

[www.iu.de](http://www.iu.de)

# IU DISCUSSION

## PAPERS

### Human Resources

Künstliche Intelligenz und Jobs: Eine Untersuchung  
aus der Perspektive der Theorien zur beschränkten  
Rationalität

**SONJA WÜRTEMBERGER**

**TATIANA VILLALOBOS BAUM**

**IU Internationale Hochschule**

Main Campus: Erfurt

Juri-Gagarin-Ring 152

99084 Erfurt

Telefon: +49 421.166985.23

Fax: +49 2224.9605.115

Kontakt/Contact: [kerstin.janson@iu.org](mailto:kerstin.janson@iu.org)

Autorenkontakt/Contact to the author(s):

Prof. Dr. Sonja Würtemberger

ORCID-ID: 0009-0009-3308-8313

IU Internationale Hochschule - Fernstudium

Juri-Gagarin-Ring 152

99084 Erfurt

Email: [sonja.wuertemberger@iu.org](mailto:sonja.wuertemberger@iu.org)

Dr. Tatiana Villalobos Baum

SAP SE

Friedrich-Ludwig-Bauer-Str. 5

85748 Garching bei München

**IU Discussion Papers, Reihe: Human Resources, Vol. 5, No. 5 (JUL 2025)**

ISSN: 2750-0721

DOI: <https://doi.org/10.56250/4060>

Website: <https://repository.iu.org>

# Künstliche Intelligenz und Jobs

Eine Untersuchung aus der Perspektive der Theorien zur beschränkten Rationalität

**Sonja Würtemberger**

**Tatiana Villalobos Baum**

## **ABSTRACT:**

*Since the introduction of ChatGPT in November 2022, the societal debate on the impact of artificial intelligence (AI) on the labor market has intensified. Advances in data processing technology have long been seen as drivers of productivity, significantly influencing businesses worldwide. This study examines why AI is regarded as a major disruptive force in the workplace and how its impact can be measured. The theory of "Bounded Rationality" (BR) serves as the theoretical framework to analyze how AI transforms decision-making and problem-solving processes in organizations, particularly in areas where human judgment has traditionally played a crucial role. After an introduction to the fundamental workings of AI, the study explores the BR theory and its various developments that shape the extent of AI's influence including coded bias. The goal is to provide a deeper understanding of how AI affects human rationality in decision-making and what implications this has for future workplace structures.*

## **KEYWORDS:**

*Bounded Rationality, AI, Job changes, Skill changes, Labor market*

**JEL classification: D91, M00**

## AUTORINNEN



**Prof. Dr. Sonja Würtemberger** ist Professorin für Human Resource Management und promovierte Germanistin. Sie verfügt über 20 Jahre Berufserfahrung in der Praxis, von einer kaufmännischen Ausbildung bis hin zu verschiedenen Stationen im Business Development, Corporate Communications sowie zuletzt in HR seit 2011, u.a. als Head of HR Strategy & Governance bei Ernst & Young GmbH und als Abteilungsleiterin Transformation & Steuerung in Personal bei der Allianz Deutschland AG. Ihre aktuellen Schwerpunktthemen sind Change Management, Diversity Management und Personalstrategie.



**Dr. Tatiana Villalobos Baum** leitet zurzeit die Abteilung Strategic Workforce and Skills Management bei SAP. Geboren in Santiago de Chile wanderte sie nach Deutschland aus, um an der Uni-Mannheim BWL zu studieren. Sie arbeitete während der ersten Berufsjahre bei der MTU Aero Engines AG in Finance und Investor Relations, bevor sie dann zum Personalbereich gewechselte. Nach einem kurzen Aufenthalt in der Chemiebranche, wechselte sie dann in die Allianz, wo sie dann mehrere Positionen in Personal innehatte, bevor sie dann an die Spitze gesetzt wurde, um global die strategische Personalplanung für die Allianz weltweit einzuführen. Nach erfolgreichem Abschluss der Einführung und Übergabe an eine Linienfunktion, ging es dann in die Allianz Global Investors bevor sie dann zur SAP wechselte.

## 1. Einführung

Seit der Einführung von ChatGPT im November 2022 und seinem raschen Anstieg an Nutzer:innen setzt sich unsere Gesellschaft verstärkt mit dem Einfluss und den potenziellen Auswirkungen künstlicher Intelligenz (KI) auf die Arbeitswelt auseinander. Technologien, die eine schnelle Datenverarbeitung ermöglichen, gelten bereits seit vielen Jahren als treibende Kraft des Fortschritts und werden von Unternehmen weltweit als einer der wichtigsten Einflussfaktoren auf u.a. die Produktivität angesehen. Das World Economic Forum (WEF) hat bereits in seiner Studie von 2020 (WEF, 2020), basierend auf der Einschätzung von Manager:innen unterschiedlicher Funktionen in mehr als 20 Ländern weltweit, aufgezeigt, dass der technologische Fortschritt dieser Art einen signifikanten Einfluss auf Arbeitsplätze in den unterschiedlichen Industrien haben wird. In der jüngsten Ausgabe von 2025 (WEF, 2025) wird diese Einschätzung bestätigt, vor allem um die Nutzung von generativer KI kommt niemand mehr herum. Erwartet wird zudem der stärkste Produktivitätszuwachs durch Automatisierung und technologische Innovationen, explizit auch durch KI. Dennoch zeigt die Prognose für den Arbeitsmarkt weiterhin einen positiven Nettoeffekt von 7%: Die neu entstehenden Jobs durch Automatisierung übersteigen weiterhin deutlich die Zahl der wegfallenden Stellen.

Doch welche konkreten Auswirkungen hat dieser Einfluss? Warum wird KI als ein bedeutender disruptiver Faktor in der Arbeitswelt angesehen, und woran wird dies festgemacht? Diese Arbeit wird versuchen, anhand der Theorie der „Bounded Rationality“ (BR) zu erklären, wie und in welcher Weise KI die Arbeitswelt verändern könnte. Dabei liegt der Fokus auf Entscheidungs- und Problemlösungsprozessen in Unternehmen, in denen bislang menschliches Handeln eine zentrale Rolle gespielt hat. Zunächst wird erläutert, wie KI im Allgemeinen funktioniert, um ein Grundverständnis für ihre Rolle im Zusammenhang mit Arbeitsplätzen zu schaffen. Anschließend wird detailliert auf die Theorie der BR und ihre verschiedenen Entwicklungen eingegangen, die einen erheblichen Einfluss auf die Definition des Ausmaßes des Einflusses von KI haben.

## 2. Künstliche Intelligenz – ein Überblick

Eine einfache und plakative Definition von KI ist trotz ihrer Einführung durch John McCarthy in den 1950er Jahren nicht trivial (Russell & Norvig, 2023). Mitchell (2019) formuliert den Anspruch von KI-Entwicklern als die Schaffung von Computerprogrammen, die Aufgaben mindestens auf dem Niveau menschlicher Leistungsfähigkeit lösen können, ohne dass es notwendig ist, dass diese Programme wie Menschen denken. Russell und Norvig (2023) definieren KI in ihrer Funktionsweise als ein Programm oder System, das in der Lage ist, aus großen Datenmengen zu lernen, Muster zu erkennen, Vorhersagen zu treffen, Sprache zu verstehen und Bilder zu erkennen. Hierbei kommen unter anderem Algorithmen des maschinellen Lernens zum Einsatz, die in der Lage sind, zu lernen und sich anzupassen. Russell und Norvig vertiefen die Diskussion über die Definition von KI indem sie das Konzept der Rationalität einbeziehen. Demnach soll KI in der Lage sein, eine Kombination von Denken und Handeln zu erbringen und eine Personifizierung erfolgt anhand des Begriffs „Computeragent“. Dieser rationale Agent soll in der Lage sein, unter Unsicherheit, das beste Ergebnis zu erzielen – das Richtige zu tun. Dabei werden Wissensrepräsentationen und Schlussfolgerungen genutzt. Wissensrepräsentationen ermöglichen es dem Agenten, gespeichertes oder erhaltenes Wissen zu verarbeiten, während Schlussfolgerungen auf

diesem Wissen basieren (Russel & Norvig, 2023). Für die Definition von KI wurde der Turing-Test<sup>1</sup> herangezogen und untersucht, wie viele der damit verbundenen Faktoren erfüllt sind. Davidson (2006) setzte sich kritisch mit dem Turing-Test auseinander und untersuchte, ob dieser tatsächlich geeignet sei, die Natur des Denkens zu definieren. Er kam zu dem Schluss: „Der Turing-Test ist inadäquat, weil er dem menschlichen Fragesteller – dem Interpreten – Kenntnisse vorenthält, über die er verfügen muss, um zu entscheiden, was das Objekt denkt und meint.“ (Davidson, 2006, S. 155-156).

Dabei konnte Davidson im Jahr 2006 nicht voraussehen, dass KI entscheidende Fortschritte machen würde, um die Anforderungen des Turing-Tests zu erfüllen. Deep-Learning-Methoden haben, insbesondere im Bereich der Sprach- und visuellen Objekterkennung, seit 2011 wichtige Entwicklungen erfahren (Russel & Norvig, 2023). Eine dieser Methoden ist die des „Large Language Model“ (LLM). Diese Methode oder Technik ermöglicht es Computerprogrammen menschliche Sprache zu verstehen und zu sprechen. So lernen sie aus Unmengen von Daten aus Büchern, Texten, Artikeln, und dem Internetmuster, Kontext und sogar Grammatik. Dank neuronaler Netzwerke sind sie in der Lage logische und kontextabhängige Antworten zu generieren, die einem menschlichen Denkvorgang ähneln (Davidson, 2023). Dies geschieht durch statistische Modelle und Trainingsdaten.

Diese Methode ist so signifikant und auch disruptiv zugleich, weil sie Menschen ohne Programmierkenntnisse zum ersten Mal ermöglicht, mit dem Computeragenten in menschlicher Sprache zu kommunizieren. In der Arbeitswelt könnte dies bedeuten, dass die Unterstützung von Computeragenten weitreichender sein könnte als je zuvor, da der Zugang entscheidend erleichtert wird. Es könnte jedoch auch bedeuten, dass Computeragenten viele Aufgaben im Unternehmen übernehmen könnten, bei denen Problemlösungsfähigkeiten und Entscheidungen gefragt sind und dabei eine „bessere“ oder „rationalere“ Lösung finden, als Menschen dazu in der Lage wären.

Die zentrale Frage dieser Arbeit ist daher, inwieweit diese Computeragenten die Arbeitswelt revolutionieren werden und welche Arbeitsplätze sie möglicherweise verändern oder übernehmen werden. Um diese Frage strukturiert zu beantworten, wird die Theorie der BR, einschließlich ihrer Weiterentwicklungen, herangezogen.

### 3. Konzepte der Bounded Rationality (BR)

Um das Konzept der BR zu verstehen, ist es unerlässlich, mit dem Begründer dieser Theorie, Herbert A. Simon, zu beginnen und seine Kritik an der neoklassischen Wirtschaftstheorie zu beleuchten. Um das Ziel dieser Arbeit besser einrahmen zu können, wird auch kurz auf die Beziehung zur Neuen Institutionenökonomik eingegangen. Anschließend werden verschiedene Weiterentwicklungen der BR erläutert, um dann die Verbindung zu Arbeitsplätzen zu skizzieren und zu definieren. Es wird angenommen, dass je nach Weiterentwicklung der BR der Einfluss von Computeragenten auf die Arbeitswelt unterschiedlich ausfallen wird. Dies bedeutet, dass der Einfluss von KI in der Arbeitswelt je nach BR-Interpretation/Weiterentwicklung variieren kann. Die Hauptparameter hierbei sind die

<sup>1</sup> Der Turing-Test prüft die Fähigkeit einer Maschine, menschliche Intelligenz zu zeigen. Entwickelt wurde dieses Verfahren im Jahr 1950 von Alan Turing und besteht darin zu testen, ob ein Mensch im Gespräch mit einer Maschine und einem anderen Menschen zuverlässig sagen kann, welcher der Ansprechpartner die Maschine ist (Turing, 1950).

Informationsverarbeitung (Beschaffung, Verarbeitung und Weitergabe) und die Entscheidungsfindung als deren Ergebnis. Daher wird sich diese Arbeit hauptsächlich auf Arbeitsplätze konzentrieren, die sich durch Informationsverarbeitung und Entscheidungsfindungen definieren – zum Beispiel im kaufmännischen Aufgabenbereich.

Simons Kritik von 1960 an der neoklassischen Wirtschaftstheorie zielte auf die Rahmenbedingungen der Entscheidungsfindung und auf das Verhalten des Agenten ab (March & Simon, 1976). Er stellte das bis dahin vorherrschende Konzept des „Homo Oeconomicus“ in Frage. Die angesprochenen Rahmenbedingungen beziehen sich auf die vorhandenen Informationen, wie die Auswahl an möglichen Alternativen, die bereits gegeben ist, ohne jedoch zu erklären, wie diese entstanden sind und wie deren Konsequenzen aussehen, und zwar bei Sicherheit, Risiko und Unsicherheit. Der Homo Oeconomicus wird als Agent betrachtet, der alle Konsequenzen kennt und bewertet und eine Maximierung seiner Nutzenfunktion anstrebt, um Entscheidungen zu treffen. Bei Unsicherheiten kennt der Homo Oeconomicus zwar keine Eintrittswahrscheinlichkeit, aber dafür ebenfalls jede mögliche Konsequenz.

In Bezug auf das Verhalten nutzt der Homo Oeconomicus die Nutzenfunktion, um alle Konsequenzen zu bewerten und zu klassifizieren. Bei Sicherheit ist die Auswahl eindeutig, während bei Risiko die rationalste Alternative gewählt wird, die den größten erwarteten Nutzen bietet (March & Simon, 1976). Jedoch wird es im Falle von Unsicherheiten<sup>1</sup> problematisch für den Homo Oeconomicus, insbesondere wenn die Anzahl der möglichen Alternativen zu groß ist, wie etwa bei einem Schachspiel (Gigerenzer, 2021).

Während die neoklassische Wirtschaftstheorie also annimmt, dass der Homo Oeconomicus perfekt rational ist, wird im Falle von Unsicherheiten jedoch deutlich, dass seine Entscheidungswelt eher lokal als universell ist. Aus diesem Grund präsentiert Simon eine alternative Sichtweise auf Entscheidungsprozesse, in denen Menschen nicht in der Lage sind, kognitiv alle Informationen zu verarbeiten, abgesehen von Zeit und Kosten, die mit der Beschaffung aller Informationen einhergehen: Heuristiken. Menschen verwenden Heuristiken, um Probleme zu vereinfachen und um eine zufriedenstellende Lösung zu finden (Gigerenzer, 2021). Simon stellte hier die Regel des „Satisficing“ auf, bei der der Entscheider<sup>2</sup> ein Zufriedenheitsniveau „a“ anstrebt und dann die Alternative wählt, die ihn zu diesem Niveau führt. Gigerenzer (2021) fasst das so zusammen, dass kognitiv beschränkte Entscheider mit Unsicherheiten klarkommen können, weil die Entscheidung kein perfektes Wissen über die Alternativen abverlangt.

Im Grunde handelt es sich also bei Simons BR-Theorie grundsätzlich um kognitiv beschränkte Entscheidungsträger, die im Gegensatz zum Homo Oeconomicus nicht in der Lage sind, Informationen vollständig zu verarbeiten. Sie können keine rationalen Entscheidungen treffen, und begnügen sich mit einer lediglich zufriedenstellenden Lösung.

Simon war seinen zeitgenössischen Kolleg:innen, die es gewohnt waren, Unsicherheiten auf Risiken zu reduzieren, zu revolutionär; er stellte die herkömmliche Praxis in Frage. Somit war die Entwicklung der

<sup>1</sup> Mit Unsicherheiten sind hier beispielsweise Zukunftsunsicherheiten gemeint, die nicht vorhersehbar sind und sich auch nicht mit Eintrittswahrscheinlichkeiten berechnen lassen (Gigerenzer, 2021).

<sup>2</sup> Bei den Konzeptbegriffen Entscheider, Akteur etc. wird das Maskulinum verwendet, das auf das Abstrakte der Begriffe verweist. Bei konkreten Menschen wird gendersensibel der Doppelpunkt eingesetzt.

BR-Theorie alles andere als linear. Die Integration dieser Theorie in die Ökonomie war damals deshalb noch unklar (Davidson, 2023; Gigerenzer, 2021).

### **3.1 OPTIMIERUNG UNTER NEBENBEDINGUNGEN**

Die nächste Weiterentwicklung oder Interpretation der BR-Theorie wurde von u.a. Stigler (1961) vorgenommen, indem er in Simons Theorie das Konzept des „Satisficing“ durch „Optimizing“ ersetzte. Er nahm an, dass die Suche nach einer optimalen Lösung dann aufhört, wenn die Kosten der Suche den Nutzen übersteigen (Gigerenzer, 2021). Damit reduzierte er die BR-Theorie faktisch auf eine Optimierung unter Nebenbedingungen, bei der es nicht mehr darum geht, dass der Entscheidungsträger nicht in der Lage ist alle nötigen Informationen zu verarbeiten, um eine Entscheidung zu treffen, sondern um die Kosten der Informationsbeschaffung.

Weitere Vertreter dieser Ansicht, wie zum Beispiel Baumol und Quandt (1964) sowie Sargent (1993) werden hier nicht weiter erläutert, da die Quintessenz dieses Entwicklungsschritts bereits dargelegt wurde (Tisdell, 2021). Wegen der erwähnten Informationskosten unter Stigler, wäre es vorteilhaft eine Abgrenzung dieser Arbeit von der Neuen Institutionenökonomik (NIÖ) vorzunehmen, die ebenfalls Informationskosten beim Principal-Agent-Problem untersucht. Hier werden Kosten aber durch Informationsasymmetrien verursacht, zum Beispiel in der Vertragsgestaltung oder bei Transaktionen, die beim Agieren unterschiedlicher Akteure im Wirtschaftsgeschehen entstehen und nicht durch Beschaffung von Informationen.

Nichtdestotrotz stellt die NIÖ einen Fortschritt im Vergleich zur neoklassischen Wirtschaftstheorie. Einige der Modellannahmen dieser, wie zum Beispiel das Fehlen von Präferenzen und die Existenz von homogenen Gütern und Faktoren oder die vollständig vorhandenen Informationen, die die unterschiedlichen Akteure auf dem Markt haben. Das ermöglicht, dass Entscheidungsträger ihre Entscheidungen unter Sicherheit treffen können. Sie haben nicht nur die kostenlosen vollständigen Informationen in Bezug auf Güter und Faktoren, sondern auch in Bezug auf das Verhalten anderer Marktteilnehmer. Die Informationsbeschaffung und -verarbeitung stellt für die Akteure ebenfalls kein Problem dar (Erlei et al., 2016). Aus dieser stark zusammengefassten Darstellung der Kritikpunkte, entwickelt die NIÖ drei Ansätze, die eine realitätsnähere Betrachtung des Wirtschaftsgeschehens ermöglichen:

1. Der Property-Rights Ansatz versucht zu erklären, wie sich die Eigentumsrechte auf das Verhalten der Wirtschaftsakteure auswirken (Feldmann, 1999).
2. Der Principal-Agent Ansatz untersucht die Beziehung zwischen zwei Wirtschaftsakteuren mit unterschiedlichen Nutzenfunktionen, die versuchen ihren eigenen Nutzen zu maximieren, auch wenn dies zum Nachteil des Vertragspartners geschieht (Meuthen, 1997).
3. Die Transaktionskostentheorie beschäftigt sich mit den Koordinationskosten im Unternehmen – hauptsächlich in Form von Verträgen sowie auch Vertragsanpassungen und -neuverhandlungen (Erlei et al., 2016).

Der wichtigste Beitrag der NIÖ kommt aus der realitätsnäheren Annahme, dass Entscheidungsträger eine eigene Nutzenmaximierung verfolgen und diese durch Informationsasymmetrien begünstigt wird. Dies steht im Einklang mit dem „Optimizing“-Ansatz von u.a. Stigler, bei dem die Optimierung der Nutzenfunktion unter Berücksichtigung der Informationskosten erfolgt. Es scheint zunächst

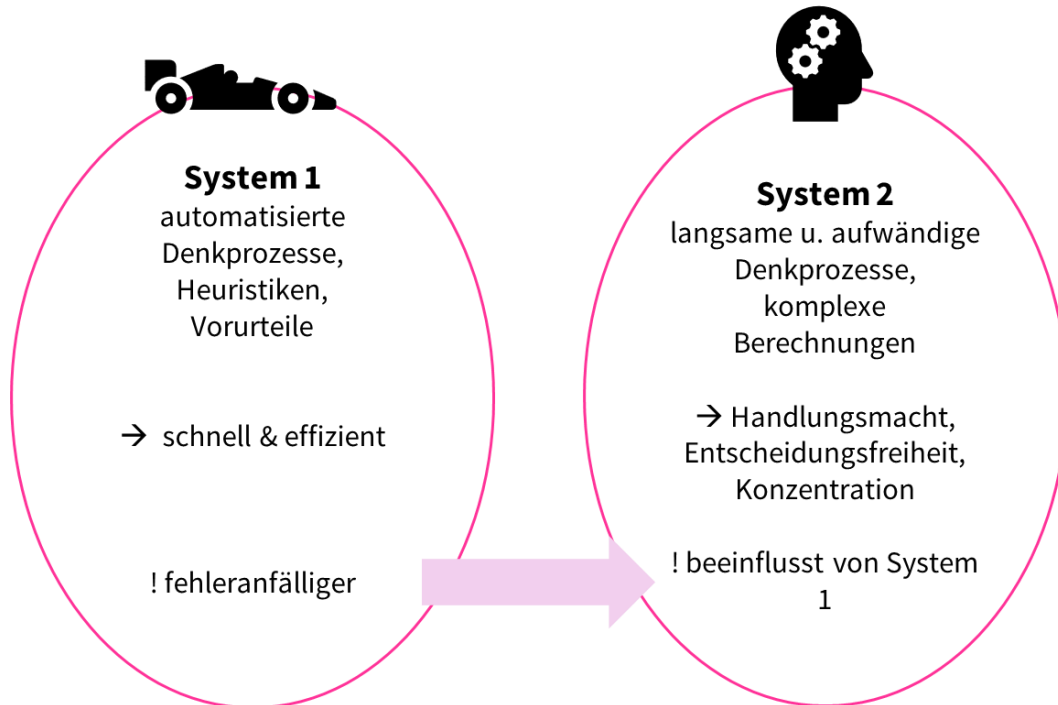
verlockend, die Idee einer weiteren Betrachtung der NIÖ im Zusammenhang mit der BR-Theorie und der künstlichen Intelligenz zu verfolgen. Jedoch teilen sowohl die NIÖ als auch die neoklassische Wirtschaftstheorie das Menschenbild des Homo Oeconomicus, insbesondere in Bezug auf die Informationsverarbeitung. Beide Theorien basieren auf dem methodologischen Individualismus, d.h. das Verhalten der Institutionen ist die Summe der Verhaltensweisen der Individuen innerhalb der Organisation und die Informationsbeschaffung, -verarbeitung und -weitergabe stellen trotz der Kostenimplikationen kein Problem für die Entscheidungsträger dar.

Das Problem bei beiden Theorien liegt jedoch darin, dass die unbeschränkte Fähigkeit der Informationsverarbeitung nicht realistisch ist. Die Tatsache, dass Menschen nicht alle für eine optimale Entscheidung erforderlichen Informationen haben, bedeutet nicht zwangsläufig, dass sie irrational handeln. Deshalb ist die Reduktion der BR-Theorie auf das Informationsproblem zu einfach und nicht weitsichtig genug.

### **3.2 BEHAVIORAL ECONOMICS**

In den 1970er Jahren führten Kahneman und Tversky den Begriff der „Behavioral Economics“ ein. Diese Theorie verwendet, wie die neoklassische Theorie ebenfalls, die Nutzenmaximierung und der erste Satz von Bayes, untersucht jedoch die Abweichung zwischen der optimalen/rationalen Lösung und den tatsächlichen Entscheidungen der Akteure. „Our research attempted to obtain a map of bounded rationality, by exploring the systematic biases that separate the beliefs that people have and the choices they make from the optimal beliefs and choices assumed in rational agent models.“ (Kahnemann, 2003, S. 1449). Diese Theorie verleitet somit zur Interpretation, dass jede Handlung, die vom Optimum abweicht, als irrational eingestuft wird und somit die verwendeten Heuristiken „nur“ zu einer zufriedenstellenden Lösung führen können. Folglich führen Heuristiken zu Verzerrungen (Biases) (Gigerenzer, 2021). Dabei macht Kahneman et al. (2023) keine Unterscheidung zwischen statistischen und psychologischen Biases – beide führen zu Fehlern. Diese Heuristik-Verzerrungs-Theorie erklärt Kahneman (2011) anhand der 2-Systeme-Theorie, wobei im System 1 die automatischen Denkprozesse, basierend auf Heuristiken, Vorurteilen etc. stattfinden. Dieses System ist schnell und effizient, jedoch auch fehleranfälliger. Das System 2 hingegen beinhaltet die langsamen und aufwendigen Denkprozesse, für die beispielsweise auch komplexe Berechnungen nötig sind. Diese bewussten Entscheidungen können das Gefühl der Handlungsmacht, Entscheidungsfreiheit und Konzentration erzeugen. Entscheidungen werden zwar in System 2 getroffen, werden jedoch von System 1 beeinflusst. Die Informationsverarbeitung findet im System 1 statt, während die Schlussfolgerung bzw. die Entscheidung im System 2 getroffen wird. Gerät System 1 in Schwierigkeiten und kann keine automatische Antwort generieren, schaltet sich System 2 ein, verarbeitet die Information bewusst und trifft die Entscheidung. Kahneman zeigt mit System 2, dass er die neoklassische Wirtschaftstheorie nicht vollständig aufgeben kann, da es sich hier, wie beim Homo Oeconomicus, um die „Rational Choice Theory“ handelt (Davidson, 2023; Tisdell, 2021; Gigerenzer, 2021).

Abb. 1 System 1 und System 2 im Überblick (eigene Darstellung)



Um die Biases, die zwischen System 1 und 2 existieren, darzustellen verwendet Kahneman (2011) gerne Experimente. Dies suggeriert, dass die Entscheidungswelt eher begrenzt ausfällt, weil sonst die optimale Lösung von System 2 sich nicht darstellen ließe. Denn bei sehr großen und komplexen Problemen, die eine große Menge an Daten benötigen, würde System 2 wahrscheinlich ebenfalls Abstraktionen, Modelle (zur Vereinfachung Unsicherheiten zu Risiken werden lassen) und Heuristiken verwenden oder unrealistisch bleiben. Bezogen auf den Informationsbedarf lässt sich bei der Heuristik-Bias-Theorie festhalten, dass Informationen dazu dienen könnten, als Korrektiv von Biases zwischen System 1 und 2 zu agieren und Entscheidungen „rationaler“<sup>1</sup> zu machen.

### 3.3. ÖKOLOGISCHE RATIONALITÄT

Gigerenzer (2021) kritisiert Kahnemans‘ Theorie aufgrund der Vernachlässigung von Umweltfaktoren, unter denen eine Heuristik wahrscheinlich ebenfalls zum Ziel führen könnte. Er argumentiert, dass Heuristiken nicht das Problem, sondern vielmehr die Lösung bei Entscheidungen unter Unsicherheit sind. Für Gigerenzer sind Heuristiken keine fehleranfälligen Strategien, sondern effektive Werkzeuge angesichts begrenzter Informationen. Er betont die ökologische Rationalität, bei der sich Individuen, Märkte oder Institutionen den Strukturen ihres Umfelds anpassen. Deshalb lässt sich das menschliche Verhalten dann verstehen, so Gigerenzer, wenn sowohl Intelligenz als auch die Umwelt betrachtet werden – also die Passung zwischen Kognition und Umwelt. Kiesling (2015) beschreibt, dass es sich bei diesen ökologischen Heuristiken auch um implizites oder unbewusstes Kontextwissen handelt. Im

<sup>1</sup> Das Adjektiv „rational“ wird hier mit dem Begriff der „informationsbasierten Entscheidung“ gleichgesetzt, da mehr Informationen nicht unbedingt zu einer rationalen Entscheidung führen – wie später genauer erläutert.

Umkehrschluss wären dann Informationen, die zur Entscheidungsfindung oder Problemlösung nötig sind, als explizites oder deklaratives Wissen zu definieren.

Gigerenzers Konzept der ökologischen Rationalität basiert auf drei Fragen oder Dimensionen: der deskriptiven, präskriptiven und technischen Frage. Die deskriptive Frage untersucht, ähnlich wie die verwendeten Instrumente nach Simon, die Werkzeuge, mit denen Entscheidungen unter Unsicherheit getroffen werden. Im Gegensatz zu Simon, der nur das Konzept des "Satisficing" verwendet, spricht Gigerenzer (2021) von einer vielfältigen Werkzeugkiste. Die präskriptive Frage betrifft die Umweltstrukturen, die existieren müssten, um bessere Entscheidungen zu ermöglichen.

Die Vielfalt der Werkzeugkiste der Entscheidungsträger, so Gigerenzer et al. (2022), ist umfangreich, von sozialen bis hin zu strategischen Heuristiken. Eine vollständige Analyse aller Elemente würde den Umfang dieser Arbeit überschreiten. Zwei Aspekte sind jedoch von besonderer Bedeutung für den weiteren Verlauf dieser Argumentation:

- Entscheidungsträger nutzen Hinweise (Cues) oder Signale wie zum Beispiel externe Reize, Gefühle, Intuition, politische Einschätzungen und Erfahrungen etc. als zusätzliche Information, um die Situation besser einschätzen zu können und damit eine adäquate Handlung auszuwählen. Zu den Cues kann auch Faktenwissen gehören, da dies ebenfalls zur Auswahl der geeigneten Heuristik beiträgt.
- Expertenwissen zählt bei Gigerenzer zum Bereich der Intuition und spielt bei der Auswahl der richtigen Heuristik eine entscheidende Rolle.

In Bezug auf die Informationsverarbeitung lässt sich sagen, dass Gigerenzer, trotz der Nähe zu Simons Theorie, den Informationsbegriff deutlich erweitert und die Komplexität von Entscheidungen betont. Er stellt klar dar, dass Entscheidungen unter Berücksichtigung von viel mehr Faktoren stattfinden, die keine Laborsituation in der Lage wäre abzubilden. Der Homo Oeconomicus spielt dabei keine Rolle. Auch die Differenzierung zwischen Experten und Novizen findet bei Gigerenzer einen Platz, und macht damit klar, dass nicht alle Entscheidungsträger gleich rational oder irrational sind, sondern Erfahrung und Intuition eine wichtige Rolle spielen.

Diese Arbeit verwendet die verschiedenen Versionen/Interpretationen der BR-Theorie als Referenzpunkt für menschliches Verhalten in Bezug auf Informationsverarbeitung, Entscheidungsfindung und Problemlösung in der Arbeitswelt, um den möglichen Einfluss von KI zu analysieren. Insbesondere liegt der Fokus auf der Problematik der Informationsbeschaffung, -verarbeitung und -darstellung sowie der Entscheidungsfindung. In der folgenden Tabelle werden die verschiedenen Theorien noch einmal zusammenfassend miteinander verglichen:

<b>Autor</b>	<b>Theorie</b>	<b>Rational Choice Ansatz?</b>	<b>Alternative</b>
Simon	Beschränkte Kognition bei der Verarbeitung von Informationen	Nein	Satisficing anhand von Heuristiken
Stigler et al.	Beschränkte Möglichkeiten an Informationen heranzukommen wegen der damit verbundenen Kosten	Ja	Optimierung unter Nebenbedingung der Informationskosten
Kahneman	System 2 hat keine Einschränkungen. System 1 ist biased und weicht von der optimalen Lösung ab	System 2 ja System 1 nein	Misst Abweichungen zwischen System 1 und 2
Gigerenzer	Beschränkte Kognition und berücksichtigt zusätzlich Umweltfaktoren, die ebenfalls bei der Entscheidung eine Rolle spielen	Nein	Werkzeugkiste mit Heuristiken inklusive präskriptiven Empfehlungen bzgl. Handlungsumwelt

*Tabelle 1: Zusammenfassung der unterschiedlichen Theorien beschrieben in Kapitel 2.*

## 4. Der Einfluss von KI auf die Arbeitsplätze

Das Thema der Informationsbeschaffung und -verarbeitung spielt bei der BR eine zentrale Rolle. Ebenso eine wichtige Rolle spielen Heuristiken, außer bei der Theorie der Optimierung unter Nebenbedingungen, weil sie hier nicht zum Einsatz kommen. Eine implizite Dimension, die auch von Gigerenzer erwähnt wird und bei der Anwendung von Heuristiken eine Schlüsselrolle spielt, ist das Wissen - auch im Zusammenhang mit Novizen und Experten. Im nächsten Abschnitt wird kurz erläutert, welche Rolle Wissensarten in den BR-Theorien spielen, um dann eine strukturierte Brücke zur Arbeitswelt zu schlagen.

### 4.1 ZUSAMMENHANG ZWISCHEN WISSEN UND ENTSCHEIDUNGEN

Wissen, Entscheidungen und Problemlösungen hängen dabei eng miteinander zusammen. In seiner Arbeit zum kognitionsorientierten Ansatz des Controllings erklärt Lingnau (2006), dass Menschen ein bestimmtes Ziel erreichen möchten, indem sie von einem Ausgangszustand zu einem Zielzustand gelangen wollen. Die Problemlösung (von a nach b zu kommen) wird dabei als Informationsverarbeitungsprozess verstanden, das menschliche Gedächtnis somit als Informationsverarbeitungssystem und das Verhalten, als Konsequenz daraus betrachtet. Wobei Wissen als ergänzendes Element im Informationsverarbeitungsprozess gesehen wird (Putz-Osterloh, 1988). Wenn der Entscheidungsträger über das relevante Wissen und die nötigen Informationen verfügt, um das Problem zu lösen oder das Ziel zu erreichen, dann wird das Problem zur Aufgabe, so Lingnau (2006). Sollte der Entscheidungsträger jedoch nicht über das nötige Wissen verfügen, dann kann er entweder nach einer passenden Heuristik oder nach zusätzlichem, problemlösungsrelevantem Wissen suchen, dies allerdings nur im Rahmen seiner kognitiven Fähigkeiten. Nun stellt sich die Frage, welche Art von Wissen für Entscheidungsträger relevant beziehungsweise erforderlich ist.

## 4.2 WISSENSARTEN

Problemlösungsrelevantes Wissen kann in unterschiedlicher Form vorliegen. Kahneman hat mit System 1 und 2 zwischen zwei Wissensarten unterschieden und sie schnelles und langsames Wissen genannt. System 1 stellt das schnelle Wissen und System 2 das langsame Wissen dar. Hierbei geht es weniger um die Arten von Wissen, sondern vielmehr um die Unterschiede in der Art und Weise, wie Informationen verarbeitet werden und Entscheidungsprozesse ablaufen.<sup>1</sup>

Betrachtet man den Wissensinhalt genauer, kann man in Anlehnung an Wittmann et al. (1996) eine Unterscheidung in deklaratives und prozedurales Wissen erkennen. Das deklarative Wissen bezieht sich auf Faktenwissen, während sich das prozedurale Wissen mehr auf Handlungs- und Methodenwissen bezieht. Umgangssprachlich könnte man hier von „Know-What“ und „Know-How“ oder „Wissen“ und „Können“ sprechen. Diese beiden Wissensarten können sowohl in System 1 als auch in System 2 von Kahneman (2011) vorgefunden werden, wobei im System 1, wo automatische Heuristiken zum Einsatz kommen (schnelles Denken), von verinnerlichtem prozeduralem Wissen ausgegangen werden kann, obwohl er selbst System 1 mit dem deklarativen Wissen in Zusammenhang bringt. Ein Beispiel hierzu wäre das Radfahren, da es sich hierbei klar um Handlungswissen handelt, welches sich schlecht in Worte fassen lässt, da es im Unterbewusstsein befindet.

Ein konkretes Beispiel aus der Unternehmenspraxis verdeutlicht die Wechselwirkungen und das Verständnis zwischen den verschiedenen Arten von Wissen und Expertise. In der Personalabteilung liegen die Verantwortung und die Prozessexpertise für die jährliche Personalplanung. Die Personalcontroller:innen haben das Methoden- und Instrumentenwissen, das für die Durchführung der Personalplanung erforderlich ist. Sie haben ebenfalls das Faktenwissen über die Personalzahlen und die dazugehörigen Budgets. Personalcontroller:innen haben folglich das benötigte Expertenwissen in der Domäne der Personalplanung. Die Führungskräfte sind hingegen keine Experten im Prozess der Personalplanung, verfügen jedoch über wichtiges deklaratives und prozedurales Wissen bezüglich des zukünftigen Geschäftsverlaufs und können mit ihrer Erfahrung prozedural abschätzen, wie sich der Personalbedarf in Zukunft entwickeln wird. Das Prozesswissen in Bezug auf Personalplanung und das Wissen über den Kapazitätsbedarf in Bezug auf die Geschäftsentwicklung ergänzen sich bei der Zusammenarbeit, da die Personalcontroller:innen Expert:innen in der Personalplanung sind und die Führungskräfte Expert:innen in der Geschäftsentwicklung. Beide verfügen über prozedurales und deklaratives Wissen in ihrem jeweiligen Fachbereich.

Unter Berücksichtigung des Modells von Kahneman lässt sich sagen, dass sich System 1 und 2 der beteiligten Akteure bei der Problemlösung, beispielsweise der Durchführung der Personalplanung, gegenseitig ergänzen. Auch im Kontext der BR-Theorie und somit auch Simon und Gigerenzer, kann man sagen, dass das Problem der beschränkten Rationalität der Führungskraft in Sachen Personalplanung durch das Expertenwissen vom Personalcontroller zumindest teilweise verringert wird. Gleiches gilt für den Personalcontroller in Bezug auf das Geschäftswissen. Lingnau (2006) nennt diese Art der Zusammenarbeit „Dyaden“ und diese sind besonders hilfreich bei Problemen, die eine gewisse Dynamik und Komplexität übersteigen und somit Expertenwissen benötigen. Wenn beispielsweise eine Führungskraft eine Entscheidung über den zukünftigen Personalbedarf trifft,

<sup>1</sup> Siehe hierzu Punkt 3.2

verwendet sie Heuristiken, die nicht nur auf Daten basieren, sondern berücksichtigt dabei viele weitere Faktoren aus dem Entscheidungsumfeld, wie zum Beispiel die Anzahl der verfügbaren Optionen, die Komplexität der Informationen – auch politischer Natur – oder die Konsequenzen der Ergebnisse/Entscheidungen. Die Führungskraft verhält sich somit laut Gigerenzer ökologisch rational.

### 4.3 HANDLUNGSFELDER FÜR DIE KI

Die Integration künstlicher Intelligenz in Entscheidungs- und Problemlösungsprozesse, insbesondere im Kontext von kognitiven und informationsbasierten Ansätzen, wirft die Frage auf, welchen Einfluss sie tatsächlich hat.

Basierend auf den vier Weiterentwicklungen der BR-Theorie, die im Kapitel 3 erläutert wurden, lässt sich keine eindeutige Antwort ableiten. Bei Betrachtung von Simons Konzept der beschränkten kognitiven Fähigkeit zur Verarbeitung aller für Entscheidungen erforderlichen Informationen, könnte KI eine bedeutende Rolle spielen. Der Entscheidungsträger wäre durch sie in der Lage, sich rational zu entscheiden, weil KI den Teil der Informationsverarbeitung übernimmt, also das entscheidungsrelevante deklarative Wissen beisteuert.

Ähnlich könnte bei Stiglers Theorie argumentiert werden: Die Kosten der Informationsbeschaffung werden durch KI keine signifikante Rolle mehr spielen und somit könnte der Entscheidungsträger dank KI, fast unbegrenzt Informationen beschaffen und analysieren, und dann rational entscheiden.<sup>1</sup>

Lägen zwischen dem Entscheidungsträger und einer rationalen Entscheidung lediglich die Unfähigkeit der vollständigen Informationsverarbeitung und die Informationskosten, dann könnte KI die Lösung sein. Damit müsste man aber den Entscheidungs- und Problemlösungsprozess komplett auf Informationsbeschaffung und -verarbeitung und somit auf deklaratives Wissen reduzieren.

Im Heuristik-Bias-Modell von Kahneman (2011) kann KI entscheidungsrelevante Informationen liefern, um die Verzerrungen (Biases) zu minimieren oder sie zumindest zu reduzieren, doch trotzdem könnte der Entscheidungsträger sich irrational entscheiden.

Bei Gigerenzer wird es spezifischer und somit auch für den KI-Einfluss schwieriger, da Intuition eine wichtige Rolle spielt. Insbesondere, wenn es sich um Entscheidungssituationen unter Unsicherheit handelt – wo keine Daten (Präzedenz) vorhanden sind, wird ökologische Rationalität gefragt. Bei Entscheidungen unter Sicherheit oder bei Risiko, wo Konsequenzen und Eintrittswahrscheinlichkeiten bekannt sind, kann KI eine entscheidende Rolle bei der Entscheidungsfindung spielen.

KI bietet eine weite Vielfalt an Instrumenten, Applikationen und Algorithmen an, die die Problemlösungs- und Entscheidungsprozesse unterstützen können. Hierzu zählen die Instrumente, die Datenmassen analysieren, statistisch auswerten und Prognosen ableiten. Zu den Gängigsten zählen:

1. **Predictive Analytics:** Predictive Analytics nutzt Machine Learning-Algorithmen, um zukünftige Ereignisse oder Trends vorherzusagen. Durch die Analyse großer Datenmengen können Manager fundierte Entscheidungen treffen, die auf Vorhersagen und Modellen basieren.

<sup>1</sup> Vgl. hierzu u.a. McKinsey, 2025.

2. **Natural Language Processing (NLP):** NLP ermöglicht die Verarbeitung und Analyse von natürlicher Sprache durch Maschinen. Manager können NLP nutzen, um große Mengen an Textdaten zu analysieren, Kundenfeedback zu verstehen oder Trends in Kundengesprächen zu identifizieren.
3. **Data Visualization Tools:** Data Visualization Tools unterstützen Manager dabei, komplexe Daten visuell darzustellen. Durch Diagramme, Grafiken und interaktive Dashboards können sie Daten besser verstehen und schnellere Entscheidungen treffen.
4. **Recommendation Systems:** Recommendation Systems verwenden KI-Algorithmen, um personalisierte Empfehlungen zu generieren. Manager können diese Systeme nutzen, um Kunden individuell anzusprechen, Produktempfehlungen zu geben oder Optimierungspotenziale zu identifizieren.
5. **Sentiment Analysis:** Sentiment Analysis analysiert Text- und Social-Media-Inhalte, um die Stimmung und Meinungen von Kunden oder der Öffentlichkeit zu erfassen. Manager können diese Informationen nutzen, um Trends und Meinungen zu erkennen, ihre Marketingstrategien anzupassen oder auf negative Rückmeldungen zu reagieren.

Wie Gigerenzer in seiner Arbeit klar macht, sind Entscheidungen und Problemlösungen nicht allein auf Basis von Informationen zu treffen, sondern auch dank der Intuition des Entscheidungsträgers - im entsprechenden Kontext und/oder Umfeld. Um im Kontext dieser Arbeit zu bleiben: KI unterstützt hauptsächlich mit der Bereitstellung von deklarativem Wissen, während der Entscheidungsträger hauptsächlich das prozedurale Wissen beisteuert – einschließlich der Intuition - und am Ende eine ökologisch rationale Entscheidung trifft. KI kann zwar auch prozedurales Wissen beisteuern, doch der Anteil an Intuition bleibt eine menschliche Eigenschaft. KI-Instrumente sind zwar in der Lage, einen analytischen Problemlösungsansatz zu verfolgen, jedoch sind sie weniger befähigt, „mit gesundem Menschenverstand“ vorzugehen. Im Vergleich zu Menschen kann KI in weniger stabilen, unsicheren oder unvorhersehbaren Problemsituationen, insbesondere außerhalb eines vordefinierten Wissensbereiches, weniger effektiv agieren, ebenso wie wenn Unternehmen sich in Situationen ohne Präzedenz befinden (Jarrahi, 2018).

Jarrahi (2018) erläutert, dass menschliche Eigenschaften wie Intuition, Gefühle, Vorstellungskraft, Gespür, politisches Geschick und andere wichtig für komplexe Problemsituationen und Entscheidungen bleiben. Dies deutet daraufhin, dass Innovation, Kreativität und Flexibilität in der Arbeitswelt nicht unbedingt in der Verarbeitung von Informationen, sondern in der Verwendung, Interpretation und letztendlich in der Entscheidung selbst liegen.

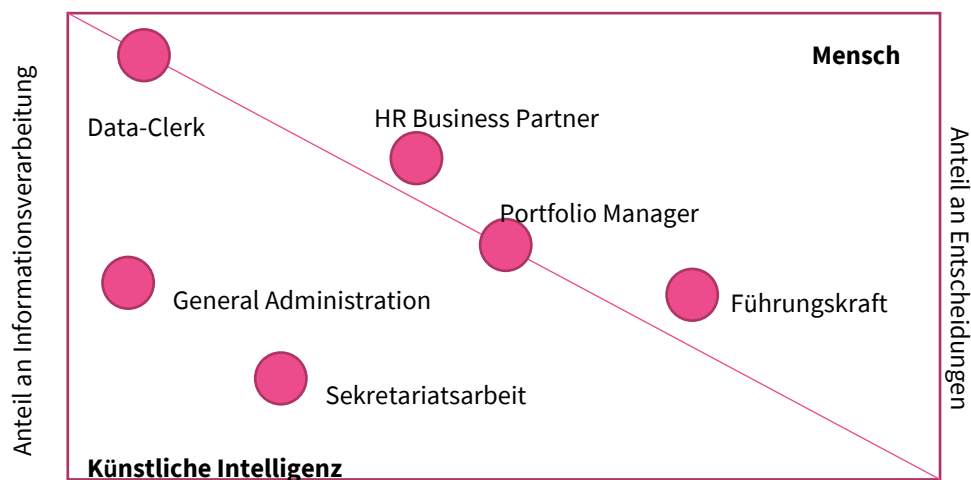
Dies wird auch allgemein in der Wirtschaft widergespiegelt, wenn man sich den Bericht „The Future of Jobs Report 2025“ des WEF (2025) anschaut. Die wichtigsten Fähigkeiten in 2025 sind entweder schwer durch KI ersetzbar oder dienen dem Umgang mit ihr. Dazu gehören laut Bericht analytisches Denken, Resilienz, Flexibilität und Agilität sowie Führungskraft und soziale Einflussnahme. Grund hierfür ist die Erwartung, dass unter anderem, der Einsatz von neuen und zukunftsweisenden Technologien zu den wichtigsten Megatrends gehören, die Business-Transformation und vor allem Produktivitätsgewinne vorantreiben.

Der WEF (2025) sagt voraus, dass diese Technologien die Nachfrage nach bestimmten Jobs in Unternehmen verändern werden. Seit 2016 gehören Stellen, die sich mit KI und maschinellem Lernen beschäftigen, konsequent zu den am schnellsten wachsenden. Bei anderen Jobs, die sich

beispielsweise mit Dateneingabe, Sekretariatsarbeit, Buchhaltung und Abrechnung beschäftigen, vermutet man eine zeitnahe Automatisierung oder Übernahme durch KI und deshalb eine Abnahme der Nachfrage. Daher wird in den nächsten fünf Jahren nur eine leichte Verschiebung in den gefragten Fähigkeiten erwartet, wobei technisches Grundwissen und Verständnis, um mit dem schnellen Fortschritt von KI Schritt zu halten, eine wichtige Rolle spielen werden.

Deshalb unterstützt der WEF-Bericht, der auf Daten von 1.043 Unternehmen mit mehr als 14,1 Millionen Mitarbeitenden in 22 Industriezweigen aus 55 Volkswirtschaften basiert, die Ansicht, dass Künstliche Intelligenz zunehmend die Informationsbeschaffung, -auswertung und -visualisierung übernehmen wird (WEF, 2025, S. 98). Menschliche Fähigkeiten, die für die Entscheidungsfindung, insbesondere bei komplexen Problemen, relevant sind, werden also vorerst in menschlicher Hand bleiben. Die Abbildung zeigt vereinfacht, eine mögliche Arbeitsteilung zwischen KI und Entscheidungsträger in Abhängigkeit vom jeweiligen Anteil an Informationsverarbeitung.

*Abb. 2 Möglicher Einfluss von KI auf Jobs in Abhängigkeit der Anforderungen bezüglich Informationsverarbeitung und Intuition, um Probleme zu lösen oder Entscheidungen zu treffen, vor allem in Bezug auf die Wahrnehmung impliziter Faktoren (eigene Darstellung)*



Bei Jobs mit einem hohen Anteil an Informationsverarbeitung erwartet man, dass diese teilweise oder vollständig von KI übernommen werden. Je größer der Anteil an benötigter Intuition bei der Problemlösung oder Entscheidungsfindung, desto geringer der Anteil, der an KI übergeben werden könnte. Als extremes Beispiel kann die Rolle einer Führungskraft erwähnt werden, in der zwischenmenschliche Fähigkeiten, Empathie und Flexibilität, eine große Rolle spielen. Die Mehrheit der Jobs aber, wird eine Mischung der beiden Dimensionen aufweisen. Dies bedeutet, dass es oft zu einer Symbiose bzw. Kollaboration zwischen Mensch und KI kommen wird. Umso wichtiger ist es demnach, dass die Mitarbeiter im Unternehmen rechtzeitig die Fähigkeiten für den Umgang mit KI erlernen und in die Praxis umsetzen können.

Neueste Studien zeigen, dass menschliche Entscheidungen durch die Unterstützung von KI in bestimmten Bereichen deutlich verbessert werden können: „...we find that human decision-making significantly improved following the advent of superhuman AI and that this improvement was associated

*with greater novelty in human decisions. Because AI can identify optimal decisions free of human biases (especially when it is trained via self-play), it can ultimately unearth superior solutions previously neglected by human decision-makers who may be focused on familiar solutions. The discovery of such superior solutions creates opportunities for humans to learn and innovate further.” (Shin et al., 2022)*

Die Bedeutung der Unterstützung von KI bei Entscheidungsprozessen wird durch die frühe Auseinandersetzung mit dem Thema der Informationsüberflutung (Information Overload) und deren Auswirkungen auf diese Entscheidungsprozesse und optimale Lösungen verdeutlicht (Sutcliffe et al., 2008), was exakt Simons Theorie der BR entspricht. Dank KI kommen Entscheidungsträger einer optimalen/rationalen Lösung zumindest näher.

#### **4.4 KI IN DER PRAXIS**

In der kaufmännischen Arbeitswelt gibt es nach wie vor Jobs, die hauptsächlich damit beschäftigt sind, Daten und Informationen zu verarbeiten und somit für eine Übernahme durch KI möglicherweise prädestiniert sind. Damit dies jedoch möglich ist, müssen gewisse Voraussetzungen gegeben sein. Beispielsweise muss der Suchraum für Entscheidungen spezifisch und begrenzt sein, die Interpretierbarkeit des Entscheidungsprozesses sollte weniger wichtig sein als die Genauigkeit der Vorhersage, die Alternativmöglichkeiten umfangreich, die Geschwindigkeit der Entscheidungsfindung sollte auch entscheidend sein und die Reproduzierbarkeit des Entscheidungsergebnisses erstrebenswert (Shrestha et al., 2019). Typische Beispiele hierfür sind digitale Werbung, online Betrugserkennung oder dynamische Preisgestaltung bei Flügen oder Hotels. Diese Voraussetzungen sind jedoch, selbst bei Jobs, die laut WEF-Bericht durch KI gefährdet sind, nicht einfach zu erfüllen. Sobald Ambiguität (siehe auch Gigerenzer, 2011) im Entscheidungsprozess vorhanden ist oder aber keine Daten vorhanden sind, weil Präzedenz fehlt, bietet sich eine Symbiose zwischen Mensch und KI an (Guszcza, 2017), anstatt diese Jobs vollkommen durch KI zu ersetzen. Jarrahi (2018) schlägt deshalb, ebenso wie Guszcza (2017) und Shrestha et al. (2019) vor, dass Mensch und KI zusammenarbeiten sollten. KI ist in der Lage Komplexität anhand ihrer analytischen Fähigkeiten zu meistern, während sich der Entscheidungsträger mehr auf die Aspekte der Unsicherheit und Mehrdeutigkeit konzentrieren kann, indem er Kreativität und Intuition anwendet.

Jarrahi (2018) vertritt deshalb die Meinung, dass Menschen die besseren Entscheidungsträger bleiben werden, wenn es um die Einschätzung von subjektiven und qualitativen Aspekten wie Normen, Politik und soziale und kontextbezogene Dimensionen geht. Erfahrung, ganzheitliche Betrachtungsweisen und unterbewusste Intuition werden nicht ersetzbar sein. Diese sind auch die Elemente, die bei Gigerenzer (2021) in der Anwendung von Heuristiken, die ökologische Rationalität ausmachen. Bei Kahneman (2011) ist Intuition im System 1 zu finden und per Definition biased (verzerrt). Nicht zuletzt ist KI selbst von Bias geprägt, denn sie werden mit Daten von Menschen trainiert. Ein Beispiel hierzu ist, die Auswahl von geeigneten Bewerber:innen im Einstellungsprozess. Die Daten der Vergangenheit, auf die die KI trainiert wurde, helfen nicht automatisch bei einer veränderten Recruitingstrategie. Wenn in der Vergangenheit Entscheidungen zugunsten einer Ethnie oder eines Geschlechts getroffen wurde, wird die KI diese Strategie weiterverfolgen. Diese vergangenheitsorientierten Muster führen dann zur Diskriminierung von Bewerber:innen mit bestimmten Merkmalen in Bezug auf Geschlecht, Ethnie, Behinderung, Alter etc. (Tilmes, 2022). Doch nicht nur die Daten sind verzerrt, auch die Menschen, die mit ihren Biases KI-Modelle entwickeln, transportieren diese in ihre Produkte (SAP, 2024). Daher ist es

bei der KI-gestützten Entscheidungsfindung wichtig, zum einen die Möglichkeit von Bias von vornherein mit einzuplanen und sich zum anderen über die Debiasing-Strategien der verwendeten KI zu informieren (Bundesamt für Sicherheit in der Informationstechnik, 2025).

## 5. Fazit

Die Idee oder sogar die Illusion, dass KI den Menschen ermöglichen könnte, rational zu entscheiden, klingt verlockend, vor allem, wenn man an Simons „Bounded Rationality“-Theorie denkt: Der Entscheidungsträger ist nicht in der Lage, optimal zu entscheiden, weil ihm die kognitive Fähigkeit fehlt, alle entscheidungsrelevanten Informationen zu verarbeiten. KI könnte hier tatsächlich große Hilfe leisten, aber wie später Kahneman (2011) und Gigerenzer (2021) zeigen, ist der Entscheidungsprozess an sich der schwierigere Prozess – und nicht (mehr) die Informationsbeschaffung, -verarbeitung und -visualisierung. Diese Erkenntnis lässt sich dann für die Einflussanalyse von KI auf die Jobs übertragen, indem man, wie in der Grafik gezeigt, diese zwei Dimensionen zugrunde legt: Je größer der Anteil an Informationsbeschaffung, -verarbeitung und -visualisierung und je geringer der Anteil an Entscheidungsaufgaben in einem Job, desto größer ist die Wahrscheinlichkeit, dass dieser durch KI ersetzt werden kann bzw. eine Disruption erlebt. Dies bedeutet für die Arbeitswelt, dass die Mitarbeiter, die derzeit in solchen Jobs tätig sind, die ersten sein sollten, die sich mit den neuen Technologien vertraut machen, damit die Kooperation zwischen KI und Mensch gut funktionieren kann. Mit anderen Worten: Einfache kaufmännische Arbeitsprofile werden/ sollten sich zuerst bzw. mit höchster Priorität mit den neuen Technologien vertraut machen. Hauptsächlich aus zwei Gründen: a) aus Mitarbeitersicht: um in der Arbeitswelt als Arbeitnehmer relevant zu bleiben, und b) aus Unternehmenssicht: um die Produktivitätsgewinne in Wettbewerbsfähigkeit bzw. -vorteile umwandeln und nutzen zu können.

Wie die Weiterentwicklung eines solchen vermeintlich einfacheren Jobs aussehen könnte, lässt sich gut am Beispiel des Profils einer Sekretär:innenstelle erklären. Laut WEF (2025, S. 23) wird die klassische Sekretariatsarbeit bis 2030 voraussichtlich den zweitgrößten Rückgang unter den untersuchten Berufen erfahren. Aufgabenbereiche, die überwiegend repetitive und administrative Tätigkeiten umfassen – ein typisches Merkmal klassischer Sekretariatsstellen –, werden weiterhin vermehrt automatisiert. Das führt dazu, dass Stelleninhaber:innen in diesen Rollen zunehmend Kernkompetenzen entwickeln müssen, die sich vor allem auf digitaler Fähigkeiten, Projektmanagement und Kommunikation stützen. So kann das Sekretariat in einem stärker automatisierten und digitalen Arbeitsumfeld nicht nur relevant bleiben, sondern einen grundlegenden Mehrwert bieten: erweitertes Office-Management, Technologiekoordination und abteilungsübergreifende Prozessintegration.

Wird diese Prognose des WEF anhand der Darstellungen unter den Punkten 4.3 und 4.4 analysiert, wird klar, dass das Entscheiden bei schlecht strukturierten Problemen eine zentrale menschliche Fähigkeit bleiben wird. Auch im Bereich der Organisation, wo ein hohes Maß an prozeduralem Wissen gefordert wird, bleibt die Aufgabe beim Menschen. Die emotionale Intelligenz wird angesichts der vielen Automatisierungen weiterhin eine zentrale Rolle spielen – nicht nur im Profil von Sekretär:innen, sondern in allen Jobprofilen. Durch die Integration von Technologie in viele Aufgabenspektren steigert

den Bedarf nicht nur an Projektmanagement- sondern auch an Datenanalysefähigkeiten. Dies führt zurück zur Überlegung der Produktivitätsgewinne, die nicht nur durch die Technologieintegration, sondern auch durch die Verschiebung bzw. Anpassung der Jobprofile erzielt werden könnten. Dies bekräftigt die Idee, dass eine möglichst schnelle Weiterbildung von Mitarbeitern (Schwertl, 2024) in informationslastigen Jobs (mit gleichzeitig hohem Automatisierungspotenzial) zu Produktivitätsgewinnen führen kann – zumindest am Anfang, bis sich das Arbeits- und Fähigkeitsangebot angepasst hat. Diese Hypothese müsste jedoch empirisch untersucht werden, was den Rahmen dieser Arbeit überschreiten würde.

Offen bleibt auch die Frage, ob die erwähnten Produktivitätsgewinne zu einer Personalreduzierung führen werden oder ob sich die Nachfrage nach Informationen, aufgrund der gesunkenen bzw. leichter zugänglichen Daten, entsprechend anpassen wird. Sollte die Nachfrage nach Daten steigen, wird es darauf ankommen, ob die Mitarbeiter über die richtigen Fähigkeiten verfügen, und nicht auf eine Anpassung der Personalkapazität, um Wettbewerbsvorteile zu erzielen. Auch dies müsste empirisch untersucht werden. Dies ist ein weiterer Grund, warum die strategische Personalplanung für Unternehmen in letzter Zeit so wichtig geworden ist. Zu wissen, welche Jobprofile und deren Fähigkeiten das Unternehmen in Zukunft benötigt, um erfolgreich zu sein, ist nicht nur für das Recruiting von Bedeutung, sondern auch für die Weiterbildung. Welche Fähigkeiten mit den Jobprofilen assoziiert sind, ist die logische Folgefrage. Für einfachere Jobprofile sind es die Fähigkeiten rund um KI, und für komplexere die Fähigkeiten, die KI nur schwer ersetzen kann, wie Empathie, politisches Geschick, Intuition etc. Die Dichotomie von Menschen und Maschine spiegelt sich auch in den zu erwerbenden Fähigkeiten wider.

## Literaturverzeichnis:

- Bundesamt für Sicherheit in der Informationstechnik. (2025). *Bias in der künstlichen Intelligenz: Whitepaper*. [https://www.bsi.bund.de/SharedDocs/Downloads/DE/BSI/KI/Whitepaper\\_Bias\\_KI.pdf](https://www.bsi.bund.de/SharedDocs/Downloads/DE/BSI/KI/Whitepaper_Bias_KI.pdf)
- Davidson, D., & Schulte, J. (2006). *Probleme der Rationalität*. Suhrkamp.
- Davidson, S. (2023). The economic institutions of artificial intelligence. *Journal of Institutional Economics*, 20, e20. <https://doi.org/10.1017/S1744137423000395>
- Erlei, M., Leschke, M., & Sauerland, D. (2016). *Institutionenökonomik*. Schäffer-Poeschel.
- Feldmann, H. (1999). *Ordnungstheoretische Aspekte der Institutionenökonomik*. Duncker & Humblot.
- Gigerenzer, G. (2007). *Bauchentscheidungen – Die Intelligenz des Unbewussten und die Macht der Intuition*. C. Bertelsmann.
- Gigerenzer, G. (2021). What is bounded rationality? In V. Gallese, A. Mastrogiorgio, & E. Petracca (Eds.), *Routledge Handbook of Bounded Rationality* (pp. 55–69). <https://doi.org/10.4324/9781315658353>
- Gigerenzer, G., Reb, J., & Luan, S. (2022). Smart heuristics for individuals, teams and organizations. *Annual Review of Organizational Psychology and Organizational Behavior*, 9, 171–198.
- Guszcza, J., et al. (2017). Cognitive collaboration – Why humans and computers think better together. *Deloitte Review*, 20.
- Jarrahi, M. H. (2018). Artificial intelligence and the future of work: Human-AI symbiosis in organizational decision making. *Business Horizons*, 61(4), 577–586.
- Kahneman, D. (2003). Maps of bounded rationality: Psychology for behavioral economics. *American Economic Review*, 93(5), 1449–1475.
- Kahneman, D. (2011). *Schnelles Denken, langsames Denken*. Siedler Verlag.
- Kahneman, D., Sibony, O., & Sunstein, C. R. (2023). *Noise – Was unsere Entscheidungen verzerrt und wie wir sie verbessern können*. Siedler Verlag.
- Lingnau, V. (2006). *Controlling – ein kognitionsorientierter Ansatz*. Beiträge zur Controlling-Forschung, 4.
- March, J. G., & Simon, H. A. (1976). *Organisation und Individuum – Menschliches Verhalten in Organisationen*. Gabler.
- McKinsey & Company. (2025, March 12). Umfrage über Kostensenkungen durch den Einsatz von generativer KI nach Geschäftsbereich im 2. Halbjahr 2024 [Graph]. In *Statista*. <https://de.statista.com/statistik/daten/studie/1407271/umfrage/kostenveringerungen-durch-kuenstliche-intelligenz-2022/>
- Mell, P., & Grance, T. (2011). *The NIST definition of cloud computing – Recommendations of the National Institute of Standards and Technology*.
- Meuthen, D. (1997). *Neue Institutionenökonomik und strategische Unternehmensführung*. Aachen.
- Mitchell, M. (2019). *Artificial intelligence: A guide for thinking humans*. Penguin UK.
- Putz-Osterloh, W. (1988). Wissen und Problemlösen. In H. Spada & H. Mandl (Eds.), *Wissenspsychologie* (pp. 247–263).

Russell, S., & Norvig, P. (2023). *Künstliche Intelligenz: Einen modernen Ansatz*. Pearson.

SAP (2024, October 30). *What is AI bias?* <https://www.sap.com/resources/what-is-ai-bias>

Schwertl, A. (2024). *KI und ihre Bedeutung für die Wirtschaft: Wie können Unternehmen davon profitieren?* Hochschule Landshut. [https://www.haw-landshut.de/static/ITZ/Bilder/Veranstaltungen/LLF/Beitraege\\_LL/2024/LL\\_5\\_2024\\_KI-Wirtschaft\\_Schwertl.pdf](https://www.haw-landshut.de/static/ITZ/Bilder/Veranstaltungen/LLF/Beitraege_LL/2024/LL_5_2024_KI-Wirtschaft_Schwertl.pdf)

Shin, M., et al. (2022). Superhuman artificial intelligence can improve human decision-making by increasing novelty. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 120(12). <https://doi.org/10.1073/pnas.221484012>

Shrestha, Y. R., Ben-Menahem, S. M., & von Krogh, G. (2019). Organizational decision-making structures in the age of artificial intelligence. *California Management Review*, 61(4), 66–83.

Sutcliffe, K., & Weick, K. E. (2008). The Oxford handbook of organizational decision making. In G. P. Hodgkinson & W. H. Starbuck (Eds.), *The Oxford Handbook of Organizational Decision Making*. OUP UK.

Tilmes, N. (2022) Disability, fairness, and algorithmic bias in AI recruitment. *Ethics and Information Technology*, 24(21). <https://doi.org/10.1007/s10676-022-09633-2>

Tisdell, C. A. (2021). Bounded rationality, satisficing and the evolution of economic thought. In V. Gallese, A. Mastrogiorgio, & E. Petracca (Eds.), *Routledge Handbook of Bounded Rationality* (pp. 437–447). Routledge. <https://doi.org/10.4324/9781315658353>

Turing, A. (1950). Computing machinery and intelligence. *Mind*, 49, 433–460.

World Economic Forum (WEF). (2020). *The future of jobs report 2020*. World Economic Forum.

World Economic Forum (WEF). (2025). *Future of jobs report 2025*. <https://www.weforum.org/publications/the-future-of-jobs-report-2025/digest/>