

Mündigkeit

Peter Gautschi: Mündigkeit – zur Einführung in das Schwerpunktthema

Yuya Kushigeta, Markus Rieger-Ladich: Von den Grenzen der Übersetzbarkeit. Mündigkeit in der deutschsprachigen und japanischen Erziehungswissenschaft

Marilen Schönert, Axinja Hachfeld: Das Wandern als Triebkraft affektivationaler Bildungsprozesse auf dem Weg zur Mündigkeit

Nora Kassin: Mündigkeit im Kontext. Warum der eigene Verstand allein nicht reicht

Karin Huser, Beatrice Kümin, Christian Mathis: Mündigkeit im Studiengang Primarstufe fördern. Am Beispiel nachhaltiger Landschaftsentwicklung

Laura Greulich, Gregor Ritschel: Politische Bildung, Medienbildung und Handlungsorientierung als ineinandergreifende Entwicklungsfelder der Selbstbestimmung

Christine Ottner, Johannes Brzobohaty: Mündige europäische Bürger/-innen? Ansätze und Herausforderungen einer teilhabegerechten Europabildung in Österreich

Bernd Gössling: KI-Mündigkeit in der Finanzwelt. Selbstständig denken und handeln in finanziellen Entscheidungssituationen trotz und mit künstlicher Intelligenz (KI)

Buchbesprechungen



**WOCHEN
SCHAU
VERLAG**

zeitschrift für didaktik der gesellschaftswissenschaften

Geographie ■ Geschichte ■ Politik ■ Wirtschaft

Jahrgang 16 | 2025, Heft 2

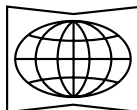
Mündigkeit

Mit Beiträgen von

Johannes Brzobohaty
Peter Gautschi
Bernd Gössling
Laura Greulich
Axinja Hachfeld
Karin Huser
Nora Kassan

Beatrice Kümin
Yuya Kushigeta
Christian Mathis
Christine Ottner
Markus Rieger-Ladich
Gregor Ritschel
Marilen Schönert

Herausgegeben von
Peter Gautschi
Susann Gessner
Jochen Laub
Tilman Rhode-Jüchtern
Wolfgang Sander
und Birgit Weber



**WOCHEN
SCHAU
VERLAG**

IMPRESSUM

zeitschrift für didaktik der gesellschaftswissenschaften journal for didactics of social sciences

Verlag:

Die zdg ist eine Zeitschrift des WOCHENSCHAU Verlages, Verleger: Bernward Debus, Dr. Tessa Debus

Herausgeber:

Prof. Dr. Peter Gautschi (*Pädagogische Hochschule Luzern, Inst. f. Fachdidaktik der Gesellschaftswissenschaften, Froburgstrasse 3, Postfach 535, CH-6002 Luzern, peter.gautschi@phlu.ch*)

Prof. Dr. Susann Gessner (*Philipps-Universität Marburg, Inst. f. Politikwissenschaft, Ketzlerbach 63, 35032 Marburg, susann.gessner@uni-marburg.de*)

Prof. Dr. Jochen Laub (*Pädagogische Hochschule Heidelberg, Inst. f. Geographie u. Geokommunikation, Czerny-ring 22/10-12, 69115 Heidelberg, laub@ph-heidelberg.de*)

Prof. Dr. Tilman Rhode-Jüchtern (*Friedrich-Schiller-Universität Jena, Inst. f. Geographie, Löbdergraben 32, 07743 Jena, rhode-juechtern@t-online.de*)

Prof. Dr. Wolfgang Sander (*Justus-Liebig-Universität Gießen, Inst. f. Politikwissenschaft, Karl-Glöckner-Str. 21 E, 35394 Gießen, wolfgang.sander@sowi.uni-giessen.de*)

Prof. Dr. Birgit Weber (*Universität zu Köln, Humanwissenschaftliche Fakultät, Department Erziehungs- und Sozialwissenschaften, Gronewaldstr. 2, 50931 Köln, birgit.weber@uni-koeln.de*)

Beirat:

Prof. Dr. Sabine Achour (FU Berlin), Prof. Dr. Holger Arndt (Nürnberg-Erlangen), Prof. Dr. Michele Barricelli (München), Prof. Dr. Markus Bernhardt (Duisburg-Essen), Prof. Dr. Franziska Birke (Freiburg), Prof. Dr. Marco Dräger (Heidelberg), Prof. Dr. Matthias Busch (Trier), Prof. Dr. Mirka Dickel (Jena), Prof. Dr. Ilona Ebberts (Flensburg), Prof. Dr. Nadine Fink (Lausanne), Prof. Dr. Markus Gloe (München), Prof. Dr. Rolf Gollub (Zürich), Prof. Dr. Reinhold Hedtke (Bielefeld), Prof. Dr. Thomas Hellmuth (Wien), Prof. Dr. Ingrid Hemmer (Eichstätt-Ingolstadt), Prof. Dr. Michael Hemmer (Münster), Prof. Dr. Peter Henkenborg † (Marburg), Prof. Dr. Ingo Juchler (Potsdam), Prof. Dr. Eberhard Jung (Karlsruhe), Prof. Dr. Detlef Kanwischer (Frankfurt/M.), Prof. Dr. Lars Keller (Innsbruck), Prof. Dr. Vera Kirchner (Potsdam), Prof. Dr. Andreas Körber (Hamburg), Prof. Dr. Reinhard Krammer † (Salzburg), Prof. Dr. Jana Krüger (Schwäbisch-Gmünd), Prof. Dr. Christian Kuchler (Augsburg), Prof. Dr. Dirk Lange (Wien/Hannover), Prof. Dr. Dirk Loerwald (Oldenburg), Prof. Dr. Andreas Lutter (Kiel), Prof. Dr. Michael May (Jena), Prof. Dr. Monika Oberle (Frankfurt/M.), Prof. Dr. Ulrike Ohl (Augsburg), Prof. Dr. Marc Partetzke (Hildesheim), Prof. Dr. Christine Pflüger (Kassel), Prof. Dr. Kerstin Pohl (Mainz), Prof. Dr. Antje Schlottmann (Frankfurt), Prof. Dr. Holger Thünemann (Münster), Prof. Dr. Sören Torrau (Karlsruhe), Prof. Dr. Christian Vielhaber † (Wien), Prof. Dr. Bettina Zurstassen (Bielefeld)

Heftbetreuung:

Prof. Dr. Peter Gautschi

Redaktion: Dr. Thorsten Hippe, zdg@wochenschau-verlag.de, Anschrift: zeitschrift für didaktik der gesellschaftswissenschaften, c/o WOCHENSCHAU Verlag, Mediadata s. Homepage

Reviewverfahren:

Zu jedem Schwerpunktthema wird ein Call for Papers auf der Homepage der Zeitschrift ausgeschrieben. Beiträge für Schwerpunktthemen und Forum schicken Sie bitte ohne Ihren Namen auf dem Manuskript an die Redaktion zdg@wochenschau-verlag.de. Alle eingesandten Beiträge für diese Rubriken durchlaufen ein Double-Blind-Peer-Review-Verfahren. In der zdg werden nur Originalbeiträge veröffentlicht.

Bezugsbedingungen:

Es erscheinen zwei Hefte pro Jahr. Einzelheft € 38,90, Jahresabopreis € 62,90. Referendare und Studierende erhalten das Jahresabo (gegen Vorlage einer Bescheinigung) zum halben Preis. Alle Preise zzgl. Versandkosten. Kündigung: bis 30. April bzw. 31. Oktober zum Ende des aktuellen Abrechnungszeitraums. Bestellungen und Fragen zum Abonnement richten Sie bitte an info@wochenschau-verlag.de, Tel.: 069/7880772-0. Bestellungen von Einzelheften richten Sie bitte an wochenschau@brocom.de oder Tel.: 07154/132730.

Digitale Ausgabe: ISBN 978-3-7566-0171-4, ISSN (Print) 2191-0766, ISSN (Online) 2749-487X, DOI <https://doi.org/10.46499/2608>



**WOCHEN
SCHAU
VERLAG**

Wochenschau Verlag • Eschborner
Landstraße 42–50 • 60489 Frankfurt/M.
Tel.: 069/7880772-0 • Fax: 069/7880772-25
info@wochenschau-verlag.de
www.wochenschau-verlag.de

Das Profil der Zeitschrift

Die *zeitschrift für didaktik der gesellschaftswissenschaften (zdg)* ist eine wissenschaftliche Fachzeitschrift. Sie erscheint zweimal jährlich, in der Regel im Juni und im November. Die Zeitschrift ist international ausgerichtet und erscheint im Wochenschau Verlag, Frankfurt/M.

Die *zeitschrift für didaktik der gesellschaftswissenschaften (zdg)* richtet sich an Wissenschaftlerinnen und Wissenschaftler aus den Didaktiken aller gesellschaftswissenschaftlichen Fächer und Fachgebiete; sie wendet sich ferner an Lehrerbildnerinnen und Lehrerbildner an Hochschulen wie auch in den Einrichtungen der Zweiten Phase (Studienseminare) und in der Lehrerfort- und -weiterbildung.

Lieferbare Hefte

1/2010: Wissen	2/2018: Religion
1/2011: Emotionen	1/2019: Integrationsmodelle
2/2011: Macht	2/2019: Quo vadis?
1/2012: Einstellungen	1/2020: Digitalisierung
2/2012: Urteilen	2/2020: Praxis
1/2013: Symbole	1/2021: Identität
2/2013: Narrationen	2/2021: Erinnerung
1/2014: Fächerintegration	1/2022: Normativität
2/2014: Bildung	2/2022: Krise
1/2015: Ordnung	1/2023: Theorie
2/2015: Forschung	2/2023: Zeit
1/2016: Diagnostik	1/2024: Teilhabe
2/2016: Lehren	2/2024: Nachhaltigkeit
1/2017: Verstehen	1/2025: Welt(un)ordnung
2/2017: Raum	2/2025: Mündigkeit
1/2018: Kritik	

Vorschau

1/2026: Wahrheit	1/2027: Europa
2/2026: Konflikte	

Herausgeber

Die *zeitschrift für didaktik der gesellschaftswissenschaften (zdg)* wird von einem Herausgeberkollegium geführt – derzeit Prof. Dr. Peter Gautschi (Luzern), Prof. Dr. Susann Gessner (Marburg), Prof. Dr. Jochen Laub (Trier), Prof. Dr. Tilman Rhode-Jüchtern (Jena), Prof. Dr. Wolfgang Sander (Gießen), Prof. Dr. Birgit Weber (Köln).

Artikelgewinnung und -prüfung

Für die Rubrik *Schwerpunkt* ist jeweils ein/e Herausgeber/-in verantwortlich. Die Schwerpunkte werden frühzeitig angekündigt zur Einwerbung von Abstracts und fertigen Manuskripten; die Herausgeber/-innen sprechen auch gezielt mögliche Autor/-innen an. Für die Rubriken *Schwerpunkt* und *Forum* wird jeder Beitrag in einem Peer-Review-Verfahren zweifach (double blind) begutachtet: von einem Mitglied des Herausgeberkreises (nicht jedoch vom Heftverantwortlichen) und einem Mitglied des Beirats. In besonderen Fällen kann anstelle eines Beiratsmitglieds eine andere renommierte Persönlichkeit als Gutachter/-in gewonnen werden. Die Gutachter/-innen werden von der/von dem jeweiligen Heftbetreuer/-in ausgewählt. Beiträge der Herausgeber/-innen werden von zwei Beiratsmitgliedern bzw. Externen begutachtet.

INHALT

Editorial

Peter Gautschi: Mündigkeit – zur Einführung in das Schwerpunktthema	9
---	---

Schwerpunkt

Yuya Kushigeta, Markus Rieger-Ladich: Von den Grenzen der Übersetzbarkeit. Mündigkeit in der deutschsprachigen und japanischen Erziehungswissenschaft.....	19
--	----

Marilen Schönert, Axinja Hachfeld: Das Wundern als Triebkraft affektiv-rationaler Bildungsprozesse auf dem Weg zur Mündigkeit.....	36
--	----

Nora Kassan: Mündigkeit im Kontext. Warum der eigene Verstand allein nicht reicht	56
---	----

Karin Huser, Beatrice Kümin, Christian Mathis: Mündigkeit im Studiengang Primarstufe fördern. Am Beispiel nachhaltiger Landschaftsentwicklung	74
---	----

Laura Greulich, Gregor Ritschel: Politische Bildung, Medienbildung und Handlungsorientierung als ineinandergreifende Entwicklungsfelder der Selbstbestimmung.....	94
---	----

Christine Ottner, Johannes Brzobohaty: Mündige europäische Bürger/-innen? Ansätze und Herausforderungen einer teilhabegerechten Europabildung in Österreich.....	114
--	-----

Bernd Gössling: KI-Mündigkeit in der Finanzwelt. Selbstständig denken und handeln in finanziellen Entscheidungssituationen trotz und mit künstlicher Intelligenz (KI).....	132
--	-----

Buchbesprechungen

Astrid Carrapatoso, Markus Wilhelm, Markus Rehm, Volker Reinhardt (Hg.): Wirksamer Unterricht in BNE. Bildung für nachhaltige Entwicklung (von Steve Kenner)	154
--	-----

Alfred Germ: Historisches Lernen im Kanon der Fächer. Zur Pluri-, Inter- und Transdisziplinarität im Geschichtsunterricht (von Georg Marschnig) 157

Caterina Quintini: Holocaust Education in der Grundschule. Historisch-politisches Lernen im sozialwissenschaftlichen Sachunterricht (von Christian Mathis) 161

Abstracts 165

Autorinnen und Autoren dieses Hefts 169



Dr. Bernd Gössling ist Professor für Wirtschaftspädagogik an der Universität Innsbruck und Co-Leiter des dortigen Forschungsclusters InnVET.

■ **Bernd Gössling**

KI-Mündigkeit in der Finanzwelt

Selbstständig denken und handeln in finanziellen
Entscheidungssituationen trotz und mit künstlicher Intelligenz (KI)

1. Einstieg: Mündigkeit im Zeitalter künstlicher Intelligenz

Mündigkeit ist die Befähigung zur selbstständigen Lebensführung. „*Sapere aude!* Habe Mut, dich deines eigenen Verstandes zu bedienen!“ ruft Immanuel Kant (1784, 481) seinen Zeitgenossen im Zeitalter der Aufklärung zu. Sie sollen aus „selbstverschuldeter Unmündigkeit“ herauskommen, verstanden als das „Unvermögen, sich seines eigenen Verstandes ohne Leitung eines anderen zu bedienen“ (ebd.).

Was aber heißt Mündigkeit im Zeitalter künstlicher Intelligenz (KI)? Was bedeutet es, sich seines eigenen Verstandes zu bedienen, wenn eine Technologie verfügbar ist, die mit Algorithmen zur automatisierten Datenverarbeitung Leistungen erbringt, die bisher menschliche Intelligenz erfordert haben? Heute zählen dazu Leistungen wie Begründen, Problemlösen, Treffen von Entscheidungen und selbst Kreativität (vgl. Rai u. a. 2019). Es geht um eine Technologie, die der Entscheidungsunterstützung dienen kann, die hohe Verarbeitungskapazitäten zur Verfügung stellt, die aber auch neue Abhängigkeiten schafft, zur Manipulation und Beeinflussung eingesetzt wird und deren Ergebnisse häufig durch datenbedingte Verzerrungen und Diskriminierungen geprägt sind.

Ziel des Beitrags ist es, zu zeigen, was KI-Mündigkeit in der Finanzwelt bedeutet und wie sie gefördert werden kann. Finanzbildung wird in diesem Zusammenhang

als integraler Bestandteil (sozio-)ökonomischer Bildung angesehen (Hedtke 2018, Loerwald 2024). Der Finanzsektor eignet sich besonders zur Thematisierung von KI-Mündigkeit, weil die Entwicklung und der Einsatz von KI-basierten Technologien hier bereits weit fortgeschritten sind (Yan 2023). Sowohl Anbieter als auch Nachfrager von Finanzdienstleistungen nutzen KI teilweise sehr bewusst, manchmal sind Verbraucherinnen und Verbraucher jedoch auch unerkannt von dieser Technologie betroffen. Darauf wird im weiteren Verlauf genauer eingegangen, um zu präzisieren, was KI-Mündigkeit ist und anhand welcher Unterrichtsthemen sie entwickelt werden kann.

2. Orientierung: Künstliche Intelligenz als epochales Schlüsselproblem

Wolfgang Klafki (1996, 56 ff.) hat als Gegenstand für einen Unterricht, der Mündigkeit fördern soll, epochale Schlüsselprobleme betont, zu denen insbesondere Technikfolgen gehören. Dies ist hier besonders relevant, weil sich die Frage stellt, unter welchen Bedingungen Menschen in Interaktion mit KI zu besseren Entscheidungen kommen und unter welchen Bedingungen der KI-Einsatz problematisch sein kann (vgl. auch Mäsgen 2024, 111).

KI als ein epochales Schlüsselproblem unserer Zeit ist kein neues Thema. Die Diskussion darüber, was unter KI zu verstehen ist und was nicht, lässt sich bis in das antike Griechenland zurückverfolgen (Dennehy 2020). Das aktuelle Verständnis wurde in den 1950er-Jahren durch den Computerwissenschaftler John McCarthy aus Stanford geprägt, der unter künstlicher Intelligenz die „Wissenschaft und Technik von der Erschaffung intelligenter Maschinen“ verstand (vgl. Haenlein/Kaplan 2019, McCorduck 2004). Heutige KI-Technologien basieren auf sogenanntem „maschinellen Lernen“, womit zweierlei gemeint ist. Erstens die automatisierte Datenverarbeitung durch Algorithmen, also durch programmierte Handlungsanweisungen für den Computer. Zweitens die automatisierte Generierung weiterer Algorithmen auf Basis von Mustererkennung, Statistik und Wahrscheinlichkeitsrechnung (vgl. Zweig 2019, 47 ff., 125 ff.). Auf dieser Grundlage sind leistungsfähige Systeme entstanden, insbesondere sogenannte generative KI. Aktuell stark diskutiert werden große Sprachmodelle (engl. *Large Language Model*, LLM), deren Trainingsdaten aus großen Mengen an Texten bestehen und durch maschinelles Lernen in der Lage sind, selbst Text zu produzieren. Es entstehen neue Inhalte in Form von Texten, Grafiken, Computercodes, Videos und anderes mehr. *ChatBots*, die auf großen Sprachmodellen basieren, machen die Leistungen dieser Technologien heute für alle nutzbar, die Zugang zum Internet besitzen. Die

Entwicklung dieser Technologien wird insbesondere von der Idee angetrieben, dass Computer Fähigkeiten erhalten, die normalerweise menschliche Intelligenz erfordern. Als künstliche Intelligenz gilt daher

„the ability of a machine to perform cognitive functions that we associate with human minds, such as perceiving, reasoning, learning, interacting with the environment, problem solving, decision-making, and even demonstrating creativity“ (Rai u. a. 2019, iii).

Aufgrund der großen Verarbeitungskapazität vollbringen diese Systeme in der Tat erstaunliche Leistungen. Kritische Stimmen betonen jedoch, dass KI allenfalls eine „Simulation von Intelligenz“ darstellt (Hansch 2023). Automatisierte Datenverarbeitung kann zwar zu Ergebnissen führen, die so aussehen, als hätten Menschen sie erstellt, und übertreffen im Einzelnen durchaus auch Ergebnisse menschlicher Leistungen. Allerdings „weiß“ eine Maschine nicht, was sie da berechnet hat, und kann in weiterer Folge auch keine Verantwortung für die Anwendung der Ergebnisse übernehmen. Darüber hinaus sind Leistungen der KI nicht unabhängig von menschlicher Intelligenz. Entscheidungen über Daten, die zum „Trainieren“ bzw. „Testen“ eines KI-Systems genutzt werden, und die Auswahl der zugrunde liegenden Algorithmen basieren auf menschlichen Entscheidungen (vgl. Ertel 2016, 195, Mäsgen 2024, 115). Ob ein Algorithmus beispielsweise nur Mittel und Wege vorschlägt oder auch Ziele definiert, hängt von menschlichen Designentscheidungen ab.

3. Fokus: Der Einsatz von KI in der Finanzwelt

Das Thema KI ist für die Finanzbildung besonders relevant, weil der Einsatz dieser Technologie im Finanzsektor bereits sehr weitverbreitet ist (Yan 2023). Dies hängt insbesondere mit den inhärenten Problemen zusammen, die bei Entscheidungen in finanziellen Situationen auftreten. KI wird als mögliche Lösung für Probleme mit Entscheidungsanomalien gesehen. Die weit fortgeschrittene Entwicklung im Bereich KI-basierter Finanztechnologien hat jedoch inzwischen dazu geführt, dass für Verbraucherinnen und Verbraucher teilweise unbemerkt bleibt, wo sie in finanziellen Situationen bereits von KI betroffen sind. Für die umfassende Förderung von KI-Mündigkeit gilt es, dies in der Finanzbildung zu berücksichtigen.

3.1 Rationalität und Entscheidungsanomalien in finanziell geprägten Situationen

Grundsätzlich wird in der Ökonomie auch in finanziell geprägten Situationen zur Erklärung von Entscheidungen von dem Rationalwahlmodell ausgegangen (vgl. Becker

1993, Kirchgässner 2013). Angenommen wird, dass ökonomische als auch viele andere Situationen durch Knappheit geprägt sind. Weil unter anderem Zeit, Geld und Güter begrenzt sind, können nicht alle Wünsche in gleichem Maße sofort befriedigt werden. Da Verwendungskonkurrenz besteht, sind monetäre und nichtmonetäre Opportunitätskosten unvermeidbar. Wer 1.000 € in Aktien investiert, kann dieses Geld nicht gleichzeitig in festverzinslichen Wertpapieren anlegen. Opportunitätskosten bestehen beim Kauf von Aktien darin, dass auf eine fest garantierte Verzinsung verzichtet wird, beim Erwerb festverzinslicher Wertpapiere lässt man hingegen die (unsichere) Chance auf höhere Aktienrendite ungenutzt. Das Rationalwahlmodell geht davon aus, dass Menschen unter der Bedingung von Knappheit bei der Wahl zwischen alternativen Handlungsoptionen ihre Ziele mit den erwarteten Kosten und Nutzen abwägen und sich rational für die Option entscheiden, die ihren eigenen Nutzen maximiert. Im Beispiel der Finanzanlage nehmen sie dafür eine Abwägung des gewünschten Risiko-Rendite-Verhältnisses vor. Es geht um die Verbesserung der eigenen Situation, die neben Maximierung materiellen Nutzens auch immateriellen Nutzen umfasst.

Die Vorstellung rationaler Entscheidungen ist jedoch zwischenzeitlich durch verhaltenswissenschaftliche Forschung (*behavioral economics*) innerhalb der Wirtschaftswissenschaften ergänzt und auch infrage gestellt worden (z. B. Daxhammer/Facsar 2018). Studien haben gezeigt, dass Individuen in ökonomischen Entscheidungssituationen häufig nicht rational handeln und damit ihren Eigennutzen eben nicht maximieren (Altman 2012, Thaler 2015, Tversky/Kahnemann 1992). Die Forschungsergebnisse betonen Informationsasymmetrien und Unsicherheiten in Entscheidungssituationen. Es wirken, entgegen der klassischen Rationalitätsannahme, kognitive und affektive Faktoren, die zu suboptimalen Entscheidungen führen. Zentral ist das Konzept „begrenzter Rationalität“ (Simon 1955) nach dem, wer etwas zu entscheiden hat, zwar nicht alle Alternativen prüft, aber mit Heuristiken immer noch zu befriedigenden Ergebnissen kommen kann. Konkret: Statt sich selbst umfassend zu informieren, wird der Kaufempfehlung eines Freundes gefolgt. Heuristiken dieser Art erleichtern das Treffen von Entscheidungen, bringen aber einen tendenziösen „*bias*“ mit sich, führen also zu Verzerrungen und Voreingenommenheiten im Entscheidungsprozess. Um die Vielzahl von Entscheidungsanomalien, die durch verhaltenswissenschaftliche Forschung inzwischen sicher aufgedeckt wurden, zu systematisieren, nutzen Rolf Daxhammer und Maté Facsar (2018, 169 ff.) die drei typischen Phasen der Entscheidungsfindung: (1) Informationswahrnehmung, (2) Informationsverarbeitung und -bewertung, (3) Finanzentscheidung. Eine Auswahl kognitiver und affektiver Heuristiken in den jeweiligen Entscheidungsphasen ist Tabelle 1 zu entnehmen.

Phase	Heuristiken (Auswahl)
Informationswahrnehmung	<i>Verfügbarkeit</i> (kognitiv): Erinnerungen an Informationen, die zugänglich sind, weil sie besser vorgestellt werden können, werden als wahrscheinlicher erachtet. <i>Risikowahrnehmung</i> (kognitiv): Nicht nur tatsächliche, sondern auch wahrgenommene Wahrscheinlichkeiten leiten die Entscheidungsfindung. <i>Selektive Wahrnehmung</i> (kognitiv): Angesichts komplexer Probleme werden ungewollte Informationen zur Vereinfachung ausgeblendet, um bestehende Vorstellungen gegen Dissonanz abzusichern. <i>Darstellungseffekte</i> (kognitiv): Unterschiede bei der Darstellung des gleichen Sachverhalts führen zu unterschiedlichen Entscheidungen. <i>Herdenverhalten</i> (affektiv): Einzelne folgen der Meinung der Gruppe unter Verdrängung von Informationen, die gegen die Gruppenmeinung sprechen.
Informationsverarbeitung und -bewertung	<i>Verankerung und Anpassung</i> (kognitiv): Ein anfänglicher Referenzwert (Anker) wird nach Eingang neuer Informationen nur unzureichend angepasst. <i>Mentale Buchführung</i> (kognitiv): Verfügbares Vermögen wird nicht neutral, sondern nach Art der Herkunft oder des Verwendungszwecks bewertet. <i>Selbstüberschätzung</i> (kognitiv): Nach positiven Erfahrungen überschätzen Marktteilnehmer ihr eigenes Wissen und ihre Fertigkeiten. <i>Umkehr der Risikobereitschaft</i> (affektiv): Die Risikobereitschaft wird in ungerechtfertigter Weise verändert, weil relative Verluste stärker negativ bewertet werden, als relative Gewinne in gleicher Höhe positiv bewertet werden (Prospect-Theorie).
Finanzentscheidung	<i>Selektive Entscheidung</i> (kognitiv): Zur Verdrängung von Fehlern bei vergangenen Entscheidungen wird an der ursprünglichen Entscheidung festgehalten und so das Bedürfnis nach Dissonanzfreiheit erfüllt. <i>Status-quo-Effekt</i> (affektiv): Aus einer Abneigung gegenüber Veränderungen wird an einer Portfoliozusammensetzung festgehalten, die nicht mehr den Marktgegebenheiten entspricht. <i>Selbstkontroll-Effekt</i> (affektiv): Aus Mangel an Selbstkontrolle werden langfristige Finanzziele für kurzfristige Konsumziele aufgegeben. <i>Verlustaversion</i> (affektiv): Finanzanlagen, die bereits einen Buchverlust aufweisen, werden trotz negativem Trend nicht verkauft, um den Verlust nicht definitiv zu realisieren.

Tab. 1: Prozess der Entscheidungsfindung mit Rationalität einschränkenden kognitiven und affektiven Heuristiken (Quelle: eigene Darstellung).

3.2 Entscheidungsunterstützung durch KI-basierte Finanztechnologien

Der Finanzsektor ist nicht nur durch den Wunsch nach Rationalität und Eigenutzenmaximierung geprägt, sondern auch durch Entscheidungsanomalien. Das Besondere ist, dass im Finanzsektor KI-Anwendungen entwickelt und eingesetzt werden, die Finanzentscheidungen unterstützen und gegen irrationale Motive absichern sollen. Ziel ist es nicht, völlige Rationalität herzustellen. Auch im Rationalitätsmodell wird beachtet, dass eine vollständige Rationalität nicht möglich ist, weil Prognosen mit Unsicherheiten behaftet sind, reale Märkte Informationsasymmetrien aufweisen und Transaktionskosten für die Informationsbeschaffung entstehen. Allerdings soll die Chance genutzt werden, der menschlichen Tendenz, sich aufgrund kognitiver und affektiver Faktoren von irrationalen Motiven leiten zu lassen, die enorme Informationsverarbeitungskapazität von KI gegenüberzustellen (Oehler/Horn 2024, Zhu u. a. 2024). So können über Mustererkennung frühzeitig irrationale Motive (*behavioral biases*) identifiziert werden (vgl. Cao u. a. 2024). Dadurch lassen sich zwar nicht alle Informationsprobleme lösen, weil es unter Bedingungen von Unsicherheit auch für KI unmöglich ist, etwas anderes als Wahrscheinlichkeiten beispielsweise für bestimmte Preis- und Kursentwicklung anzugeben. Allerdings schlagen inzwischen KI-basierte Analysen zumindest in Teilbereichen die menschlichen Fähigkeiten selbst von Expertinnen und Experten. Das gelingt insbesondere dort, wo große Datenmengen zu verarbeiten und Muster erkennbar sind. Menschliche Expertenleistungen übertreffen KI-Analysen hingegen dort, wo es auf kontextbezogenes Verständnis und differenzierte Erkenntnisse ankommt, beispielsweise zu immateriellen Unternehmenswerten (ebd.).

KI-basierte Finanztechnologien können also zu einer Reduktion von Fehleinschätzungen beitragen, indem irrationalen Motiven, Voreingenommenheiten und andere Formen von *bias* entgegengewirkt werden. Trotzdem stehen KI-Technologien durch die ihnen zugrunde liegenden Verfahren und Daten ebenfalls in der Gefahr, voreingenommene und verzerrte Ergebnisse zu generieren (vgl. Albers u. a. 2024, Pasquale 2015, Schreiblmayr u. a. 2023). Zu diesen KI-spezifischen Risiken gehören algorithmische Verzerrungen, die sich aus der Begrenzung von KI-Systemen auf ausgewählte Daten ergeben. Probleme ergeben sich auch aus dem Blackbox-Charakter, was zu mangelnder Erklärbarkeit von KI-generierten Leistungen führt. Da sich KI durch selbst generierte Algorithmen und veränderte Datenbestände ständig weiterentwickelt, ist ihre konkrete Funktionsweise inzwischen selbst für Expertinnen und Experten nicht immer nachvollziehbar. Nachgewiesen sind auch Diskriminierungseffekte bei

der datenbasierten Bewertung der Kreditwürdigkeit marginalisierter Gruppen, die in den Trainingsdaten unterrepräsentiert waren (Hassani 2021). Außerdem wurde festgestellt, dass KI-Antworten eine höhere Objektivität zugeordnet wird als bei einer menschlichen Antwort gleicher Qualität, dadurch kann ein übermäßiges Vertrauen der Nutzenden in Technologie entstehen.

KI-Anwendungen können also helfen, Irrationalitäten in Entscheidungsprozessen zu erkennen und kritisch zu reflektieren, sie führen jedoch auch zu technologiebedingten Risiken, die neue Arten von Verzerrungen (*bias*) mit sich bringen. Um keinen neuen Irrationalitäten und Entmündigung durch Technologie unterworfen zu sein, kommt es hier auf KI-Mündigkeit an. Besonders relevant ist die Förderung von KI-Mündigkeit im Rahmen der Finanzbildung, weil KI-basierte Finanztechnologien inzwischen in großer Breite zum Einsatz kommen und dies aus Sicht von Verbraucherinnen und Verbrauchern teilweise unerkannt geschieht.

3.3 KI-Technologien für Angebot und Nachfrage von Finanzdienstleistungen

Finanzentscheidungen werden sowohl auf Nachfrage- als auch auf Angebotsseite getroffen. Für beide Anwendungsfälle haben sich KI-basierte Finanztechnologien etabliert. Anbieter von Finanzdienstleistungen nutzen KI-Anwendungen beispielsweise zur Betrugserkennung (*fraud detection*), zur Analyse und Verarbeitung von Kunden- und Marktdaten, zur virtuellen bzw. automatisierten Finanzberatung sowie zur Trenderkennung bei Wertpapierkursen und Kundenwünschen (Zhu u. a. 2024). Auf Nachfrageseite gibt es KI-basierte Finanztechnologien, die sich direkt an Endkundinnen und -kunden richten. Dazu gehören unter anderem spezialisierte Chatbots für Finanzthemen, Systeme für eine automatisierte Anlageberatung (= *Robo-Advisors*, Oehler/Horn 2024) und Apps, die eine Verbesserung der Kreditwürdigkeit durch Freigabe zusätzlicher Daten versprechen.

Auch wenn gerade nachfrageseitige KI-Tools bisher nur von den wenigen genutzt werden, die bereits von sich aus ein größeres Interesse an Geldthemen mitbringen, sind doch alle, die am Finanzgeschehen teilnehmen, von den angebotsseitigen Entwicklungen betroffen. Selbst Kinder und Jugendliche wirken durch ihre Teilhabe an einem zunehmend durch KI geprägten Wirtschaftskreislauf bewusst und unbewusst an der Herstellung der Daten mit, die finanzielle Folgen für sie haben können. Deswegen ist es für die Finanzbildung von besonderer Bedeutung, auch die verborgenen Formen der Mensch-KI-Interaktion in den Blick zu nehmen.

3.4 Unbemerkte Mensch-KI-Interaktionen in der Finanzwelt

Gerade in der Finanzwelt findet Mensch-KI-Interaktion häufig unbemerkt statt. Das steht im Kontrast zu den offensichtlichen Anwendungen, etwa für die Interaktion mit einem auf Finanzthemen spezialisierten Chatbot oder einem automatisierten *Robo-Advisor*. Hier entscheidet sich die/der Einzelne bewusst für die Nutzung von KI. Heute kommen KI-basierte Finanztechnologien jedoch bereits auch dort zum Einsatz, wo man sie nicht unbedingt erwartet. Wer beispielsweise einen Kreditkartenantrag stellt, muss personenbezogene Daten, Angaben zum Einkommen, zum Bankkonto, Wohnort, bestehenden Verbindlichkeiten und anderem mehr weitergeben. Diese Daten werden inzwischen auf Basis von KI-Modellen analysiert, meist, ohne dass dies den Verbraucherinnen und Verbrauchern bewusst ist (Kelp/Schneider 2023). In weiterer Folge fließt der dadurch ermittelte Kredit-Score in die Entscheidung darüber ein, ob eine Kreditkarte ausgestellt wird. Insbesondere die Bewertung der Kreditwürdigkeit (Bonität) ist für viele Verbraucherinnen und Verbraucher intransparent, sowohl was die verwerteten Daten angeht als auch die Berechnungsweise (Beispiel Schufa-Auskunft). Im Zuge der Digitalisierung sind Apps entwickelt worden, über die nicht nur das in der DSGVO kodifizierte Auskunftsrecht genutzt werden kann, um hinterlegte Daten kostenlos abzurufen, sondern auch noch zusätzliche Daten freigegeben werden können, meist verbunden mit dem Ziel, das Scoring der eigenen Kreditwürdigkeit zu verbessern. Zu den Angaben, die freigeschaltet werden können, gehören auch sehr sensible, personenbezogene Daten, wie Transaktionen auf dem eigenen Bankkonto oder die Dauer und Art von Beschäftigungsverhältnissen. Vielen fällt es jedoch schwer, vorab einzuschätzen, wie sich die Datenfreigabe auf die Bewertung der eigenen Kreditwürdigkeit auswirkt. Das wiederum hat nicht nur Folgen für die Bereitstellung einer Kreditkarte, sondern auch für den Abschluss von Mobilfunk- und Mietverträgen und anderem mehr.

Wie oben bereits erwähnt, kann ein KI-basiertes Scoring durch Verzerrungen und Diskriminierungen geprägt sein. Finanztechnologien, die potenziell eine Lösung für bestehende Entscheidungsprobleme bieten, können selbst zum Problem werden. Daher kommt es für mündige Wirtschaftsbürgerinnen und -bürger darauf an, KI-Mündigkeit zu entwickeln. Worin diese, bezogen auf die Finanzwelt, besteht und wie sie gefördert werden kann, ist Thema des folgenden Kapitels.

4. Definition und Förderung: KI-Mündigkeit in der Finanzbildung

Wie bereits erläutert, durchdringt KI heute bereits viele Finanztechnologien, häufig ohne dass die Nutzenden dies bemerken. Bei früheren technischen Innovationen hatten Verbraucherinnen und Verbraucher noch die Wahl, konnten sich beispielsweise bewusst für oder gegen das Onlinebanking entscheiden. Das gilt heute nur bedingt. Noch immer gibt es die Möglichkeit, einen menschlichen Finanzberater zu fragen anstelle eines Chatbots. Auch bei der Umstellung auf eine vollautomatisierte Portfolioverwaltung, die kostengünstiger ist als traditionell gemanagte Wertpapieranlagen, müssen Anlegerinnen und Anleger informiert werden und der Nutzung von KI zustimmen, weil die Bankenaufsicht dies vorschreibt (Kelp/Schneider 2023). Wie gezeigt, gilt das jedoch für viele andere Finanzbereiche nicht, beispielsweise bei der Bewertung der Kreditwürdigkeit oder den Angeboten sogenannter Fintech-Unternehmen für Zahlungsabwicklung und anderes mehr.

4.1 Definition von KI-Mündigkeit

Die Bestimmung von KI-Mündigkeit basiert auf einem bildungstheoretisch fundierten Verständnis. Unter Rückgriff auf die erwähnten Vorarbeiten von Kant betont Eberhard Jung (2008, 238) für das Bildungsziel der Mündigkeit das „eigenständige Denken, Urteilen und Handeln in moralischer Verantwortung“. Kinder und Jugendliche sollen zur Freiheit, Autonomie, Emanzipation und Partizipation befähigt werden. Um auf dieser Grundlage KI-Mündigkeit zu präzisieren, kann auf vorliegende Konzepte zurückgegriffen werden, insbesondere *AI literacy*, die definiert wird als:

„The ability to understand, use, monitor, and critically reflect on AI applications without necessarily being able to develop AI models.“ (Laupichler u. a. 2022)

Hier geht es also darum, KI-Anwendungen zu verstehen, als auch um die Fähigkeit, sie nutzen, überwachen und kritisch reflektieren zu können. Ausgegangen wird davon, dass dies Grundfähigkeiten sind, die jeder braucht, um sich gesellschaftliche Teilhabe zu erschließen. Nicht gemeint ist die Expertise derjenigen, die KI-Modelle oder Anwendungen entwickeln und programmieren. Duri Long und Brian Magerko (2020) haben zur Operationalisierung von so verstandener *AI literacy* einen konzeptionellen Rahmen für 17 Einzelkompetenzen vorgeschlagen, die sich in sechs Themenfelder gruppieren lassen. Eine übersetzte und leicht adaptierte Version dieses Rasters findet sich in Tabelle 2.

Thema	Kompetenz	Definition
1. KI-Definition	1. KI wahrnehmen	Erkennen, welche Maschinen KI-Technologien nutzen und welche nicht.
2. KI-Verständnis	2. KI begreifen	Kritische Auseinandersetzung damit, was unter „Intelligenz“ verstanden wird, einschließlich der Unterschiede zwischen menschlicher, tierischer und maschineller Intelligenz.
	3. Interdisziplinarität	Kenntnisse über fachspezifische Zugänge und technologische Varianten dessen, was man KI nennt, beispielsweise Robotik und maschinelles Lernen.
	4. Schwache und starke KI	Unterscheidung zwischen schwacher KI, begrenzt auf spezifische Fähigkeiten, und starker KI, ein theoretisches Konzept für KI, die es noch nicht gibt.
3. KI-Fähigkeiten	5. Stärken und Schwächen von KI	Feststellen, bei welchen Aufgabentypen KI besonders leistungsstark ist, und erkennen, wann es auf menschliche Fähigkeiten ankommt.
	6. Sich die Zukunft von KI ausmalen	Vorstellungen zu zukünftigen KI-Anwendungen entwickeln und die gesellschaftlichen Folgen bedenken.
4. KI-Funktionsweise	7. Datenspeicherung	Verstehen, wie Daten organisiert sein können, um Informationen zu speichern und Wirklichkeit zu repräsentieren.
	8. Entscheidungsfindung	Einordnen und beschreiben, wie KI-Anwendungen zu Entscheidungen kommen.
	9. Verfahrensschritte des maschinellen Lernens	Verstehen, welche einzelnen Verfahrensschritte maschinelles Lernen umfasst, und beschreiben, welche Herausforderungen jeweils bestehen.
	10. Verhältnis von Mensch und KI	Anerkennen, wie entscheidend menschliche Leistungen bei Design und Programmierung von KI sind.
	11. <i>data literacy</i>	Kritische Reflexion von Daten, die zur Grundlage von Entscheidungen werden sollen.
	12. Datengestütztes Lernen	Verstehen, dass maschinelles Lernen auf Daten basiert, inklusive der Userdaten, die bei einem selbst anfallen.
	13. Limitationen KI-generierter Ergebnisse	Verstehen, dass Daten die Wirklichkeit fehleranfällig repräsentieren und Verzerrungen im Trainingsdatensatz KI-Ergebnisse beeinflussen.
	14. Aktion und Reaktion	Verstehen, dass Robotertechnik autonomes Handeln der KI in der physischen Welt ermöglicht.
	15. Sensorik	Verstehen, dass datengestützte KI-Systeme die Welt über Sensoren wahrnehmen.
5. KI-Nutzung	16. Ethische Aspekte von KI	Aufzeigen, welche ethischen Probleme im Zusammenhang mit KI entstehen, u. a. hinsichtlich Datenschutz, Beschäftigungseffekten, Desinformationen, ethischer Entscheidungsfindung, Diversität, Verzerrungen und Voreingenommenheiten (<i>bias</i>), Verantwortung und Haftungsfragen.
6. Menschliche Wahrnehmung von KI	17. Programmieren	Verstehen, dass KI-Systeme das Ergebnis menschlicher Programmierung sind, auch wenn das an der Oberfläche nicht wahrnehmbar ist.

Tab. 2: Übersetzte und geringfügige Adaption des konzeptionellen Rahmens für AI Literacy von Long/Magerko (2020).

Hier stehen Fähigkeiten und Problembewusstsein im Vordergrund, die über ein rein technisches Verständnis von KI hinausgehen und auch Anwendungskompetenz sowie gesellschaftliche und ethische Aspekte von KI umschließen. Entscheidend ist eine kritische Haltung beim Denken und Handeln. Dabei ist wichtig, dass Kritikfähigkeit nicht nur darauf gerichtet ist, gesellschaftliche Verhältnisse, die zu Bevormundung führen, infrage zu stellen, sondern diese Verhältnisse auch zu ändern (Thoma/Ostendorf 2023). Das führt weiterhin zu Innovation und Kreativität bei Entscheidungen und Abwägungen darüber, wie weit sich jemand auf KI einlassen möchte, und in eine Positionierung dazu, in welche Richtung sich KI als programmierbares System verändern kann bzw. soll.

4.2 KI-Mündigkeit in finanziellen Entscheidungssituationen

Auch in der Finanzwelt gilt es zu verstehen, wie KI funktioniert. Es braucht ein Problembewusstsein für die ethischen Implikationen von KI-basierten Finanztechnologien vor dem Hintergrund, dass beispielsweise die Kundenberatung durch die Bank bereits in analogen Settings einen Interessengegensatz aufweist (vgl. Loerwald/Retzmann 2010). Durch Finanzbildung sollen Kinder und Jugendliche daher lernen, die Datenbasis und die Qualität der Ergebnisse von KI-Anwendungen kritisch zu bewerten. In diesem Zusammenhang gilt es für die Schülerinnen und Schüler auch, eine eigene Position dazu einzunehmen, wann es sinnvoll sein kann, KI in finanziellen Entscheidungssituationen zu verwenden, und wann das menschliche Urteilsvermögen Vorrang haben sollte. Es soll Raum für Kreativität geben, um sich innovative Anwendungen zu erschließen und zunehmend selbstständig abzuwägen, für welche Zwecke jemand KI-basierte Finanztechnologien sinnvoll einsetzen kann.

Dafür ist es wichtig, wahrzunehmen, wo KI im Finanzsektor zum Einsatz kommt, gerade auch weil sich verdeckte Formen KI-basierter Finanztechnologien etabliert haben. Weiterhin kommt es darauf an, die Funktionsweise von KI zu verstehen, beispielsweise Verzerrungen und Diskriminierungsgefahren, die sich aus den Trainingsdaten ergeben, einschätzen zu können. Vor diesem Hintergrund können dann auch die ambivalenten Aspekte von KI-Technik im Finanzsektor eingeordnet werden, die dazu führen, dass zwar einerseits irrationale Motive und Fehleinschätzungen identifiziert werden können, sie jedoch gleichzeitig neue datenbedingte Voreingenommenheiten (bias) verursachen können. Ethische Aspekte umfassen dabei eine kritische Auseinandersetzung mit sowie eine Aufgeklärtheit über problematische Aspekte des Datenschutzes, Haftungsfragen usw. Im Hinblick auf die gesellschaftliche Dimension geht es darum, Vorstellungen darüber zu entwickeln, wie KI zukünftig programmiert

werden sollte. Die gesetzlichen Regelungen, die dafür beispielsweise in den USA, China und Europa gelten bzw. diskutiert werden, laufen derzeit eher auseinander. Dadurch ergeben sich über Finanzbildung im engeren Sinne auch Anschlusspunkte an andere gesellschaftswissenschaftliche Fragestellungen, beispielsweise zu ordnungspolitischen Entscheidungen (Kaiser u. a. 2015). Dies schafft Anschlussfähigkeit an Fächer wie beispielsweise Politik und Recht.

5. Fachdidaktische Implikationen: Beispiele für Unterrichtsthemen im Kontext finanzieller KI-Mündigkeit

Im Weiteren werden hier drei Beispiele für Unterrichtsthemen vorgestellt, mit denen KI-Mündigkeit in der Finanzbildung gefördert werden kann. Es wird explizit hervorgehoben, gegen welche Entscheidungsanomalien die jeweiligen KI-Systeme wirken sollen und welche neuen Risiken und Verzerrungen daraus im Entscheidungsprozess erwachsen können. Daraus werden Ansatzpunkte für die Förderung von KI-Mündigkeit sichtbar.

5.1 Auf Finanzthemen spezialisierte Chatbots

Ein Beispiel für KI-basierte Chatbots, die speziell für Finanzthemen programmiert wurden, ist der Financial Health Prototype der österreichischen Erste Bank und Sparkasse (<https://erstebank.ai>). Er entstand auf der Grundlage von ChatGPT von OpenAI. In die Entwicklung flossen Trainingsdaten ein, die von der Bank zur Verfügung gestellt wurden. Im Fokus stehen Themen wie Einnahmen- und Ausgabenplanung, Konsum- und Sparquote, Finanzierungen, Anlagemöglichkeiten und Kreditmanagement. Der Chatbot ist entsprechend des Auftrags und des Selbstverständnisses der Sparkassen darauf programmiert, das finanzielle Wohlbefinden (*financial health, financial wellbeing*) in den Vordergrund zu rücken. Wer sich dafür interessiert, wie man beispielsweise Spekulationsblasen nutzen kann, um schnell Geld zu machen, wird hier vor erheblichen Risiken gewarnt (siehe Abbildung 1). Gleichzeitig werden Verweise auf zusätzliche Informationen angezeigt. Dazu gehören relevante Inhaltsbereiche der Finanzbildung, hier eine Sensibilisierung für typische Fehler bei der Geldanlage, aber auch Angebote der Bank zum Investment in Gold sowie zu weiteren Spar- und Anlageformen.

KI-Chatbots dieser Art begegnen menschlichen Entscheidungsanomalien dadurch, dass ihre Antworten auf ausgewählten Daten basieren und nicht nur auf zufällig besonders gut erinnerten Einzelereignissen (Verfügbarkeitsheuristik). Sie können Finanzprodukte vereinfacht erklären und auf diese Weise Informations-

lücken vor der Entscheidungsfindung schließen (selektive Wahrnehmung und Entscheidung). Durch automatisiertes Aufzeigen von Risiken und Vergleichsdaten kann auch die Selbstüberschätzung bei Finanzentscheidungen gedämpft werden. Diese Leistungsfähigkeit geht jedoch mit neuen Risiken einher. Dazu gehören algorithmische Verzerrungen, die auftreten, wenn Chatbots mit unvollständigen oder voreingenommenen Daten trainiert wurden. Enthält beispielsweise ein Trainingsdatensatz bestimmte Personengruppen nicht, fehlt hier eine empirische Basis für Aussagen. Ein häufiges Problem ist auch übersteigertes oder blindes Vertrauen (Schreibelmayer u. a. 2023), das darauf zurückgeht, KI-generierte Antworten als objektiver im Vergleich zu menschlichen Aussagen anzusehen. Außerdem kann KI bestehende Entscheidungsanomalien verstärken (z. B. Verankerung und Anpassung), wenn die automatisiert zuerst präsentierte Zahl (z. B. eine empfohlene Sparrate) aus Sicht der Nutzer unbewusst zum Referenzpunkt wird. Beachtenswert ist weiterhin, dass KI-generierte Antworten auch von den Interessen des Anbieters bestimmt werden. Da die Bank selbst die Trainingsdaten für den Chatbot zur Verfügung gestellt hat, werden hier Anlagemöglichkeiten in den Vordergrund gerückt, die die Bank ihren Kunden anbieten möchte (Verzerrung durch Designziele).

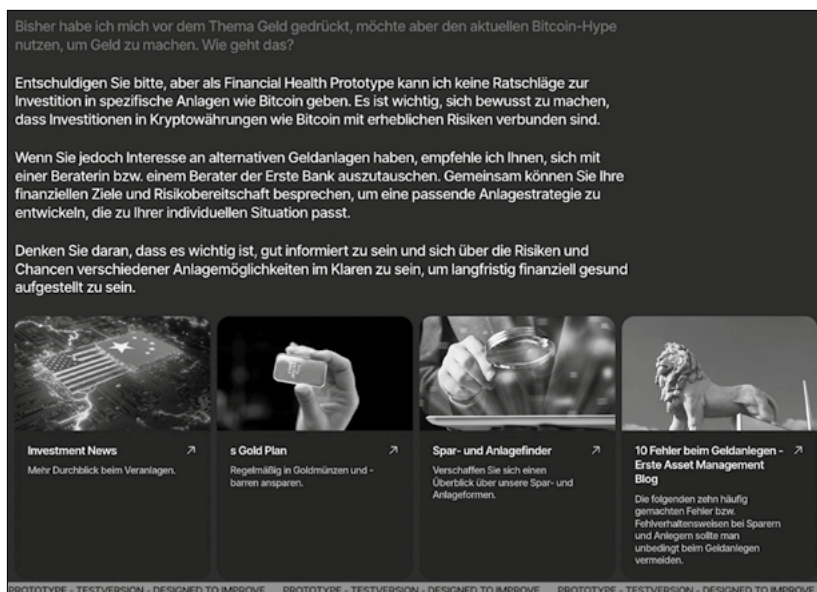


Abb. 1: Beispielantwort des Financial Health Prototype der Erste Bank Sparkasse (Quelle: Screenshot der Website <https://erstebank.ai>, abgerufen am 21.2.2025).

Was hier KI-Mündigkeit erfordert, um mit und trotz KI-Technologie zu selbstständigen Finanzentscheidungen zu kommen, kann zum Ausgangspunkt werden, KI-Mündigkeit im Unterricht zu fördern. Die Verzerrungen, die sich aus den Designzielen ergeben, die die Bank mit der Einrichtung des Chatbots verfolgt, führen dazu, dass selbst angebotene Investitionsmöglichkeiten hervorgehoben werden (wie in den Verlinkungen in Abbildung 1 zu sehen) und beispielsweise ein Vergleich bei den Kosten für Finanzinvestitionen unterschiedlicher Anbieter (z. B. traditionelle Banken vs. Fintech-Unternehmen) fehlt. Das ist Ausdruck der bereits aus analogen Beratungssituationen bekannten Interessengegensätzen zwischen Anbietern und Nachfragern von Finanzdienstleistungen (vgl. Loerwald/Retzmann 2010). Hier bietet sich eine Förderung der Kompetenzdimension „Verhältnis von Mensch und KI“ an sowie die „menschliche Wahrnehmung von KI“. Eine weitere Möglichkeit stellt der Vergleich alternativer KI-Anwendungen dar. Der Financial Health Prototype weigert sich, Ratschläge für ein Investment in Bitcoins zu geben. Krypto-Trading-Bots wie der sogenannte *Cryptohopper* sind hier völlig anders programmiert. Sie sind darauf ausgelegt, investiertes Geld nach Kundenvorgaben für den automatisierten Handel mit Kryptowährungen einzusetzen. Das eingesetzte Geld der Kundinnen und Kunden ist dabei Risiken ausgesetzt, die, anders als beim Financial Health Prototype, nicht prominent hervorgehoben werden. Die Auseinandersetzung mit diesem Thema ermöglicht es, die Kompetenzdimensionen „Stärken und Schwächen von KI“ sowie „ethischer Aspekte von KI“ insbesondere hinsichtlich ethischer Entscheidungsfindung zu fokussieren. Ein Zwischenergebnis kann in der Erkenntnis bestehen, dass auch im Bereich von Finanztechnologien gilt: KI ist nicht gleich KI.

5.2 Robo-Advisors für automatisierte Finanzanlagen

Robo-Advisors nutzen Robotertechnik virtuell, um das Geld von Finanzinvestoren zu verwalten. Es geht insbesondere um automatisierte Anlageentscheidungen für bestimmte Aktien, Fonds, Anleihen usw. Grundlage dafür sind datengestützte Algorithmen, die eingegebene Kundenvorgaben zur Grundlage für autonome Entscheidungen machen. Für den Kauf und Verkauf von Finanzprodukten nutzt der „Handelsroboter“ Geld, das per Einmalzahlung oder per Sparplan investiert wurde. Darin ähneln Robo-Advisors den bereits erwähnten Trading-Bots. Der wichtigste Unterschied besteht darin, dass Robo-Advisors sich an Verbraucherinnen und Verbraucher mit Interesse an einer langfristigen Anlagestrategie wenden, während Trading-Bots auf kurzfristige und spekulative Anlagestrategien spezialisiert sind.

Bekannte Beispiele für Robo-Advisors sind Scalable Capital (ein deutsches Fintech-Unternehmen) und VisualVest (ein Angebot der genossenschaftlichen Union-Investment-Gruppe). Bei einem Robo-Advisor beginnt das Investment mit dem Ausfüllen eines digitalen Fragebogens. Dabei werden unter anderem Angaben zu Alter, Präferenzen für risikoaverse oder riskante Anlagen sowie zum Veranlagungszeitraum erfasst. Ein KI-Algorithmus errechnet daraufhin das individuelle Risikoprofil und die passende Anlagestrategie. Kauf, Verkauf und Umschichtung der Wertpapiere erfolgt vollautomatisch. Ein menschliches Eingreifen, wie beim traditionellen Portfoliomanagement einer Investmentbank, ist nicht vorgesehen. Dennoch besteht hier eine Mensch-KI-Interaktion, weil der Robo-Advisor die im Fragebogen angegebenen Nutzerdaten zum Ausgangspunkt für Anlageentscheidungen macht und nur mit dem von einem menschlichen Investor zur Verfügung gestellten Geld auf den Finanzmärkten handeln kann.

Damit richten sich Robo-Advisors gegen verbreitete Entscheidungsanomalien (z. B. Verlustaversion), indem sie auf Basis von vorgegebenen Modellen anstatt nach emotionalem Wohlbefinden agieren, sie verkaufen daher nicht irrational spät und lassen Gewinne weiterlaufen. Investitionsentscheidungen beruhen auf Algorithmen, nicht auf Gruppendruck oder Marktstimmung (Herdenverhalten). Durch konsistente Portfoliostruktur kann irrational getrennten Einzelbudgets entgegengewirkt werden (mentale Buchführung).

Das Agieren des Robo-Advisors kann jedoch wieder, wie bei jeder KI, durch bias fehlgeleitet sein. Aufgrund der datenbasierten Vorgehensweise kann es auch hier zu algorithmischer Verzerrung kommen. Viele Robo-Advisors fragen beispielsweise nicht danach, ob jemand auch Immobilien besitzt, ob Schulden bestehen oder in eine Betriebsrente eingezahlt wird. Damit fehlen diese Informationen für die Entwicklung einer passenden Finanzstrategie. Hier kommt es auf KI-Mündigkeit beispielsweise in den Kompetenzdimensionen „datengestütztes Lernen“ und „Limitationen KI-generierter Ergebnisse“ an. Erste Forschungsergebnisse zeigen, dass Investitionsentscheidungen auf Basis von KI-Modellen bei externen Schocks – etwa Finanzkrisen oder Pandemien – deutlich an Effektivität verlieren (vgl. Horn u. a. 2020). Da solche Ereignisse im langen Anlagehorizont der Altersvorsorge wahrscheinlich mehrfach auftreten, ist diese Einschränkung besonders relevant, wenn Anlageentscheidungen auf KI-Systeme übertragen werden. Weiterhin gibt es hinsichtlich der Frage, wie sich die Delegation von Finanzentscheidungen an einen Robo-Advisor auf das finanzielle Wohlergehen auswirken, empirische Evidenz dafür, dass, wer über die nötige Finanzbildung verfügt, individuell passende Anlagestrategien mit einem Chatbot zu entwickeln, zu besseren

Ergebnissen kommt als bei Delegation aller Entscheidungen an einen Robo-Advisor (vgl. Oehler/Horn 2024).

The screenshot shows a dark-themed user interface for a Robo-Advisor. At the top right, there is a button labeled 'Haben Sie Fragen?' with a question mark icon. The main heading is 'Was ist Ihr Anlagehorizont?'. Below this, the selected value '8 Jahre' is displayed in large white text. A horizontal slider bar is positioned below the text, with a white dot indicating the current selection. The left end of the slider is labeled 'weniger als 1 Jahr' and the right end is labeled 'mehr als 25 Jahre'. Below the slider, there are two informational boxes: the first explains the investment horizon, and the second is a dropdown menu with the text 'Komme ich bei Bedarf auch vorher an meine Anlage?'. At the bottom, a large light gray button labeled 'Weiter' with a right arrow is visible.

Abb. 2: Festlegung des Anlagehorizonts im Robo-Advisor Scalable (Quelle: Screenshot von der Website <https://de.scalable.capital>, abgerufen am 21.2.2025).

Im Unterricht bietet das Thema Robo-Advisor die Gelegenheit, die Kompetenzdimension „Stärken und Schwächen von KI“ zu fördern. Es geht in diesem Beispiel um konkrete Abwägungsentscheidungen darüber, welche Leistungen die KI erbringen kann und wofür menschliche Fähigkeiten entscheidend sind. Für die Finanzbildung ist dieses Thema besonders relevant, weil Anbieter sich mit Robo-Advisors dezidiert an zwei Gruppen von Endverbraucherinnen und -verbrauchern richten. Erstens an diejenigen, die aus Bequemlichkeit Finanzentscheidungen delegieren wollen, und zweitens an die Gruppe derer, die sich gar nicht mit dem Thema Geld beschäftigen wollen und froh sind, einem Robo-Advisor eine relativ niedrige Gebühr zu zahlen, damit dieser Finanzaufgaben automatisiert übernimmt. Vor diesem Hintergrund ist die Entwicklung eines Problembewusstseins auch hinsichtlich „ethischer Aspekte von KI“ eine wichtige Basiskompetenz im Bereich der Finanzbildung.

5.3 Finanzapps zur Verbesserung der Kreditwürdigkeit (Scoring)

Es gibt zahlreiche Angebote für Finanzapps, die auf Basis freigeschalteter Transaktionsdaten des persönlichen Bankkontos arbeiten. Diese Apps analysieren Finanzdaten, um anschließend personalisierte Empfehlungen und Sparangebote zu unterbreiten. Außerdem werden passende Girokonten, Kreditkarten, Versicherungen usw. angezeigt. Es besteht jeweils ein kommerzielles Interesse an einem Vertragsabschluss. In diesem Zusammenhang ist bonify.de ein Beispiel für eine Finanzapp, die darüber hinaus unmittelbar mit den Dienstleistungen der Schufa Holding AG verbunden ist. Nutzende können in der App das in der DSGVO verankerte Bürgerrecht auf Auskunft eigener Daten digital in Anspruch nehmen. Dadurch werden die bei der Schufa hinterlegten Daten abgerufen, die für die Bewertung der Kreditwürdigkeit (Scoring) verwendet wurden. Als Zusatzangebot kann die Datenfreigabe genutzt werden, um die Entwicklung der eigenen Kreditwürdigkeit (Bonität) zu überwachen und durch erweiterte Datenweiterleitung an die Schufa auch das Scoring zu „verbessern“. In einer Informationsgrafik gibt sie an, wie groß der Einfluss bestimmter Daten auf das Scoring ist, das die Kreditwürdigkeit quantifizieren soll (siehe Abbildung 3).

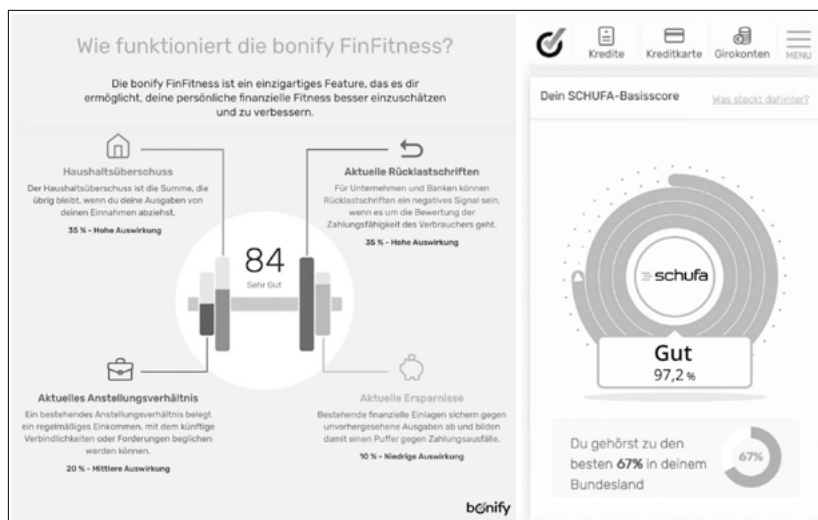


Abb. 3: Infografik zur Verbesserung der „FinFitness“ bzw. Bonitätskriterien der Schufa und Beispiel für Anzeige eines Schufa-Scores auf einem Handy (Quelle: Screenshots von der Website www.bonify.de, abgerufen am 21.2.2025).

Informationen dazu, wie genau die Höhe (oder das Defizit) des Haushaltsüberschusses in das Scoring einfließen, wie mit Rücklastschriften umgegangen wird, die aufgrund

von Fehlbuchungen vorgenommen werden, oder wie begrenzt die Aussagekraft der Kontenbewegungen für das gesamte finanzielle Wohlergehen einer Person ist, wenn beispielsweise mehrere Konten bestehen, werden nicht erläutert.

Finanzapps, über die zusätzliche eigene Daten weitergegeben werden, können im Prinzip zu einer verbesserten Bewertung von Kennzahlen führen, wie der Kreditwürdigkeit, wenn diese zuvor falsch eingeschätzt wurde. Damit richten sich KI-basierte Berechnungen auf Basis neuer Daten gegen häufige Entscheidungsanomalien im Zusammenhang mit der Überbewertung vergangener Daten (z. B. Verankerung). Weiterhin arbeiten diese Apps mit niederschwelligen Mechanismen, wie dem Anstupsen in eine bestimmte Richtung („nudging“), was motivieren soll, das eigene Finanzverhalten zu verändern und so die tatsächliche Kreditwürdigkeit zu verbessern (Status-quo-Effekt). KI-spezifische Risiken ergeben sich daraus, dass sie statt zu einer verbesserten Qualität von Kennzahlen auch zu Kennzahlen schlechterer Qualität in dem Sinne führen können, dass die Passung des Datenbildes (hier Schufa-Scoring) zu den tatsächlichen Gegebenheiten (hier die Fähigkeit, einen Kredit zu bedienen) noch stärker abhängt von Qualität und Vollständigkeit der Daten. In diesem Zusammenhang können auch Diskriminierungseffekte auftreten. Ferner sind diejenigen, die Daten freiwillig teilen, oft nicht repräsentativ. Die auf dieser Grundlage erstellten Modelle können zu weiteren Verzerrungen führen.

Das Thema Finanzapps erlaubt im Unterricht eine Bezugnahme zu Kompetenzdimensionen, wie „Datenspeicherung“, „data literacy“ und „datengestütztes Lernen“. Weiterhin bieten sich Bezüge zu Themen wie Datenschutz und Rechte an personenbezogenen Daten an. Diese Unterrichtsthemen sind, bezogen beispielsweise auf die Möglichkeit, Kreditkarten- oder Mobilfunkverträge abzuschließen, für die Schülerinnen und Schüler unmittelbar in ihrer Gegenwart bedeutsam.

6. Fazit

Erziehung zur Mündigkeit soll verhindern, dass die zunächst natürliche Unmündigkeit von Kindern und Jugendlichen zu dauerhafter Unmündigkeit führt. Das wäre der Fall, wenn eine Bevormundung stattfindet. Immanuel Kant stellt in diesem Zusammenhang fest:

„Es ist so bequem, unmündig zu sein. Habe ich ein Buch, das für mich Verstand hat, einen Seelsorger, der für mich Gewissen hat, einen Arzt, der für mich die Diät beurteilt usw., so brauche ich mich ja nicht selbst zu bemühen. Ich habe nicht nötig zu denken, wenn ich nur bezahlen kann.“ (Kant 1784)

Das Auslagern des Denkens ist älter als die heutige KI, schließlich spricht Kant hier nicht über ChatGPT oder einen Robo-Advisor. Die Parallelen sind jedoch auffällig. Nur droht Bevormundung anstelle durch Bücher und Menschen jetzt durch Maschinen. An sich ist nichts gegen Bücher, Seelsorger (heute würde man von Therapeuten sprechen) und Ärzte einzuwenden. Problematisch wird ein (blindes) Vertrauen erst dann, wenn das selbstständige Denken deaktiviert wird.

Damit steht die Entwicklung von KI-Mündigkeit für finanzielle Entscheidungen im Spannungsfeld von Selbstständigkeit und Vertrauen in externe Instanzen. Einerseits gewinnt in modernen Gesellschaften individuelle Selbstbestimmung an Bedeutung, was der/den Einzelnen zunehmend die Fähigkeit zu eigenverantwortlichem Entscheiden und Handeln abverlangt. Das gilt in besonderem Maße auch für den Umgang mit dem eigenen Geld. Durch die abnehmende Bedeutung des umlagefinanzierten staatlichen Rentensystems werden individuelle Entscheidungen im Zusammenhang mit Altersvorsorge und der Absicherung von Risiken wichtiger. Hier ist Selbstständigkeit gefordert, kann aber auch überfordern. Selbst getroffene Entscheidungen können aus kognitiven und affektiven Gründen von irrationalen Motiven geleitet sein. Fremde Unterstützungsleistungen im Prozess finanzieller Entscheidungen können die Entscheidungsqualität verbessern. Selbstständigkeit kann also auch die Fähigkeit umfassen, externe Hilfe anzunehmen. Für finanzielle Investitionsentscheidungen beispielsweise übernimmt traditionell die Anlageberatung diese Aufgabe. Zwischenzeitlich spielen hier auch KI-Anwendungen eine wichtige Rolle. Eine bedeutsame Herausforderung besteht hier darin, ein angemessenes Niveau des Vertrauens in diese fremde maschinelle bzw. menschliche Hilfe zu finden. Dabei gilt es zu beachten, dass eine Institutionalisierung vertrauensbildend wirken kann. Gerade infolge von Finanzkrisen sind die Regeln für die Anlage- und Finanzberatung verändert worden, sodass etwa umfassende Informationspflichten bestehen. Die Institutionalisierung von verbindlichen Regeln für KI-basierte Finanztechnologien steht bisher jedoch noch aus. KI-Mündigkeit, die auch Wissen über die Stärken und Schwächen von KI umfasst, kann hier helfen, bei gegebenen Konfigurationen und Vertrauenswürdigkeit das eigene Maß, in dem auf diese Systeme zurückgegriffen wird und ihnen vertraut wird, zu bestimmen.

Auch im Hinblick auf künstliche Intelligenz gilt daher, wenn ich selbst etwas weiß, brauche ich nicht alles zu glauben. Der Leistungsfähigkeit von KI ein eigenes Verständnis der Sache, eigenes Bewusstsein, eigene Handlungsmaximen und einen eigenen ethischen Standpunkt gegenüberstellen zu können, um so in Interaktion mit KI zu besseren Entscheidungen zu kommen, das ist der Kern von KI-Mündigkeit in der Finanzwelt.

Literatur

- Albers, Lydia u. a. 2024: KI bei Banken und Versicherern: Automatisch fair? In: BaFinJournal. Verfügbar unter: <https://www.bafin.de/ref/19755884> (21.7.2025).
- Altman, Morris 2012: Implications of behavioral economics for financial literacy and public policy. In: *The Journal of Socio-Economics*, Jg. 41, Heft 5, S. 677–690.
- Becker, Gary S. 1993: *Der ökonomische Ansatz zur Erklärung menschlichen Verhaltens*. 2. Aufl. Tübingen.
- Cao, Sean u. a. 2024: From Man vs. Machine to Man + Machine. The art and AI of stock analyses. In: *Journal of Financial Economics*, Jg. 160.
- Daxhammer, Rolf J./Facsar, Máté 2018: *Behavioral Finance*. 2. überarb. u. erw. Aufl. Konstanz.
- Dennehy, Denis 2020: Ireland post-pandemic. Utilizing AI to kick-start economic recovery. In: *Cutter Business Technology Journal*, Jg. 33, Heft 11, S. 22–27.
- Ertel, Wolfgang 2016: *Grundkurs Künstliche Intelligenz. Eine praxisorientierte Einführung*. Wiesbaden.
- Hansch, Dietmar 2023: Künstliche Intelligenz? Simulierte Intelligenz! In: *Frankfurter Allgemeine (FAZ)* vom 3.3.2023. Verfügbar unter: <https://www.faz.net/aktuell/wissen/computer-mathematik/chatgpt-die-vielen-defizite-der-sprachbots-18710718.html> (21.7.2025).
- Hassani, Bertrand K. 2021: Societal bias reinforcement through machine learning: a credit scoring perspective. In: *AI Ethics*, Jg. 1, S. 239–247.
- Haenlein, Michael/Kaplan, Andreas 2019: A Brief History of Artificial Intelligence. On the Past, Present, and Future of Artificial Intelligence. In: *California Management Review*, Jg. 61, Heft 4.
- Hedtke, Reinhold 2018: Anpassen oder aufklären? Finanzerziehung und sozioökonomische Bildung. In: *GW-Unterricht*, Jg. 152, Heft 4, S. 14–30.
- Horn, Matthias u. a. 2020: FinTech for Consumers and Retail Investors. Opportunities and Risks of Digital Payment and Investment Services. In: Walker, Thomas u. a. (Hg.): *Ecological, Societal, and Technological Risks and the Financial Sector.*, Cham, S. 309–327.
- Jung, Eberhard 2008: Mündigkeit. In: Hedtke, Reinhold/Weber, Birgit (Hg.): *Wörterbuch Ökonomische Bildung*. Schwalbach/Ts., S. 237–238.
- Kaiser, Tim u. a. 2015: Schülerkonzepte zu ordnungspolitischen Fragen. Eine phänomenologische Untersuchung. In: *Zeitschrift für Didaktik der Gesellschaftswissenschaften (zdg)*, Jg. 6, Heft 1, S. 92–110.
- Kant, Immanuel 1784: Beantwortung der Frage: Was ist Aufklärung? In: *Berlinische Monatsschrift*, Dezember-Heft 1784, S. 481–494.
- Kelp, Torsten/Schneider, Martina 2023: Wenn ein Algorithmus über den Kredit entscheidet. In: BaFinJournal. Verfügbar unter: https://www.bafin.de/SharedDocs/Veroeffentlichungen/DE/Fachartikel/2023/fa_bj_2305_Algorithmen_Kreditvergabe.html (21.7.25).
- Kirchgässner, Gebhard 2013: *Homo oeconomicus. Das ökonomische Modell individuellen Verhaltens und seine Anwendung in den Wirtschafts- und Sozialwissenschaften*. 4. Aufl. Tübingen.
- Klafki, Wolfgang 1996: *Neue Studien zur Bildungstheorie und Didaktik*. Weinheim.
- Laupichler, Matthias Carl u. a. 2022: Artificial intelligence literacy in higher and adult education. A scoping literature review. In: *Computers and Education: Artificial Intelligence*, Jg. 3.
- Loerwald, Dirk 2024: „Wer nichts weiß, muss alles glauben“ – Finanzielle Bildung als Beitrag zur Mündigkeit. In: Naumer, Hans-Jörg (Hg.): *Vermögensbildungspolitik*. 2. Auflage. Wiesbaden, S. 99–109.

- Loerwald, Dirk/Retzmann, Thomas 2010: „Beraten und verkauft!“ – Bankmitarbeiter zwischen Verkaufsdruck und Kundenorientierung. In: Unterricht Wirtschaft + Politik, Jg. 11, S. 33–40.
- Long, Duri/Magerko, Brian 2020: What is AI literacy? Competencies and design considerations. In: Proceedings of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems, S. 1–16.
- Mäsgen, Johanna 2024: Mensch oder Künstliche Intelligenz? Die kritische Diskussion prozeduraler Rationalität von Nachhaltigkeitsentscheidungen im Unterricht. In: Zeitschrift für Didaktik der Gesellschaftswissenschaften (zdg), Jg. 15, Heft 2, S. 104–125.
- McCorduck, Pamela 2004: Machines who think: A personal inquiry into the history and prospects of artificial intelligence. 2. Aufl. Boca Raton, Florida.
- Oehler, Andreas/Horn, Matthias 2024: Does ChatGPT provide better advice than robo-advisors? In: Finance Research Letters, Jg. 60, 104898.
- Pasquale, Frank 2015: The black box society. The secret algorithms that control money and information. Harvard.
- Rai, Arun u. a. 2019: Next-Generation Digital Platforms. Toward Human-AI Hybrids. Editor's Comments. In: MIS Quarterly, Jg. 43, Heft 1, S. iii-ix.
- Schreiblmayr, Simon u. a. 2023: First impressions of a financial AI assistant. Differences between high trust and low trust users. In: Frontiers in Artificial Intelligence, Jg. 6, 1241290.
- Simon, Herbert A. 1955: A behavioral model of rational choice. In: Quarterly Journal of Economics, Jg. 69, Heft 1, S. 99–118.
- Thaler, Richard H. 2015: Misbehaving. The making of behavioral economics. New York.
- Thoma, Michael/Ostendorf, Anette 2023: Zieldimensionen und didaktische Interventionen zur Förderung von Kritikfähigkeit bei Lehrpersonen. In: bwp@ Online Spezial AT-5: Beiträge zum 16. Österreichischen Wirtschaftspädagogik-Kongress, 1–22. Verfügbar unter: https://www.bwpat.de/wipaed-at5/thoma_ostendorf_wipaed-at_2023.pdf (21.7.25).
- Tversky, Amos/Kahneman, Daniel 1992: Advances in prospect theory. Cumulative representation of uncertainty. In: Journal of Risk and Uncertainty, Jg. 5, Heft 4, S. 297–323.
- Yan, Xinzhu 2023: Research on financial field integrating artificial intelligence. Application basis, case analysis, and SVR model-based overnight. In: Applied Artificial Intelligence, Jg. 37, Heft 1.
- Zhu, Hui u. a. 2024: Implementing artificial intelligence empowered financial advisory services. A literature review and critical research agenda. In: Journal of Business Research, Jg. 174, 114494.
- Zweig, Katharina A. 2019: Ein Algorithmus hat kein Taktgefühl. München.

Dieser Beitrag ist digital auffindbar unter:

DOI 10.46499/2608.3615