuße, M., Isleib, S., Becker, K., Ehrhardt, M.-C., Gerdes, F., Koopmann, J., Schommer, T., Schwabe, U., Steinkühler, J., Völk, D., Peter, F., & Buchholz, S. (2023). *Die Studierendenbefragung in Deutschland: 22. Sozialerhebung. Die wirtschaftliche und soziale Lage der Studierenden in Deutschland 2021*. Bundesministeriums für Bildung und Forschung.
- Kuncel, N. R., Klieger, D. M., Connelly, B. S., & Ones, D. S. (2013). Mechanical versus clinical data combination in selection and admissions decisions: A meta-analysis. *Journal of Applied Psychology*, 98(6), 1060–1072. <https://doi.org/10.1037/a0034156>
- Lee, M. K. (2018). Understanding perception of algorithmic decisions: Fairness, trust, and emotion in response to algorithmic management. *Big Data & Society*, 5(1), 1–16. <https://doi.org/10.1177/2053951718756684>
- Logg, J. M., Minson, J. A., & Moore, D. A. (2019). Algorithm appreciation: People prefer algorithmic to human judgment. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 151, 90–103. <https://doi.org/10.1016/j.obhdp.2018.12.005>
- Ludwig, J., Heineck, P.-M., Hess, M.-T., Kremeti, E., Tauschhuber, M., Hilgendorf, E., & Deutsch, R. (2024). Inequality threat increases laypeople's, but not judges', acceptance of algorithmic decision making in court. *Law & Human Behavior*, 48(5–6), 441–455. <https://doi.org/10.1037/lhb0000577>
- Mahmud, H., Islam, A. K. M. N., Ahmed, S. I., & Smolander, K. (2022). What influences algorithmic decision-making? A systematic literature review on algorithm aversion. *Technological Forecasting and Social Change*, 175, 121390. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.121390>
- Mahmud, H., Islam, A. K. M. N., & Mitra, R. K. (2023). What drives managers towards algorithm aversion and how to overcome it? Mitigating the impact of innovation resistance through technology readiness. *Technological Forecasting and Social Change*, 193, 122641. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2023.122641>
- Mayer, R. C., Davis, J. H., & Schoorman, F. D. (1995). An integrative model of organizational trust. *The Academy of Management Review*, 20(3), 709–734. <https://doi.org/10.2307/258792>
- Neumann, M. (2025). Valide und ethische Personalauswahlentscheidungen brauchen transparente Entscheidungsregeln: Ein Spannungsfeld zwischen Evidenz und Nutzer-Akzeptanz. *Wirtschaftspsychologie*, 27(1), 52–58. <https://doi.org/10.2440/004-0050>
- Neumann, M., Niessen, A. S. M., Hurks, P. P. M., & Meijer, R. R. (2023). Holistic and mechanical combination in psychological assessment: Why algorithms are underutilized and what is needed to increase their use. *International Journal of Selection and Assessment*, 31(2), 267–285. <https://doi.org/10.1111/ijsa.12416>
- Neumann, M., Niessen, A. S. M., Linde, M., Tendeiro, J. N., & Meijer, R. R. (2024). “Adding an egg” in algorithmic decision making: Improving stakeholder and user perceptions, and predictive validity by enhancing autonomy. *European Journal of Work and Organizational Psychology*, 33(3), 245–262. <https://doi.org/10.1080/1359432X.2023.2260540>



- Neumann, M., Niessen, A. S. M., Tendeiro, J. N., & Meijer, R. R. (2022). The autonomy-validity dilemma in mechanical prediction procedures: The quest for a compromise. *Journal of Behavioral Decision Making*, 35(4), e2270. <https://doi.org/10.1002/bdm.2270>
- Niemiec, C. P., Ryan, R. M., & Deci, E. L. (2010). Self-determination theory and the relation of autonomy to self-regulatory processes and personality development. In R. H. Hoyle (Hrsg.), *Handbook of personality and self-regulation* (S. 169–191). Wiley-Blackwell.
- Nolan, K. P., & Highhouse, S. (2014). Need for autonomy and resistance to standardized employee selection practices. *Human Performance*, 27(4), 328–346. <https://doi.org/10.1080/08959285.2014.929691>
- Oliver, R. L. (1980). A cognitive model of the antecedents and consequences of satisfaction decisions. *Journal of Marketing Research*, 17(4), 460–469. <https://doi.org/10.1177/002224378001700405>
- Parent-Rochelleau, X., & Parker, S. K. (2022). Algorithms as work designers: How algorithmic management influences the design of jobs. *Human Resource Management Review*, 32(3), 100838. <https://doi.org/10.1016/j.hrmr.2021.100838>
- Ryan, R., & Deci, E. (2000). Self-determination theory and the facilitation of intrinsic motivation, social development, and well-being. *American Psychologist*, 55(1), 68–78. <https://doi.org/10.1037/0003-066X.55.1.68>
- Schaap, G., Bosse, T., & Hendriks Vettehen, P. (2024). The ABC of algorithmic aversion: Not agent, but benefits and control determine the acceptance of automated decision-making. *AI & Society*, 39(4), 1947–1960. <https://doi.org/10.1007/s00146-023-01649-6>
- Suhlmann, M., Sassenberg, K., Nagengast, B., & Trautwein, U. (2018). Belonging mediates effects of student-university fit on well-being, motivation, and dropout intention. *Social Psychology*, 49(1), 1–64. <https://doi.org/10.1027/1864-9335/a000325>
- Thibaut, J., & Walker, L. (1978). A theory of procedure. *California Law Review*, 66(3), 541–566. <https://doi.org/10.2307/3480099>
- Wesche, J. S., Hennig, F., Kollhed, C. S., Quade, J., Kluge, S., & Sonderegger, A. (2024). People's reactions to decisions by human vs. algorithmic decision-makers: The role of explanations and type of selection tests. *European Journal of Work and Organizational Psychology*, 33(2), 146–157. <https://doi.org/10.1080/1359432X.2022.2132940>

# Übersicht verwendeter Hilfsmittel

## 1. KI-gestützte Schreibwerkzeuge

### Strukturierung und stilistische Überarbeitung

- ChatGPT (GPT-5) von OpenAI (<https://chatgpt.com/>)
- DeepL Write (<https://www.deepl.com/de/write>)
- Gemini (Gemini 3) von Google (<https://gemini.google.com>)
- Microsoft Copilot (GPT-5) (<https://copilot.microsoft.com/>)

Diese obengenannten Hilfsmittel wurden zur Verbesserung der Lesbarkeit, Struktur und Sprache eingesetzt. Im Bereich der stilistischen Überarbeitung wurden die Tools genutzt, um Formulierungen zu überarbeiten, wissenschaftliche Ausdrücke zu präzisieren, Redundanzen zu vermeiden und Inhalte zu paraphrasieren. In Bezug auf die Struktur dienten sie dazu, Feedback zur Verbesserung von Übergängen sowie zur Kürzung und Gliederung von Abschnitten zu geben. Zudem wurden die Tools zur Überprüfung von Rechtschreibung und Grammatik verwendet.

Die inhaltliche Verantwortung sowie die Entscheidung über die Übernahme und Prüfung aller Formulierungen lagen bei der Verfasserin.

### Reine Rechtschreib- und Grammatikprüfung

Die Rechtschreibprüfung von Scribbr (<https://www.scribbr.de/rechtschreibpruefung/>) wurde ausschließlich zur Prüfung von Rechtschreibung und Grammatik eingesetzt.

## 2. Übersetzung

Zur Übersetzung der verwendeten Items wurde unterstützend der DeepL Übersetzer (<https://www.deepl.com/de/translator>) verwendet. Die erzeugten Übersetzungen wurden anschließend von der Verfasserin geprüft und gegebenenfalls angepasst.

## 3. Plagiatsprüfung

Zur Durchführung von Plagiatsprüfungen wurde Turnitin (<http://www.hnu.de/turnitin>) eingesetzt.

## Anhang A: Darstellung der experimentellen Manipulation und Stimuli

### Einführungstext und die Übersicht der Hochschulen für alle Gruppen

\*Bitte versetzen Sie sich in die Situation einer Person, die sich für ein Studium interessiert und eine passende Hochschule auswählen möchte.

Bei der Auswahl einer Hochschule können verschiedene Kriterien eine Rolle spielen, wie die Passung der Hochschule zur gewünschten Fachrichtung, die Attraktivität von Stadt und Umgebung oder die Nähe zu Familie und Freunden.

In der folgenden Abbildung sind die zur Auswahl stehenden vier Hochschulen dargestellt, die sich in der Bewertung dieser Kriterien unterscheiden. Die Erfüllung der einzelnen Kriterien ist jeweils mit 1 bis 5 Sternen bewertet.

Die Tabelle soll Ihnen einen Überblick über die vier Hochschulen geben, Sie müssen sich aber nicht alle Details merken.

| Kriterien                                  | Hochschule A                     | Hochschule B                    | Hochschule C                           | Hochschule D                     |
|--------------------------------------------|----------------------------------|---------------------------------|----------------------------------------|----------------------------------|
| Passung der gewünschten Fachrichtung       | ★★★★☆<br>eher schlechte Passung  | ★★★★★<br>sehr gute Passung      | ★★★★★<br>eher gute Passung             | ★★★★☆<br>mittlere Passung        |
| Attraktivität von Stadt und Umgebung       | ★★★★★<br>eher hohe Attraktivität | ★★★★☆<br>mittlere Attraktivität | ★★★★☆<br>eher niedrigere Attraktivität | ★★★★★<br>sehr hohe Attraktivität |
| Freund/innen oder Familie vor Ort          | ★★★★☆<br>teilweise vor Ort       | ★★★★☆<br>teilweise vor Ort      | ★★★★★<br>eher vor Ort                  | ★★★★☆<br>nicht vor Ort           |
| Günstige Lebensbedingungen am Hochschulort | ★★★★★<br>sehr günstig            | ★★★★☆<br>eher teuer             | ★★★★☆<br>sehr teuer                    | ★★★★☆<br>durchschnittlich        |
| Ruf der Hochschule                         | ★★★★☆<br>eher schlechter Ruf     | ★★★★☆<br>durchschnittlicher Ruf | ★★★★★<br>sehr guter Ruf                | ★★★★☆<br>eher guter Ruf          |

### Auswahl der Hochschule für die Kontrollgruppe

Für welche der vier Hochschulen entscheiden Sie sich? Wählen Sie bitte die entsprechende Hochschule aus.

Bitte merken Sie sich Ihre ausgewählte Hochschule, da es um Ihre Wahrnehmung und Bewertung dieser Entscheidung in den jetzt folgenden Fragen gehen wird.

🔍 Bitte wählen Sie eine der folgenden Antworten:

- ☐ Hochschule A
- ☐ Hochschule B
- ☐ Hochschule C
- ☐ Hochschule D

### Auswahl der Hochschule für die Algorithmusgruppe mit Partizipation

Diese Bewertungen der Hochschulen wurden von einem Algorithmus analysiert. Ein Algorithmus verarbeitet Informationen nach festen Regeln und berechnet so für Sie die passendste Hochschule.

Bevor das Ergebnis vom Algorithmus ermittelt wird, können Sie festlegen, welche Kriterien Ihnen besonders wichtig sind. **Ziehen Sie dazu die Kriterien per Drag & Drop in die gewünschte Reihenfolge.** Das für Sie wichtigste Kriterium sollte oben stehen, das am wenigsten wichtige unten.

Das am höchsten gerankte Kriterium wird vom Algorithmus am stärksten, das niedrigste am schwächsten gewichtet.

**Bitte klicken Sie anschließend auf "Weiter", um das Ergebnis des Algorithmus zu sehen.**

🔍 Ordnen Sie die Elemente in die rechte Liste ein (höchste Bewertung oben). Die Elemente können mit der Maus verschoben werden. Doppelklick verschiebt ein Element in die andere Liste.  
Bitte wählen Sie maximal 5 Antworten.

Verfügbare Einträge

|                                            |
|--------------------------------------------|
| Günstige Lebensbedingungen am Hochschulort |
| Freund/innen oder Familie vor Ort          |
| Passung der gewünschten Fachrichtung       |
| Attraktivität von Stadt und Umgebung       |
| Ruf der Hochschule                         |

Ihr Ranking

## Auswahl der Hochschule für die Algorithmusgruppe ohne Partizipation

Diese Bewertungen der Hochschulen wurden von einem Algorithmus analysiert. Ein Algorithmus verarbeitet Informationen nach festen Regeln und berechnet so für Sie die passendste Hochschule.

Basierend auf früheren Datenauswertungen und Umfragen wurde automatisch eine Rangfolge bestimmt, welche abbildet, wie wichtig die einzelnen Kriterien für die Wahl einer passenden Hochschule sind:

| Rang | Kriterium                                  |
|------|--------------------------------------------|
| 1    | Passung der gewünschten Fachrichtung       |
| 2    | Attraktivität von Stadt und Umgebung       |
| 3    | Freund/innen oder Familie vor Ort          |
| 4    | Günstige Lebensbedingungen am Hochschulort |
| 5    | Ruf der Hochschule                         |

Das am höchsten gerankte Kriterium wird vom Algorithmus am stärksten, das niedrigste am schwächsten gewichtet.

**Bitte klicken Sie auf "Weiter", um das Ergebnis des Algorithmus zu sehen.**

## Anhang B: Übersicht der verwendeten Items und Skalen

### Fragenblock 1: Bewertung der Entscheidung und des Entscheidungsprozesses

Bitte geben Sie an, inwieweit Sie den folgenden Aussagen zum gerade erlebten Entscheidungsprozess und zur ausgewählten Hochschule zustimmen.

Es geht dabei ausschließlich um Ihre spontane Einschätzung, wie Sie die Entscheidung und den Entscheidungsprozess finden. Die Übersichtstabelle mit den Kriterien wird hier bewusst nicht noch einmal angezeigt, da es um Ihre Einschätzung der Entscheidung geht, so, wie Sie sie im Moment empfinden.

#### Zufriedenheit mit der Entscheidung

Die Items basierten auf Oliver (1980) und wurden auf einer 7-Punkte-Likert-Skala von 1 = *stimme überhaupt nicht zu* bis 7 = *stimme voll und ganz zu* erfasst.

- Ich bin sehr zufrieden mit der ausgewählten Hochschule.
- Die ausgewählte Hochschule ist eine kluge Wahl.
- Ich denke, dass die ausgewählte Hochschule die richtige Entscheidung war.
- Wenn ich noch einmal in die Situation der Hochschulwahl kommen würde, wäre mir eine andere Hochschule lieber.
- Ich fühle mich schlecht mit der Entscheidung für diese Hochschule.
- Ich bin unzufrieden mit der Entscheidung für diese Hochschule.

#### Zufriedenheit mit dem Entscheidungsprozess

Das Item war inhaltlich angelehnt an Dietvorst et al. (2018) und wurde auf einer 7-Punkte-Likert-Skala von 1 = *stimme überhaupt nicht zu* bis 7 = *stimme voll und ganz zu* bewertet.

- Mit dem Entscheidungsprozess zur Auswahl einer Hochschule bin ich sehr zufrieden.

#### Qualität des Entscheidungsprozesses

Das Item wurde auf einer 7-Punkte-Likert-Skala von 1 = *stimme überhaupt nicht zu* bis 7 = *stimme voll und ganz zu* erhoben.

- Ich fand den Entscheidungsprozess zur Auswahl einer Hochschule sehr gut.

## Fragenblock 2: Vertrauen in den Algorithmus

Die Items wurden aus Jian et al. (2000) adaptiert und auf einer 7-Punkte-Likert-Skala von 1 = *stimme überhaupt nicht zu* bis 7 = *stimme voll und ganz zu* erfasst.

Bitte geben Sie an, wie sehr Sie folgenden Aussagen zu dem Algorithmus zustimmen, welcher für Sie die passendste Hochschule ausgewählt hat.

- Ich habe Vertrauen in den Algorithmus.
- Der Algorithmus bietet Sicherheit.
- Der Algorithmus hat Integrität. (Integrität bedeutet, dass der Algorithmus konsequent und ehrlich ist und nach Grundsätzen handelt, die für Sie als Nutzer akzeptabel sind\*)
- Der Algorithmus ist zuverlässig.
- Der Algorithmus ist vertrauenswürdig.
- Ich kann dem Algorithmus vertrauen.
- Ich bin mit dem Algorithmus vertraut.
- Der Algorithmus ist irreführend.
- Der Algorithmus verhält sich hinterhältig.
- Ich bin misstrauisch gegenüber den Absichten, Handlungen oder Ergebnissen des Algorithmus.
- Ich bin dem Algorithmus gegenüber vorsichtig.
- Der Algorithmus wird zu einem schädlichen oder nachteiligen Ergebnis führen.

\*Anmerkung: Um Verständnisschwierigkeiten zu vermeiden, wurde für den Begriff Integrität eine Definition in Anlehnung an Mayer et al. (1995) ergänzt.

## Fragenblock 3: Nutzungsentscheidung

Die Erhebung der Nutzungsentscheidung erfolgte über eine Single-Choice-Frage mit zwei Antwortmöglichkeiten.

Möchten Sie die von dem Algorithmus vorgeschlagene Hochschule auswählen?

- Ja, ich möchte die Auswahl des Algorithmus annehmen
- Nein, ich möchte die Auswahl des Algorithmus ablehnen

### Fragenblock 4: Algorithmus-Aversion

Die Items 1 und 2 waren inhaltlich angelehnt an die Definitionen von Dietvorst et al. (2015) und Jussupow et al. (2020). Das Item 3 wurde aus Mahmud et al. (2023) adaptiert. Alle Items wurden auf einer 7-Punkte-Likert-Skala von 1 = *stimme überhaupt nicht zu* bis 7 = *stimme voll und ganz zu* erfasst.

In vielen Entscheidungsprozessen werden zunehmend Algorithmen eingesetzt, die auf systematischen und automatisierten Rechenverfahren basieren und Entscheidungen treffen. Nun geht es um Ihre persönliche Meinung zu Entscheidungen, die von Algorithmen getroffen werden. Bitte geben Sie an, wie sehr Sie folgenden Aussagen zustimmen.

- Ich denke, dass die Nutzung eines Algorithmus zu schlechteren Entscheidungen führt als die Entscheidung eines Menschen.
- Ich bevorzuge menschliche Entscheidungen gegenüber algorithmischen Entscheidungen.
- In Entscheidungssituationen werde ich von Menschen getroffenen Entscheidungen folgen und nicht den Entscheidungen von Algorithmen, auch wenn diese durchweg bessere Entscheidungen treffen als Menschen.

### Fragenblock 5: Manipulationscheck

Die drei Items wurden auf einer 7-Punkte-Likert-Skala von 1 = *stimme überhaupt nicht zu* bis 7 = *stimme voll und ganz zu* bewertet.

Bitte geben Sie an wie sehr sie folgenden Aussagen zum Entscheidungsprozess zur Auswahl einer Hochschule zustimmen.

- Ich hatte die Möglichkeit, den Entscheidungsprozess mitzugestalten.
- Ich konnte Einfluss darauf nehmen, nach welchen Kriterien die Entscheidung getroffen wurde.
- Ich habe die Entscheidung selbst getroffen.