

Algorithmische Mündigkeit als ein Aspekt von Data Literacy – Charakterisierung von Reflexionen angehender Mathematiklehrkräfte

CARINA BÜSCHER, UNIVERSITÄT ZU KÖLN & KATJA LENGNINK, JUSTUS-LIEBIG-UNIVERSITÄT GIEßEN

Zusammenfassung: Der zunehmend verbreitete Einsatz algorithmischer Entscheidungssysteme hat gesellschaftliche Auswirkungen, die mündige Bürger:innen verstehen sollten. In diesem Beitrag wird insbesondere das Reflektieren als wichtige Grundlage gesehen, um eine entsprechende Algorithmische Mündigkeit als Teil einer Data Literacy auszubilden. Ziel dieses Beitrags ist es, Reflexionen von Studierenden zum Thema empiriebasiert zu charakterisieren.

Abstract: The increasingly widespread use of algorithmic decision-making systems has social implications that responsible citizens should understand. In this article, particularly the ability to reflect is seen as an important foundation for developing a corresponding algorithmic literacy as part of data literacy. The aim of this article is to characterize students' reflections on the topic on an empirical basis.

1. Einleitung

Viele Phänomene werden in der modernen Lebenswelt durch Daten repräsentiert und so der Verarbeitung durch Mensch und Maschine zugänglich. Daraus ergibt sich der Bedarf einer Data Literacy, die als wichtiger Teil der Allgemeinbildung angesehen wird (Schüller et al., 2021). Die Fülle von Daten führt dazu, dass zunehmend auch algorithmische Entscheidungssysteme in verschiedenen Kontexten eingesetzt werden (Grzymek & Puntschuh, 2019). Algorithmische Entscheidungssysteme (ADMS) sind überall dort relevant, wo große Datenmengen sortiert und geordnet werden sollen, um darüber Einblicke in Zusammenhänge zu gewinnen und diese auch für Automatisierungen zu nutzen (Stalder, 2016). Dies geschieht beispielsweise bei der Auswertung von Tumorbildern im Gesundheitswesen oder bei Entscheidungen über die Kreditwürdigkeit einer Person im Finanzwesen. ADMS bieten aufgrund der schnellen Verarbeitung großer Datenmengen einerseits enorme Chancen. Andererseits sind sie zu problematisieren, da sie uns in der Regel als Black Boxes gegenüberstehen, die auch im Sinne eines Profiling automatisch sortieren und bewerten (Fischer & Petersen, 2018). Solche Systeme sind insbesondere dann als besonders kritisch zu beurteilen, wenn sie

Entscheidungen über Menschen treffen oder wenn ihre Entscheidungen den Menschen und die Gesellschaft als Ganzes angehen (Zweig, 2019a; Zweig, 2019b). Im Fall von COMPAS, einem Rückfälligkeitshorhersagealgorithmus für Kriminelle in den USA, wurde beispielsweise die systematische Benachteiligung von *People of Color* nachgewiesen (Dressel & Farid, 2018). Dieses und drei andere Beispiele (medizinische Versorgung, Arbeitslosigkeit und Personenerkennung) werden auch vom Büro für Technikfolgenabschätzungen (ITAS; <https://www.itas.kit.edu/index.php>) in Bezug auf Diskriminierungen durch Algorithmische Entscheidungssysteme untersucht (Kolleck & Orwat, 2020). Sie leiten Handlungsoptionen zur Reduktion von Diskriminierungsrisiken durch komplexe algorithmische Entscheidungssysteme ab (Kolleck & Orwat, 2020, S. 63) und verweisen zudem auf die notwendige Sensibilisierung der Bevölkerung in Bezug auf Algorithmische Entscheidungssysteme. Eine solche „algorithmic literacy“ (Beining, 2019, S. 33) sollte vor allem die verdeckte Nutzung von Algorithmischen Entscheidungssystemen und ihre Risiken und Chancen betreffen.

Für Demokratien ist es daher relevant „kritische Konsumenten“ (Gal, 2018, S. 18) zu bilden, denn algorithmischen Entscheidungssystemen werden zunehmend Entscheidungen delegiert, weshalb auch eine mündige Auseinandersetzung mit ihnen erforderlich ist (Zweig et al., 2018). Da in unterschiedlichen Kontexten jede:r Bürger:in von solchen algorithmenbasierten Entscheidungen betroffen sein kann (in automatisierten Auswahlverfahren bei Bewerbungen, bei der Frage nach der Kreditwürdigkeit o. ä.), sollte jede:r Einzelne nicht nur passive:r Konsument:in der digitalen Welt sein, sondern diese mündig mitgestalten können (Krüger & Lischka, 2018; Gadeib, 2019). Da solche Systeme datenbasiert sind, werden sie hier im Rahmen der Diskussion um Data Literacy betrachtet.

Es besteht also ein Förderbedarf, dem dadurch begegnet werden kann, dass in der Schule frühzeitig mit der Förderung eines Grundwissens und einer Kritikfähigkeit zu algorithmischen Entscheidungssystemen begonnen wird. Für den Aufbau einer dafür notwendigen Reflexionskompetenz bei

Schüler:innen bedarf es entsprechend professionellierter Mathematiklehrkräfte. Ziel des Projekts ist zum einen die Entwicklung eines Seminarkonzepts zur Förderung dieser Reflexionskompetenz (Entwicklungsinteresse) und zum anderen die Beforschung der durch das Seminar initiierten Professionalisierungsprozesse der angehenden Mathematiklehrkräfte. Es wurde daher für ein Seminar für Lehramtsstudierende zum Thema Mathematische Mündigkeit eine Einheit zu Entscheidungsbäumen auf Grundlage des in der Informatikdidaktik publizierten Äffchen-Spiels (Lindner & Seegerer, o. J.) entwickelt und erprobt. Diese Seminareinheit ist darauf ausgelegt, eine Algorithmische Mündigkeit bei den Studierenden zu fördern – was darunter verstanden wird, soll im folgenden Abschnitt aus der Diskussion um Data Literacy und verwandten Begriffen eingekreist werden. Der Fokus dieses Artikels liegt auf dem Forschungsinteresse, die initiierten Reflexionen der Studierenden empiriebasiert zu charakterisieren.

2. Theoretischer Hintergrund

In diesem Abschnitt werden ausgehend von den Konzeptualisierungen zu Data Literacy, die Begriffe Statistical Literacy, AI-Literacy und Algorithmic Literacy in ihren Gemeinsamkeiten und Unterschieden vorgestellt und eingeordnet. Es wird das Reflektieren als zentrale Tätigkeit beschrieben und mit den bestehenden Konzepten verbunden, um eine kritisch reflektierende Grundhaltung als Anspruch einer Algorithmischen Mündigkeit herauszuarbeiten, die in ihren Bezügen zu den anderen Begriffen eingeordnet und in ihrem Anspruch konkretisiert wird.

2.1 Begriffsklärungen zu Data Literacy

Die vom Stifterverband gemeinsam mit Partnern herausgegebene Data-Literacy-Charta (Schüller et al., 2021) arbeitet heraus, dass Data Literacy die Datenkompetenzen umfasst, „die für alle Menschen in einer durch Digitalisierung geprägten Welt wichtig sind. Sie ist unverzichtbarer Bestandteil der Allgemeinbildung.“ (Schüller et al., 2021, S. 1) Dabei werden die Fähigkeiten, „Daten auf kritische Art und Weise zu sammeln, zu managen, zu bewerten und anzuwenden“ (Schüller et al., 2021, S. 1) in den Vordergrund gestellt.

„Mit Data Literacy werden die Urteilsfähigkeit, Selbstbestimmtheit und das Verantwortungsbewusstsein gestärkt und die gesellschaftliche und wirtschaftliche Teilhabe von uns allen in einer durch Digitalisierung geprägten Welt gefördert.“ (Schüller et al., 2021, S. 2)

Die Charta formuliert fünf Leitprinzipien als Grundlage zur Gestaltung von Bildungsprozessen zu dieser Schlüsselkompetenz des 21. Jhd.:

- 1) „Data Literacy muss allen Menschen zugänglich sein.“ (Schüller et al., 2021, S. 2)
- 2) „Data Literacy muss lebenslang in allen Bildungsbereichen vermittelt werden.“ (ebd., S. 3)
- 3) „Data Literacy muss als transdisziplinäre Kompetenz fachübergreifend aus drei Perspektiven vermittelt werden“ (ebd., S. 3): „die anwendungsbezogene (*Was ist zu tun?*), die technisch-methodische (*Wie ist es zu tun?*) und die gesellschaftlich-kulturelle (*Wozu ist es zu tun?*)“ (ebd.) Außerdem wird die „Perspektive der Vermittlung“ (ebd., S. 3) erwähnt.
- 4) „Data Literacy muss den gesamten Prozess der Erkenntnis- und Entscheidungsfindung mit Daten systematisch abdecken.“ (ebd., S. 4)
- 5) „Data Literacy muss Wissen, Fähigkeiten, Fertigkeiten und Werthaltungen für einen bewussten und ethisch fundierten Umgang mit Daten umfassen.“ (ebd., S. 4)

Im ersten Leitprinzip wird ausgeführt, dass Data Literacy „der Mündigkeit in einer modernen digitalisierten Welt“ (Schüller et al., 2021, S. 2) dient und

„deshalb für alle Menschen wichtig [ist] – nicht nur für Spezialistinnen und Spezialisten. Die Vermittlung von Data Literacy zielt darauf ab, dass jedes einzelne Individuum und unsere Gesellschaft als Ganzes bewusst und ethisch fundiert mit Daten umgehen. Data Literacy ermöglicht erfolgreiches und nachhaltiges Handeln, das sich auf Evidenz stützt und das Unsicherheit und Veränderung in unserer Lebenswelt angemessen berücksichtigt. Wir setzen uns deshalb dafür ein, dass Datenkompetenzen in der Breite vermittelt und von allen Menschen erworben werden können.“ (Schüller et al., 2021, S. 2)

Im zweiten Leitprinzip wird zudem ausgeführt, dass „dafür eine Aufnahme von Data Literacy in die Lehrpläne und Bildungsstandards der Schulen, in die Curricula der Studiengänge sowie in Programme der Lehrkräftebildung erforderlich“ ist (Schüller et al., 2021, S. 3). Diese „Perspektive der Vermittlung“ wird im dritten Prinzip der transdisziplinären Kompetenz konkretisiert durch die Zuständigkeit „zum Beispiel seitens der Fachdidaktiken und Erziehungswissenschaft“ (ebd., S. 3).

Das vierte Leitprinzip betont unter anderem die Notwendigkeit, „Daten und daraus gewonnene Informationen ein[z]uordnen (Fähigkeit und Motivation, Daten und Informationen zu kontextualisieren und zu

interpretieren und lernende Systeme, wie zum Beispiel KI-Anwendungen, kritisch zu hinterfragen)“ (ebd., S. 4). Damit wird die kritische Auseinandersetzung mit KI-Anwendungen als Teil der Data Literacy gesehen.

Im fünften Prinzip wird vor allem die ethische Kompetenz im Umgang mit Daten thematisiert, die durch „verantwortungsvoll, kontextsensibel und mit Blick auf zukünftig mögliche Folgen“ beschrieben wird (ebd., S. 4).

In der häufig zitierten „Data Literacy Competencies Matrix“ (Ridsdale et al., 2015, S. 38) wird Data Literacy folgendermaßen definiert: „Data Literacy is the ability to **collect, manage, evaluate** and **apply** data, in a critical manner“ (Ridsdale et al., 2015, S. 38). Dabei werden „critical thinking“ und „data ethics“ als „conceptual competencies“ angesehen, die vor allem im Bereich der „data applications“ eine Rolle spielen (ebd.).

Noch weitreichender wird der Begriff der Data Literacy in dem Workshop-Report des Oceans of Data Institute (2015) als kompetenter Umgang mit Big Data gefasst:

„The data-literate individual understands, explains, and documents the utility and limitations of data by becoming a critical consumer of data, controlling his/her personal data trail, finding meaning in data, and taking action based on data. The data-literate individual can identify, collect, evaluate, analyze, interpret, present, and protect data.“ (ODI, 2015, S. 4)

Auf diese Diskussion bezieht sich Gould (2017), der Data Literacy als fundamentale Erweiterung des Terminus Statistical Literacy ansieht, insbesondere unter Bezugnahme auf Ansätze zu Big Data und der algorithmischen Daten-Verarbeitung.

“To conclude, our understanding of what is the minimal level of statistical knowledge needed by all people, regardless of their profession, professional aspirations, or social class, must be greatly augmented in recognition of the fact that the role played by data in our daily lives is changing dramatically. The concept of data literacy goes a great distance towards providing the statistically literate individual with the skills and understanding she needs in order to participate in a society that frequently collects data about her and uses it to make predictions about her consumption and social patterns. Enhancing the notion of statistical literacy with that of data literacy allows for the development of citizens who can access and analyze data from government or from their own personal sensors in order to answer their own questions, giving them a powerful voice in a democratic society.“ (Gould, 2017, S. 25)

Auch Engel et al. (2019) betonen die besondere Stellung von Daten in unserer Zivilgesellschaft. Sie haben

„ein als Zivilstatistik bezeichnetes erweitertes Konzept von Statistical Literacy entwickelt, in dessen Mittelpunkt die Sinnerschließung aus Daten steht, die über gesellschaftliche Vorgänge, das soziale und ökonomische Wohlergehen sowie die Wahrnehmung von Bürgerrechten informiert“ (Engel et al., 2019, S. 215).

Dabei arbeiten sie heraus, dass informierte Bürger in demokratischen Gesellschaften

„in der Lage sein [müssen], statistische Informationen in Form von Tabellen, Graphiken und Statistiken zu zentralen gesellschaftlichen Phänomenen kritisch zu lesen und zu verstehen, um fundierte Entscheidungen im privaten wie öffentlichen Leben treffen zu können“ (Engel et al., 2019, S. 215).

Zudem stellen sie den interdisziplinären Charakter des Anspruchs heraus, der sich mindestens aus den drei Bereichen Statistik, Gesellschaftswissenschaften und Erziehungswissenschaften speist. Es handelt sich bei dem Ansatz um eine Weiterentwicklung der Konzepte von statistical literacy hin zu einer „Critical Statistical Literacy“ (Weiland, 2017), die darin besteht, die zivilstatistischen Kontexte als genuin eigenständigen Lerngegenstand ernst zu nehmen und auch den eigenen Zugang zu relevanten Daten und ihrer Auswertung in den Mittelpunkt der Auseinandersetzung zu stellen. Weiland beschreibt dies so:

„From this perspective, it is crucial for students to have opportunities to tackle complex sociopolitical issues in conjunction with learning powerful statistical concepts and practices in an effort to be able to read and write both the word and the world with statistics as critical citizens.“ (Weiland, 2017, S. 45)

Insbesondere werden die Art der Daten und ihre Aufbereitung kritisch beleuchtet: Hierbei wird in den Ansätzen der Zivilstatistik vor allem die Komplexität gesellschaftlicher Phänomene betont, sodass diese nur mithilfe von multivariaten Daten beschrieben werden können. Auch die Aggregation von Daten wird thematisiert, da diese sich auf die in den Daten zu identifizierenden Muster und Aussagen auswirken können. Die Zeitabhängigkeit von Daten sowie auch die Entwicklung von gesellschaftlichen Phänomenen ist relevant. Die Darstellungstiefe sowie auch interaktive mediale Visualisierungen von Daten werden thematisiert. Insgesamt benennt das Autorenteam elf Facetten von zivilstatistischen Kompetenzen, die sich als Erweiterung des Modells von Gal (2002) um die Komponenten der zivilbürgerlichen Daten lesen lässt und stark die Daten und ihre

Kontexte in den Vordergrund rückt (Engel et al., 2019, S. 224 ff.).

Der heute formulierte Anspruch einer Data Literacy geht damit über die von Gal (2002) für Erwachsene formulierte Statistical Literacy hinaus:

„It is proposed here that in this context, the term "statistical literacy" refers broadly to two interrelated components, primarily

(a) people's ability to *interpret and critically evaluate* statistical information, data-related arguments, or stochastic phenomena, which they may encounter in diverse contexts, and when relevant

(b) their ability to *discuss or communicate* their reactions to such statistical information, such as their understanding of the meaning of the information, their opinions about the implications of this information, or their concerns regarding the acceptability of given conclusions.

These capabilities and behaviors do not stand on their own but are founded on several interrelated knowledge bases and dispositions which are discussed in this paper." (Gal, 2002, S. 2 ff.)

Das auf dieser Definition von Gal entworfene Modell zur Beschreibung von statistical literacy, das aus Wissens-elementen einerseits und dispositionalen Elementen andererseits besteht (Gal, 2002, S. 5), ist dennoch eine wichtige Grundlage für die erweiterte Fassung von Data Literacy. Es umfasst auf der Wissensseite Lesefähigkeiten, statistisches Wissen, mathematisches Wissen, Kontextwissen und kritische Fragen, die als Grundwissen für die Interpretation und kritische Evaluation von datenbasierten Argumenten und Anwendungen notwendig sind. Demgegenüber stehen Überzeugungen und Einstellungen gegenüber Daten und ihrer Verwendung sowie die Kritikfähigkeit und auch das Sich-Einmischen-Wollen auf der dispositionalen Ebene. Das Modell von Gal wird für die Begriffsbestimmung von Algorithmischer Mündigkeit (Abschnitt 2.3) aufgegriffen.

Setzt man sich im Zuge von Big Data und Data Literacy auch mit algorithmischen Methoden der Datenverarbeitung auseinander, so wird der Begriff noch ausgeweitet:

„While students must still learn to read and evaluate tables and graphics presented in newspapers and other forums, much of the statistics they encounter in their daily lives belong to what Breiman (2001) called the "algorithmic culture", which stands in contrast to the traditional inference culture. Algorithms that aggregate our news feeds, recommend products to buy, select advertisements for us to view, or determine which news items are fake or real, rely on statistical

methods that, though rarely taught at the secondary level, are important for statistically literate consumers to understand." (Gould, 2017, S. 24)

Hier knüpfen die Diskussionen um AI Literacy oder Data Science Literacy an. Während bei Data Science Literacy stärker Data-Scientists als Anwender und nicht die Allgemeinbildung aller Bürger:innen adressiert werden, fokussiert sich die AI Literacy verstärkt auf Methoden des Maschinellen Lernens und der Künstlichen Intelligenz. Sie wird in einem systematischen Review folgendermaßen gefasst:

"AI literacy can be defined as a set of skills that enable a solid understanding of AI through three priority axes: learning about AI, learning about how AI works, and learning for life with AI (Long & Magerko, 2020; Miao et al., 2021). The first axis focuses on understanding AI concepts and techniques to enable the recognition of which artifacts/ platforms use AI and which do not. The second axis addresses the understanding of how AI works, to effectively interact with it. The third axis seeks to understand how AI can affect our lives, allowing us to critically evaluate its technology." (Casal-Otero et al., 2023, S. 2)

Zweig et al. (2018) konkretisieren die Diskussion in Bezug auf Algorithmische Entscheidungssysteme (ADMS; algorithmic decision making systems) mit einer Komponente des Maschinellen Lernens unter dem Terminus „Algorithmic Literacy“. Dabei stellen sie vier wichtige Kompetenzen heraus (Zweig et al., 2018, S. 34 ff.):

1. *Evaluation der Qualität der Trainingsdaten:* „A person who needs to interpret the result of an ADM system with a machine learning component needs to know of possible problems within the training data. He or she also needs to understand the sensitivity of the machine learning algorithm to potential errors contained in the data.“ (Zweig et al., 2018, S. 34)
2. *Interdisziplinäre Kommunikation:* Für eine Passung des ADM zu einer Anwendungssituation müssen data scientists und Expert:innen der Domäne miteinander kommunizieren und die Datenauswahl, das gewählte Modell sowie die Interpretation der Ergebnisse gemeinsam aushandeln.
3. *Wissen über Menschliche Irrtümer in Bezug auf Interpretationen und Entscheidungsfindung:* „A person who needs to interpret the result of an ADM system with a machine learning component needs to know how he

or she is biased by a certain representation of a result.“ (Zweig et al., 2018, S. 35)

4. *Wissen über potenzielle Auswirkungen und mögliche Rückkopplungsschleifen:* „A person who needs to interpret the result of an ADM systems with a machine learning component has to understand that existing self-reinforcing feedback loops may render ADM results obsolete. He or she needs to know whether such feedback loops exist and whether their impact has been mitigated or not.“ (Zweig et al., 2018, S. 35)

Es können in der Beschreibung der vier Kompetenzen einer Algorithmische Literacy nach Zweig et al. (2018) Verbindungen zur Diskussion um Data Literacy gezogen werden. So wird zum einen auf die Qualität von Daten eingegangen, die die Güte der Algorithmischen Entscheidungssysteme und ihre Anwendbarkeit mitbestimmt. Eine Kritikfähigkeit in Bezug auf Anwendungen und Datenpassung findet sich sowohl im vierten Leitprinzip der Data Literacy Charta (Schüller et al., 2021) als auch bei Ridsdale (2015) in der Data Literacy Competencies Matrix. Der Adressat der vier formulierten Kompetenzen einer Algorithmische Literacy wird in der Arbeit von Zweig et al. (2018) nicht explizit benannt. Aus unserer Sicht sind die hier formulierten Kompetenzen auch für all-gemeingebildete Lai:innen von hoher Relevanz, wobei hier verstärkt auf den Aufbau eines Grund- und Reflexionswissens (Fischer, 2001) fokussiert werden muss und nicht so sehr auf das operative Expert:innenwissen und die technikbezogenen Fertigkeiten. So ist etwa die interdisziplinäre Kommunikation, die bei Zweig et al. (2018) für data scientists und Domänenexpert:innen als notwendig erachtet wird, im Sinne der Kommunikationsfähigkeit von Lai:innen mit Expert:innen auszuweiten auf alle Bürger:innen (Fischer, 2001). Diese verfügen zwar nicht über die Expertise, die Modelle und ihre Passung zum Kontext genau zu untersuchen, sollten aber im Sinne einer modell- und kontextorientierten Reflexion (Skovsmose, 1998; s. Abschnitt 2.2) das nötige Grund- und Reflexionswissen (Fischer, 2001) in Bezug auf die ADMS aufbauen, um die Modelle und ihre Anwendungen kritisch beurteilen zu können. Dies entspricht auch dem breiten Verständnis der Data Literacy Charta, wie es insbesondere in den Leitprinzipien 1, 2 und 4 formuliert wurde (Schüller et al., 2021). Die Frage nach den Irrtümern bei der Interpretation der Resultate lässt sich mit der bereits bei Gal formulierten Lesefähigkeit statistischer Darstellungen und ihrer Interpretation im Kontext in Beziehung setzen. Die Existenz von feedback loops ist

bei der Anwendung von Maschinellern in besonderer Weise relevant, da sich mögliche Vorurteile algorithmisch potenzieren.

Im Verständnis von Gould (2017) würde diese Betrachtung noch unter der „algorithmic culture“ des Umgangs mit und der Verarbeitung von Daten sowie die kritische Reflexion derselben fallen und somit in wesentlichen Teilen zu einer Data Literacy gehören. Diesem Argument und auch, dass die (auch algorithmische) Verarbeitung von Daten und auch die Kritikfähigkeit gegenüber KI in der Data Literacy Charta genannt werden, folgen wir und sehen die von Zweig et al. (2018) ausformulierte „algorithmic literacy“ als in wesentlichen Teilen zur Data Literacy gehörend an, da sie sich mit dem datengestützten Aufbau algorithmischer Systeme und der algorithmischen Verarbeitung von Daten im Sinne von Maschinellern und Künstlicher Intelligenz befasst.

In unserem Verständnis von Data Literacy stellen wir jedoch in Abgrenzung zu Ridsdale (2015) und auch zu der Data Literacy Charta (Schüller et al., 2021) heraus, dass sich das kritische Denken bzw. die Reflexion auf die in allen Teilprozessen gefällten grundsätzlichen Entscheidungen beziehen muss, von der Datenerhebung, über das Management, die Auswertung und auch die Anwendung. Hierbei sind Daten eben nicht anzusehen als „digitale Abbilder von realen Phänomenen, Gegenständen und Prozessen“ (Schüller et al., 2021, S. 3), wie es die Data Literacy Charta konstatiert, sondern als (zweckbezogen) eingeschränkte Zugänge zu Phänomenen, Gegenständen und Prozessen, die durchaus diskutierbar sind und bereits Fokussierungen und Begrenzungen enthalten. Auch in der (algorithmischen) Datenverarbeitung sind die Zwecke und Zurichtungen der Daten mitzudenken, da es nie um objektive Beschreibungen von Realität, sondern immer nur um Ausschnitte und Aspekte gehen kann.

2.2 Der Beitrag des Reflektierens zur Förderung von Literacy

Es hat sich in den obigen Ausführungen bereits gezeigt, dass das Reflektieren eine besondere Rolle im Rahmen der verschiedenen Konzepte von Literacy einnimmt. Wenn Algorithmische Entscheidungssysteme (ADMS) auf Basis von großen Datenmengen algorithmenbasiert Entscheidungsfindungen unterstützen sollen, dann müssen diese Systeme reflektiert werden. Um sie zur Entscheidungsfindung heranziehen bzw. begründet ablehnen zu können, reicht es nicht aus, sie selbst in Ansätzen herstellen zu können. Vielmehr muss ein grundlegendes

Verständnis (Grundwissen) aufgebaut und um ein Reflexionswissen (Fischer, 2001) über den Beitrag des Systems zur Erkenntnisgewinnung ergänzt werden.

Es bedarf demnach

- eines Grundwissens, wie diese Systeme mathematisch funktionieren und welche wichtigen Annahmen ihnen zugrunde liegen, sowie
- eines Reflexionswissens zur Einordnung der gemachten Annahmen und der darauf basierenden Möglichkeiten und Grenzen solcher Systeme, das auch deren mögliche Fehler und Verzerrungen umfasst.

Diese Unterscheidung in ein Grundwissen und ein Reflexionswissen als wichtige Lernfelder für mathematisch allgemeingebildete Lai:innen geht auf Fischer (2001) zurück. Er entwirft die Kommunikationsfähigkeit mit Experten als zentrales Bildungsziel für höher allgemeingebildete Lai:innen und hält dabei die genannten Wissensbereiche des Grundwissens und Reflexionswissens für besonders relevant, das sogenannte operative Wissen hingegen erscheint ihm für die Laien als eher nicht so zentral. Im Kontext von Anwendungen kann ein ADMS als „Experte“ angesehen werden, mit dem höher allgemeingebildete Lai:innen kommunizieren müssen. Fischer wählt als Leitvorstellung das Bild eines Richters, der sich Expertisen von Fachgutachtenden einholt und diese einordnet und diese für den vorliegenden Fall bewertet, um ein Urteil zu fällen.

Wie ein solches Reflexionswissen aussehen kann und worauf es sich bezieht, hat Skovsmose (1998) konkretisiert. Er spricht von der „formatting power of mathematics“ (Skovsmose, 1998, S. 197), die durch Reflexionen relativiert und eingeordnet wird. Dabei benennt er vier Reflexionsarten, die in der weiterführenden Literatur als „mathematisch-orientierte Reflexion“, „modellorientierte Reflexion“, „kontextorientierte Reflexion“ und „lebensweltorientierte Reflexion“ bezeichnet werden (vgl. Skovsmose, 1998; Peschek et al., 2008). Die Reflexionsarten beschreiben dabei unterschiedliche Bezugspunkte auf den Gegenstand.

Für die Förderung einer Algorithmischen Mündigkeit sind besonders die modellorientierte, die kontextorientierte und die lebensweltorientierte Reflexion relevant. Unter der *modellorientierten Reflexion* werden Fragen nach der Angemessenheit eines Modells für eine Situation gestellt, sowie darüberhinausgehend auch die Frage nach alternativen Modellen.

In Bezug auf algorithmische Entscheidungssysteme mit dem Ansatz des supervised learning würde sich dies einerseits auf die Angemessenheit der verwendeten Datenbasis und andererseits auf die Angemessenheit des trainierten Entscheidungsmodells als solches beziehen. Zudem werden auch mögliche feedback loops und ihre Auswirkungen im Kontext im Rahmen der modellorientierten Reflexion mit betrachtet. Die *kontextorientierte Reflexion* bezieht sich auf den Sinn und Zweck des Einsatzes von Mathematik in (gesellschaftlichen) Kontexten. Mit Bezug auf ADMS stellt sich dabei die Frage nach dem Interesse und dem Zweck, mit dem ein algorithmisches Entscheidungssystem in Kontexten eingesetzt wird, welche Zwecke mit diesem Einsatz intendiert sind, welche Risiken und Gefahren sich jedoch auch aus einem solchen Einsatz individuell wie auch gesellschaftlich ergeben. Dabei wird auch die Konsequenz der Entscheidungen und ihre Tragweite in den Blick genommen sowie bewusst oder unbewusst entstehende Manipulationen und Suggestionen. Um die Relevanz des Themas deutlich zu machen, wird eine *lebensweltorientierte Reflexion* angeregt. Dabei steht die eigene Lebenswelt der Lernenden und die Verwendung von Algorithmischen Entscheidungssystemen innerhalb dieser im Vordergrund. Zentrales Anliegen dieser Reflexionsart ist es, die eigene Beziehung zu den KI-Systemen zu beurteilen und einer Verwendung begründet zuzustimmen oder diese abzulehnen. Die lebensweltorientierte Reflexion trägt somit zum Aufbau einer positiv kritischen Haltung bei, einerseits KI in unserer Lebenswelt zunächst zu erkennen und sie dann in Bezug auf unser Leben kritisch zu evaluieren (Casal-Otero et al., 2023, S. 2). Die im Themenfeld der ADMS eher nachgeordnete *mathematisch orientierte Reflexion* bezieht sich vor allem auf ein innermathematisches Nachdenken. Im Kontext von ADMS kann dies beispielsweise bedeuten, die Darstellung von Entscheidungsbäumen zu reflektieren und typische Fehler in der Interpretation metakognitiv aufzuarbeiten, wie dies auch von Zweig et al. (2018) in der dritten Kompetenz betont wird. Die Reflexionsarten haben somit verschiedene Bezüge der Reflexion im Themenfeld im Sinn.

Im Kontext von Reflexionen lohnt es sich, auf unterschiedliche Aktivitäten zu fokussieren. Hierfür werden in Anlehnung an die Kompetenzbereiche aus dem Orientierungsrahmen für den Lernbereich globale Entwicklung (Schreiber & Siege, 2016) drei Aktivitäten fokussiert: „Erkennen“, „Bewerten“ und „Handeln“. Beim Erkennen wird ein „zielgerichteter Wissenserwerb“ (Schreiber & Siege, 2016, S. 90) und

der Aufbau eines fachübergreifenden Orientierungswissens angestrebt, der sich hier in der Analyse und dem Erkennen sowie Beschreiben von Zusammenhängen zeigt. Mit dem Bewerten wird das Vorgefundene beurteilt und kritisch in seinen Konsequenzen hinterfragt. Beim Handeln werden verschiedene Handlungsoptionen und Alternativen abgewogen und sich ggf. begründet für oder gegen eine Möglichkeit entschieden.

Der Orientierungsrahmen für den Lernbereich Globale Entwicklung enthält mit dem SDG 16 (Frieden, Gerechtigkeit und starke Institutionen) auch Bezüge zum Anliegen dieses Artikels, die sich in zwei der zwanzig Themenbereiche (Schreiber & Siege, 2016, S. 97) wiederfinden: „10. Chancen und Gefahren des technologischen Fortschritts“ und „18. Politische Herrschaft, Demokratie u. Menschenrechte (Good Governance)“. Ein reflektierter Umgang mit Algorithmischen Entscheidungssystemen kann helfen, die Chancen des technologischen Fortschritts in der Künstlichen Intelligenz begründet anzunehmen und gleichzeitig die Gefahren eines unreflektierten Einsatzes zu minimieren. Insbesondere in Hinblick auf Chancengerechtigkeit und Demokratiebildung ergeben sich auch wichtige Implikationen unseres Themas.

2.3 Algorithmische Mündigkeit: ein reflexionsorientierter Zugang

Anknüpfend an den Begriff der Mündigkeit bei Kant (1784) und die daran anschließende pädagogische Diskussion – auch in Bezug auf Mathematik – wird der Begriff der mathematischen Mündigkeit einer Person

„verstanden als ihre Fähigkeit und ihre Haltung der Selbstbestimmung und freien Mitbestimmung in allen gesellschaftlichen Entscheidungen auch und gerade insofern sie mathematikhaltig sind. Sie ist gekennzeichnet durch ein kritisches Verhältnis der Person zur Mathematik, auf dessen Grundlage die Person

- sowohl die Möglichkeiten wie auch die Grenzen von Mathematik immer mehr herausarbeiten lernt,
- immer begründeter über Mathematik und ihre lebensweltliche Verwendung urteilen kann und will,
- die eigene Beziehung zur Mathematik immer mehr reflektiert und
- sich gegebenenfalls von Teilen der Mathematik und ihren Anwendungen begründet distanzieren lernt.

Die Formulierung der Charakteristika mathematischen Mündigwerdens soll verdeutlichen, dass es sich beim Mündigwerden um einen Prozess der diskursiven Auseinandersetzung zwischen Menschen und Mathematik handelt, der prinzipiell nicht abzuschließen ist.“ (Lengnink, 2005, S. 24)

Dieser stark reflexionsorientierte Zugang zu mathematischer Mündigkeit, der ein Abwägen der Möglichkeiten und Grenzen der mathematischen Beschreibung von Welt umfasst, muss mit Blick auf die immer größer werdende Präsenz von Daten und die Brisanz der „algorithmic culture“ ihrer Verarbeitung (Gould, 2017) auch auf KI-Systeme ausgeweitet werden. So hat Lengnink (2020) den Begriff Algorithmische Mündigkeit in Analogie zur statistical literacy nach Gal (2001) geprägt:

Algorithmische Mündigkeit ist

„(a) die Fähigkeit der Person, algorithmische Verarbeitungsprozesse zu interpretieren und auf Basis von Algorithmen erstellte Ergebnisse/ Aussagen in diversen Kontexten kritisch zu evaluieren, und

(b) die Haltung, Reaktionen und Meinungen zu solchen algorithmisch gewonnenen Ergebnissen zu diskutieren sowie ihre Implikationen kritisch zu hinterfragen.“ (Lengnink, 2020, S. 594)

Insbesondere in Verbindung mit der Diskussion um Data Literacy und algorithmic literacy wird deutlich, dass für den Umgang mit KI-gestützten algorithmischen Entscheidungssystemen – mit der Datenbasis (Trainings- und Testdaten), ihrem Modell (u. a. Entscheidungsbäumen), ihren Anwendungskontexten und ihren möglichen Auswirkungen, Feedbackloops und Fehlinterpretationen – eine Spezifizierung der Lerngegenstände in Bezug auf einen mündigen Umgang mit ihnen benötigt wird. Zweig et al. (2018) haben bereits vier Kompetenzen einer „algorithmic literacy“ formuliert, die Kenntnisse und Wissen im Umgang mit Algorithmischen Entscheidungssystemen umfassen (Abschnitt 2.1). Aus Sicht der Algorithmischen Mündigkeit werden diese noch um die Komponente der Haltung explizit erweitert: eine Ermutigung zur kritischen Reflexion, die Befähigung zum reflektierten Handeln und die Förderung einer kritisch-diskursiven Haltung im Umgang mit den KI-Systemen.

Da sich algorithmische Mündigkeit stark mit Reflexion verbindet, werden drei Perspektiven auf den Aufbau von Reflexionswissen bei Lehramtsstudierenden im Kontext Algorithmischer Mündigkeit explizit fokussiert:

Zum einen sind die Gegenstände relevant, auf die sich die Reflexionen der Studierenden beziehen

sollen. Diese *Reflexionsgegenstände* sind in der durchgeführten Seminareinheit zu algorithmischen Entscheidungssystemen die (Daten)Basis, der Prozess der algorithmischen Verarbeitung, das Ergebnis und die ganzheitliche Betrachtung der Situation.

Dabei werden die Studierenden zu verschiedenen *Reflexionsaktivitäten* aufgefordert, die eine unterschiedliche Positionierung erfordern: Beim Erkennen sollen sie Aspekte und Zusammenhänge beschreiben und erklären. Beim Bewerten sollen sie Aspekte und Zusammenhänge kriteriengeleitet beurteilen. Beim Handeln sollen sie Handlungsoptionen aufzeigen.

Dabei generieren die Studierenden zu den Reflexionsarten individuell passende *Reflexionskonzepte* (Büscher & Prediger, 2019). Diese stellen gewissermaßen die unterschiedlichen Brillen dar, mit denen die Studierenden den Reflexionsgegenstand aus einer Reflexionsaktivität heraus betrachten.

Im empirischen Teil dieses Artikels wird beschrieben, welche Reflexionsgegenstände die Studierenden fokussieren, welche Reflexionsaktivitäten sie dafür ausführen und welche Reflexionskonzepte sie dabei nutzen.

2.4 Empirische Studien zur Reflexionsorientierung bei algorithmischen Entscheidungssystemen

In der Literatur finden sich Vorschläge, wie algorithmische Entscheidungssysteme (ADMS) in der Schule und Hochschule unterrichtet werden können. Diese beziehen sich vor allem auf die Förderung von notwendigem Grundwissen und Einblicke darin, wie ein solches System technisch vorgeht. Für das vorliegende Seminarkonzept haben wir Materialien aus der Informatikdidaktik, speziell von AI unplugged (Lindner & Seegerer, o. J.) genutzt. Auch im Entwicklungs- und Forschungsprojekt ProDaBi (www.pro-dabi.de) sind etliche Materialien und Forschungsarbeiten entstanden, die sich auf den Aufbau des (mathematischen) Grundwissens z. B. zu Entscheidungsbäumen beziehen. Dort wurden auch die Zugangsweisen der Lernenden beim Erstellen von Entscheidungsbäumen zu Daten untersucht und das „Overfitting“ thematisiert (z. B. Biehler & Fleischer, 2021). Sie betonen:

„Humans are still essential in machine learning but at a different place. They have to supervise the process in terms of providing valid and useful data and evaluating the usefulness of the model delivered by the machine learning algorithm.“ (Biehler & Fleischer 2021, S. 134)

Dennoch liegt der Fokus der Studien bisher wenig auf Reflexionsprozessen, die eine Angemessenheit, Korrektheit und Nachvollziehbarkeit von algorithmischen Modellen, der Entscheidung und des situativen Einsatzes im Fokus haben. Zudem gibt es kaum qualitative Einblicke in die Lernprozesse von Studierenden in diesem Themenfeld.

Insgesamt ist in der fachdidaktischen Literatur zwar der zentrale Bildungsgehalt von Reflexionsprozessen im Kontext einer „Critical Mathematics Education“ an vielen Stellen herausgearbeitet worden (z. B. Skovsmose, 1994, 1998; Lengnink, 2005; Peschek et al., 2008) und auch mit Blick auf Statistik ausformuliert (Lengnink & Eckhardt, 2020; Büscher, 2018), eine empirische Untersuchung von Reflexionsprozessen ist jedoch nur randständig in der Literatur zu finden. Die Arbeit von Lengnink & Eckhardt (2020) greift Reflexionsprozesse von Lehramtsstudierenden zu statistischen Darstellungen auf und Christian Büscher untersucht in seiner Dissertationsschrift (2018) die Reflexionsprozesse bei Kindern im Kontext von statistischen Maßen. Dabei werden Reflexionskonzepte (Büscher & Prediger, 2019) als Keimzellen von Reflexionsprozessen bei Lernenden einer 7. Klasse identifiziert. Reflexionsprozesse im Kontext von Algorithmischen Entscheidungssystemen mit der Perspektive auf mathematische Modellannahmen und Grundlagen sind bisher nicht untersucht.

2.5 Ableitung der Forschungsfragen

Aus der oben angeführten Diskussion ergibt sich, dass es beim Fördern von Algorithmischer Mündigkeit bisher weitgehend um einen Aufbau von Grundwissen geht, der bereits in verschiedenen Settings auch unterrichtlich umgesetzt und teilweise empirisch bereits erforscht wird (z. B. Biehler & Fleischer, 2021).

Zudem gibt es im Bereich Statistical Literacy einige Forschung zu Reflexion, die die benannten Reflexionsansätze teils mit einbezieht (Lengnink & Eckhardt, 2020; Büscher, 2018), bzw. induktiv Reflexionskonzepte bei Lernenden in der Auseinandersetzung mit statistischen Maßen zu beschreiben sucht (Büscher & Prediger, 2019).

Unser Forschungsprojekt verfolgt dabei den Ansatz, Reflektieren und Algorithmische Entscheidungssysteme unter der Perspektive der Algorithmischen Mündigkeit zusammenzubringen. Dafür ist auf Seite der Theoriebildung das Reflexionswissen im Bereich der Algorithmischen Entscheidungssysteme zu spezifizieren. Bezüge sind hier zu verschiedenen Modellen maschinellen Lernens (Michaeli et al., 2024)

denkbar. Dieser Beitrag fokussiert exemplarisch auf Entscheidungsbäume zur Lösung von Klassifikationsproblemen. Es werden die folgenden Forschungsfragen untersucht:

- (1) *Welche Reflexionsgegenstände werden von den Lehramtsstudierenden bei welchen Reflexionsaktivitäten zum Thema algorithmische Entscheidungssysteme adressiert?*
- (2) *Welche dahinterliegenden Reflexionskonzepte lassen sich rekonstruieren?*

3. Methoden

Dieser Artikel präsentiert Ergebnisse des ersten Designexperimentzyklus einer Entwicklungsforschungsstudie (Prediger et al., 2015). Das Projekt verfolgt zum einen das Entwicklungsinteresse, in einem Seminar für Lehramtsstudierende Reflexionen als Mittel zur Förderung Algorithmischer Mündigkeit zu initiieren, und zum anderen das Forschungsinteresse, durch das Seminar initiierte Lernprozesse genauer zu beforschen, um Einsichten in typische Lernverläufe und Hürden zu gewinnen. In dem ersten Designexperimentzyklus lag der Fokus auf der empiriebasierten Theoriebildung zu möglichen Ausgestaltungen von Reflexionen der Studierenden bzgl. algorithmischer Entscheidungssysteme zu Klassifikationsproblemen. Die Ergebnisse können im Anschluss Anhaltspunkte zur genaueren Spezifizierung des Professionalisierungsgegenstands „Algorithmische Mündigkeit“ liefern.

3.1 Sample

Der erste Designexperimentzyklus wurde im Rahmen eines Seminars mit dem Titel „Mathematik und Welt – Mündigwerden durch und gegenüber Mathematik“ für Studierende des Haupt- und Realschullehramts an der JLU Gießen durchgeführt. Es haben insgesamt 21 Studierende des sechsten Fachsemesters teilgenommen, die in fünf Kleingruppen zusammengearbeitet haben. Vor und nach der Bearbeitung der Seminarsitzungen zu Algorithmischer Mündigkeit im Kontext Entscheidungsbäume zu Klassifikationsproblemen wurde ein kurzer Fragebogen eingesetzt, um die Kenntnisse, Einstellungen und Relevanz einschätzungen der Studierenden zu erheben. Dabei gaben fast alle Studierende im Vortest an, zu wissen, was ein Algorithmus ist, nur knapp 30 % hingegen, was ein algorithmisches Entscheidungssystem ist. Es konnten einige Anwendungen von KI genannt werden, die sich vor allem auf Suchmaschinen und Social Media bezogen (vgl. Mehl, 2022).

3.2 Methoden der Datenerhebung

Das Seminar hatte das übergreifende Thema Mathematische Mündigkeit. Zwei Sitzungen widmeten sich speziell der Förderung Algorithmischer Mündigkeit anhand des Themas algorithmische Entscheidungssysteme (am Beispiel von Entscheidungsbäumen zu Klassifikationsproblemen). Die Diskussionen wurden bei vier von fünf Gruppen mit Audiogeräten aufgenommen und von allen Gruppen schriftlich bearbeitet. Zudem wurden die beiden Seminarsitzungen durch eine Prä-Post-Befragung gerahmt, in der die Studierenden zum einen ihre Kenntnisse und zudem die Relevanz des Themas eingeschätzt haben. Alle Daten sind im Rahmen einer Examensarbeit erhoben und die Befragung auch bereits ausgewertet worden (Mehl, 2022).

In diesem Artikel liegt der Fokus auf der Auswertung der Schriftprodukte, um einen ersten Überblick über die initiierten Reflexionen zu gewinnen.

3.3 Methoden der Datenauswertung

Es wurde eine qualitative Inhaltsanalyse (Kuckartz, 2012) durchgeführt, um den Lerngegenstand genauer zu spezifizieren. Das oben beschriebene Framework (Abschnitt 2.3) wurde dabei als Analyseinstrument genutzt, um die Schriftprodukte der Studierenden zu analysieren. Dazu wurden zunächst deduktiv die adressierten Reflexionsgegenstände identifiziert:

- *Basis*: Wenn ein Bezug auf die vorliegenden Daten oder Merkmale stattfindet.
- *Prozess*: Wenn Algorithmus, Entscheidungsbaum oder dessen Eigenschaften, wie Genauigkeit, adressiert werden.
- *Ergebnis*: Wenn Entscheidungen oder ihre Eigenschaften adressiert werden (wie richtig/falsch).
- *Ganzheitlich*: Wenn nicht explizit auf Basis, Prozess oder Ergebnis, sondern den Einsatz eines ADMS im allgemeinen Bezug genommen wird

Wenn in einer Antwort mehrere Reflexionsgegenstände adressiert wurden, wurden bei einer Antwort auch mehrere Codes gesetzt. Dadurch kann es passieren, dass mehr Reflexionsgegenstände adressiert wurden, als durch die Aufgaben gefordert war. Das ausführliche Codiermanual dazu befindet sich im Anhang.

In einem zweiten Schritt wurden deduktiv die ausgeführten Reflexionsaktivitäten identifiziert:

- *Erkennen*: Deskriptive Beschreibung (z. B. hinsichtlich der Eigenschaften von Kriterien)
- *Bewerten*: Kriteriengeleitete Beurteilung (z. B. von Potenzialen/ Grenzen & Gefahren)
- *Handeln*: Aufzeigen von Handlungsoptionen oder Auswahl einer bestimmten Handlungsoption

Wenn in einer Antwort mehrere Reflexionsaktivitäten ausgeführt wurden, wurden bei einer Antwort auch mehrere Codes gesetzt. Dabei wurde zu jeder Reflexionsaktivität ein dabei adressierter Reflexionsgegenstand zugeordnet. Falls also bereits mehrere Reflexionsgegenstände zu einer Antwort codiert wurden, wurde ggf. mehrfach dieselbe Aktivität bei einer Antwort codiert. Das ausführliche Codiermanual dazu befindet sich im Anhang.

In einem dritten Schritt wurden zudem induktiv die dabei aktivierten Reflexionskonzepte rekonstruiert und in einem mehrstufigen Prozess Kategorien gebildet, um die Reflexionskonzepte zu beschreiben. Dazu wurden in einem ersten Schritt die adressierten Konzepte durch Paraphrasierungen der Schriftprodukte inventarisiert. In einem nächsten Schritt wurden diese Paraphrasierungen auf Ähnlichkeiten untersucht und so erste Kategorien der adressierten Konzepte gebildet. Mit diesen Kategorien wurde erneut codiert. In einem weiteren Schritt wurden die so identifizierten Reflexionskonzepte wiederum auf Ähnlichkeiten untersucht und so allgemeinere Reflexionskonzepte identifiziert. Mit diesen wurde erneut codiert. In einem letzten Schritt wurden wiederum Gemeinsamkeiten in den Reflexionskonzepten identifiziert. Das so entstandene Codiermanual mit Reflexionskonzepten der Abstraktionsstufe 1-3 befindet sich im Anhang und stellt bereits ein empirisches Ergebnis der Arbeit dar. Falls bei derselben Reflexionsaktivität bei demselben Reflexionsgegenstand mehrere Reflexionskonzepte angelegt wurden, wurden mehrere Codes gesetzt.

Insgesamt haben zwei Rater unabhängig voneinander mit den finalen Codiermanuals alle fünf Gruppen codiert. Falls Codierungen bei einzelnen Antworten unterschiedlich waren, wurden diese Fälle besprochen bis zur Konsensfindung.

4. Design / Seminarkonzept

Für den ersten Designexperimentzyklus wurde ein Design entwickelt und im Rahmen einer wissenschaftlichen Hausarbeit erprobt (Mehl, 2022). Dazu wurden zwei Seminarsitzungen zu algorithmischen Entscheidungssystemen am Beispiel von

Entscheidungsbäumen angeregt. In den Seminarsitzungen wurde auf das Material von AI unplugged (Lindner & Seegerer, o. J.) aus der Informatikdidaktik zurückgegriffen und durch Reflexionsaufträge ergänzt, die die Studierenden in Kleingruppen bearbeitet haben.

Die in den Seminarsitzungen adressierten Elemente eines Grundwissens lassen sich wie folgt zusammenfassen:

- 1) Generell basiert supervised learning auf existierenden/historischen Daten. Die darin existierenden Abhängigkeiten werden durch das ADMS fortgeschrieben. (Wechsel vom deskriptiven zum normativen Modell).
- 2) Das ADMS ist in seiner Beschreibungs- und Vorhersagequalität von der zugrunde gelegten Datenbasis abhängig. Daraus ergibt sich eine Anwendbarkeit des ADMS für einen bestimmten Datenbereich, auf den es trainiert wurde.
- 3) Ein Entscheidungsbaum ist weder richtig noch falsch, sondern nur statistisch gesehen passend und geeignet; Fehlklassifikationen von existierenden Testdaten und auch zukünftigen Fällen kommen vor und sind gewissermaßen eingeplant.
- 4) Overfitting: Ein sehr genau trainierter Entscheidungsbaum, der die Trainingsdaten mit ihren Merkmalen sehr präzise abbildet, ist nicht unbedingt besonders gut passend für die Testdaten.

Der Gestaltung der Lernumgebung lagen zwei Designprinzipien zugrunde:

DP1) Erleben ermöglichen

DP2) Reflexionen herausfordern

4.1 Erleben ermöglichen (DP1)

Als Ausgangspunkt für das Lernen im Thema wurden Settings gewählt, die ein eigenes Erleben und Sammeln von Erfahrungen ermöglichen. So wurde z. B. in der ersten Seminarsitzung mit dem Spiel „Gute-Äffchen-Böse-Äffchen“ aus dem Material AI unplugged (Lindner und Seegerer, o. J.) begonnen (s. Begleitmaterial, Abb. 1). Daran sollten die Studierenden zunächst erleben, wie ein Algorithmisches Entscheidungssystem (ADMS) anhand von Daten trainiert wird und dann Entscheidungen trifft bzw. Klassifikationen vornimmt. Sie sollten selbst in die Rolle des Algorithmischen Entscheidungssystems hineinversetzt werden (s. Begleitmaterial, Abb. 1).

Die Studierenden wurden zum Einstieg aufgefordert, anhand eines Trainingsdatensatzes mit beißenden und nicht-beißenden Äffchen selbst einen Entscheidungsbaum zu erstellen, der die beiden Gruppen voneinander trennt (Lindner & Seegerer, o. J.; Jablonka & Lengnink, 2022). Hierbei sind eine Vielzahl unterschiedlicher Entscheidungsbäume entstanden, die zunächst in Bezug auf die Klassifikation der Äffchen aus den Trainingsdaten (meist) korrekte Ergebnisse lieferten. Diese Entscheidungsbäume wurden dann als Entscheidungsalgorithmus auf den Testdatensatz angewendet und es wurde jeweils gezählt, wie viele Äffchen beim Anwenden des Baumes in Bezug auf ihr Beißverhalten korrekt klassifiziert werden konnten. Manche Entscheidungsbäume stellten sich dabei als passender als andere heraus. (Eine Auswahl entstandener Entscheidungsbäume sind in Abb. 2 des Begleitmaterials zu finden.)

Die gesammelten Erfahrungen konnten für das Erlernen im Themenfeld genutzt werden. So wurde die Idee des „Overfittings“ eines Entscheidungsbaums, als zu genaues Abbild der vorliegenden Trainingsdaten, thematisiert: Beim Anwenden eines sehr detaillierten Baums auf die Testdaten liefert dieser ggf. schlechtere Ergebnisse als ein „mittelpärziser Baum“ (s. Begleitmaterial, Abb. 2; Bäume oben rechts und unten links).

Es wurde erarbeitet, dass einem algorithmischen Entscheidungssystem nun ein „gut trainierter“ Baum zugrunde gelegt wird, mit dessen Anwendung zukünftige Äffchen ohne Kenntnis über ihr Beißverhalten klassifiziert werden. Dieser dem Verfahren des supervised learning innewohnende Wechsel vom Entscheidungsbaum als *deskriptivem Modell* zur passenden Beschreibung von vorliegenden Daten hin zum algorithmischen Entscheidungssystem – basierend auf dem erstellten Entscheidungsbaum – als *normativem Modell*, durch das zukünftigen Fällen eine Eigenschaft zugeschrieben wird, ist ein wichtiges Lernziel für die Studierenden in Bezug auf supervised learning.

Aus dem Material AI unplugged wurde mit „Äffchen Nr. 21“ (s. Begleitmaterial, Abb. 3) ein weiteres Designelement eingesetzt, das das Erleben einer produktiven Irritation initiieren kann. Äffchen Nr. 21 lässt sich auf Basis der bisherigen Trainingsdaten kaum klassifizieren (Lindner & Seegerer, o. J.). Durch die Aufforderung, es mithilfe des trainierten Entscheidungsbaums zu klassifizieren, konnte die Abhängigkeit des Algorithmischen Entscheidungssystems von der Datenbasis greifbar gemacht werden.

Im weiteren Verlauf wurden die Lernenden über Situationskarten dazu angeregt, sich eigenständig mit der kriteriengeleiteten Entscheidung in Sachsituationen auseinanderzusetzen und erst im Anschluss damit konfrontiert, dass in solchen Situationen bereits ADMS eingesetzt werden oder deren Einsatz geplant ist.

In der zweiten Seminarsitzung wurde fokussiert, wie sich Entscheidungsbäume interpretieren lassen und welche möglichen Fehler beim Lesen auftreten könnten. Dafür wurden den Studierenden zwei Entscheidungsbäume vorgelegt, die nahezu entscheidungsgleich sind, sich aber in der Abfolge der abgefragten Kriterien im Baum unterscheiden¹ (s. Begleitmaterial, Abb. 4).

Die Studierenden wurden zu einer Stellungnahme aufgefordert, welcher der beiden Entscheidungsbäume aus ihrer Sicht fairer sei. Im Anschluss daran wurden sie durch Betrachtung von Fällen in Form von Personenkarten dafür sensibilisiert, dass beide Bäume nahezu entscheidungsgleich sind. Somit konnte die Fehlinterpretation, dass die Reihenfolge der im Baum abgefragten Kriterien etwas über ihre Bedeutung aussagt, von den Studierenden selbst erlebt und erfasst werden.

4.2 Reflexionen herausfordern (DP2)

Zur Förderung einer Algorithmischen Mündigkeit wurden Reflexionsaufträge konzipiert und eingesetzt, dabei wurde die Unterscheidung in vier Reflexionsarten nach Skovsmose (1998) und Peschek, Schneider & Prediger (2008) genutzt. Es standen die modellorientierte, die kontextorientierte und die lebensweltorientierte Reflexion im Vordergrund, da sie mit Blick auf die Entwicklung einer Algorithmischen Mündigkeit besonders relevant erscheinen (Abschnitt 2.2). Die mathematisch orientierte Reflexion kam zusätzlich in der zweiten Seminarsitzung bei der Beurteilung der Entscheidungsbäume zum Tragen.

Die modellorientierte Reflexion fokussiert die Angemessenheit eines Modells in Bezug auf die verwendete Datenbasis und die Entscheidungskriterien sowie in Bezug auf die Nachvollziehbarkeit eines Modells und die Angemessenheit des Ergebnisses. Dabei ist die Beurteilung der Angemessenheit eines Modells immer auch von der Situation der Anwendung abhängig.

In der ersten Sitzung wurde z. B. mit der Frage nach „Äffchen Nr. 21“ eine modellorientierte Reflexion angestoßen, die sich auf die Angemessenheit des

Modells in Bezug auf die Datenbasis bezieht, mit der das Algorithmische Entscheidungssystem trainiert wurde:

(D1.1) *Aus welchem Grund kann das Äffchen nicht zugeordnet werden?*

(D1.2) *Wie kann ich dafür sorgen, dass diese Situation nicht entsteht?*

Zunächst sollten die Studierenden die Abhängigkeit von der Datenbasis erkennen und formulieren, daran anknüpfend sollten sie Handlungsoptionen formulieren, die die Defizite des Modells korrigieren könnten.

Mit den anschließenden Fragen wurden der Einsatz eines solchen Algorithmischen Entscheidungssystems situationsabhängig mit seinen Zielen/Zwecken und seinen Grenzen adressiert:

(D1.3) *Welche Bedeutung hat es, wenn in der Klassifikation von Äffchen eine falsche Entscheidung als Resultat herauskommt?*

(D1.4) *Halten Sie es für verantwortbar in der Klassifikation von Äffchen Algorithmische Entscheidungssysteme einzusetzen? Begründen Sie.*

(D1.5) *Würden Sie diese (auch) in anderen Situationen einsetzen? In welchen und warum?*

Hier geht die modellorientierte Reflexion je nach Interpretation der Frage bereits in eine kontextorientierte sowie die lebensweltorientierte Reflexion über, da mit Blick auf den Einsatz von Algorithmischen Entscheidungssystemen über intendierte Zwecke und den Nutzen sowie die Grenzen des Einsatzes nachgedacht werden soll. Diese soll in Hinblick auf die eigenen Vorstellungen und Ziele unter Rückgriff auf lebensweltliche Erfahrungen bewertet werden.

Besonders wird dies in der zweiten Diskussionsphase der ersten Sitzung herausgefordert. An drei Situationsbeschreibungen – Auswahlverfahren bei Bewerbungen in Unternehmen, Rückfälligkeitsvorhersage bei Straftätern (COMPAS), Vergabe von Fortbildungen für Arbeitssuchende (AMAS) – wurden die Studierenden zunächst zum eigenen Finden von Kriterien aufgefordert, die ein ADMS nutzen könnte. Dabei sollte explizit daran gedacht werden, dass die Kriterien sich aus historischen Daten ergeben müssen, auf deren Basis das ADMS trainiert wurde. Im Anschluss wurde den Studierenden erläutert, dass es zu den drei Situationen derzeit bereits algorithmische Entscheidungssysteme gibt, die entweder bereits eingesetzt werden oder bei denen

dies geplant bzw. strittig ist. Die Studierenden wurden aufgefordert, die Beeinflussbarkeit der Kriterien durch die kategorisierten Menschen zu überdenken, sowie ihre Zufriedenheit mit der Entscheidungsfindung und die Fairness der gefällten Entscheidungen zu bewerten. Hierbei sind zum einen die angelegten Kriterien und ihre Herkunft aus historischen Daten zu reflektieren, zum anderen bezieht sich die Reflexion auf die Angemessenheit des Einsatzes im situativen Kontext sowie die Korrektheit der Entscheidung bzw. die mögliche Auswirkung und die Konsequenzen einer solchen Entscheidung. Auch eine Rahmung des Einsatzes von ADMS kann hier adressiert werden, etwa inwiefern ein solches System als alleinige Entscheidungsinstanz eingesetzt werden sollte oder wie es eingebunden werden kann. In einer übergreifenden Diskussion wurde der Einsatz von ADMS mit Fokus auf die Verwendung historischer Daten für Entscheidungen, die in der Zukunft liegen, fokussiert.

In der zweiten Seminarsitzung wurde das unterschiedliche Aussehen von (nahezu) entscheidungsgleichen Bäumen reflektiert, indem die Studierenden zunächst ihre Vorstellung, dass einer der Bäume fairer sei als der andere, äußern und im Anschluss überprüfen konnten (s. Begleitmaterial, Abb. 4). Der Auftrag schließt damit an die Kompetenz 3 des Beurteilens möglicher Fehler im Umgang mit ADMS an (Zweig et al., 2018). Hierbei wurde eine mathematisch orientierte Reflexion über die Auswirkung der Reihenfolge von Kriterien metakognitiv angestoßen. Direkt damit verbunden stellen sich auch Fragen zur Nachvollziehbarkeit und Transparenz der Entscheidung mithilfe solcher Entscheidungsbäume, da durch das „Versinken“ von Diskriminierungen in den unteren Entscheidungsschichten, ein solcher Baum vielleicht gar nicht so transparent ist, wie er zunächst scheint.

Es hat sich bereits in den Beschreibungen gezeigt, dass auf vielfältige Weise Aktivitäten angeregt wurden, um die jeweiligen Reflexionen herauszufordern. Dabei wurden als Designelemente Aktivitäten im Dreischritt „Erkennen – Bewerten – Handeln“ genutzt, wie er im Orientierungsrahmen globale Entwicklung beschrieben ist (Schreiber & Siegel, 2016).

Durch das Spielen und das Sammeln von eigenen Erfahrungen wurde ein *Erkennen* ermöglicht, das sich in einer Beschreibung von Wissens-elementen und Zusammenhängen zeigt.

Darüberhinausgehend wurden die Studierenden dazu aufgefordert, den Einsatz von ADMS zu bewerten. Dieses *Bewerten* sollte die durch das

Designelement der begründeten eigenen Positionierung die Reflexion befeuern:

(D1.4) *Halten Sie es für verantwortlich in der Klassifikation von Äffchen algorithmische Entscheidungssysteme einzusetzen? Begründen Sie.*

Häufig wurden die Studierenden zusätzlich aufgefordert Optionen zum *Handeln* anzugeben, um eine vertiefte Reflexion und eine Vernetzung von Wisenselementen anzuregen.

(D1.2) *Wie kann ich dafür sorgen, dass diese Situation nicht entsteht?*

Die Vielfalt der Aktivitäten bildet sich in den Aufträgen und den Phasen der Seminarsitzungen ab. Durch die Offenheit der Fragen ist es häufig auch möglich und passend, bei derselben Frage verschiedene Aktivitäten auszuführen. Wenn eine Frage zum Handeln beispielsweise umfassend beantwortet wird, können auch Bewerten und Erkennen eine Rolle spielen. Dennoch stand bei den Fragen häufig eine Aktivität besonders im Fokus.

Zusammenfassend wurden zwei zentrale Designelemente eingesetzt, um das Designprinzip umzusetzen: (i) verschiedene Reflexionsaktivitäten (Erkennen, Bewerten, Handeln) anregen, und (ii) die Adressierung verschiedener Reflexionsgegenstände (Basis, Prozess, Ergebnis, ganzheitlich) initiieren.

5. Empirische Ergebnisse

Im Folgenden wird in Abschnitt 5.1 zunächst der Zusammenhang zwischen den ausgeführten Reflexionsaktivitäten und den dabei adressierten Reflexionsgegenständen aufgezeigt, um Forschungsfrage 1 zu beantworten. Anschließend werden die Reflexionskonzepte präsentiert, die bei den Reflexionsaktivitäten aktiviert wurden, um Forschungsfrage 2 zu beantworten.

5.1 Zusammenhang von ausgeführten Reflexionsaktivitäten und adressierten Reflexionsgegenständen

Die erste Forschungsfrage zielt darauf ab, Zusammenhänge zwischen den ausgeführten Reflexionsaktivitäten und den dabei adressierten Reflexionsgegenständen aufzuzeigen. Im Folgenden wird zunächst dargestellt, zu welchen Reflexionen die Studierenden in Bezug auf welche Reflexionsgegenstände durch die Aufträge im Seminar aufgefordert werden und welche Reflexionsgegenstände sie daraufhin in ihren Gruppenarbeiten in den Blick nehmen. Im Anschluss werden die rekonstruierten

Reflexionsaktivitäten dargelegt. Außerdem wird ein Überblick über die Zusammenhänge gegeben, welche Reflexionsgegenstände insgesamt wie häufig bei welchen Reflexionsaktivitäten in den Blick genommen wurden. In jedem Abschnitt wird zunächst an exemplarischen Gruppenbearbeitungen illustriert, welche Unterschiede sich bezüglich des jeweiligen Fokus bei den Studierenden zeigen können. Es folgt die Übersicht über die gesamte Stichprobe.

5.1.1 Rekonstruierte adressierte Reflexionsgegenstände

Die Fragen aus dem Erhebungsbogen wurden so konzipiert, dass Reflexionsanlässe für bestimmte Reflexionsgegenstände geschaffen werden sollten. Es konnte aber beobachtet werden, dass die Studierenden bei derselben Frage durchaus unterschiedliche Reflexionsgegenstände in den Blick nehmen. Dies wird im Folgenden exemplarisch an den Bearbeitungen der Gruppen 1 und 3 zu folgender Frage aufgezeigt:

(D2.4) *Welchen Einfluss hätte der Einsatz eines solchen Entscheidungssystems in den jeweiligen Situationen? Würden Sie einen solchen befürworten?“*

Mit der Frage (D2.4) sollte die Reflexionsaktivität *Bewerten* im Hinblick auf den Reflexionsgegenstand *ganzheitlich* initiiert werden. Die Antwort von Gruppe 3 bezieht sich einerseits auf positive Aspekte wie mehr Effizienz, andererseits auf negative Aspekte wie Diskriminierung (Abb. 1).

⊕	⊖
- effektiver, - effizient, schnell ↳ spart Zeit	- Schubladendenken - Diskriminierung - schränkt Menschenrecht ein

Abb. 1: Bearbeitung von Gruppe 3 zu Frage (D2.4)

- „Falsche“ Entscheidungen sind möglich, da z.B. nicht alle Kriterien berücksichtigt werden
--

Abb. 2: Bearbeitung von Gruppe 1 zu Frage (D2.4)

Sie gehen damit auf Zwecke und Gefahren des Einsatzes ein und betrachten den Einsatz *ganzheitlich*. Gruppe 1 hingegen antwortet „Falsche Entscheidungen sind möglich, da z. B. nicht alle Kriterien berücksichtigt werden“ (Abb. 2). Die Studierenden der Gruppe 1 bewerten demnach die Korrektheit der Entscheidung. Sie gehen nicht auf die Angemessenheit des Einsatzes, sondern die (mangelnde) Korrektheit der Entscheidung und deren Ursachen ein. Dabei adressieren sie das *Ergebnis* und den *Prozess*.

		Adressierter Reflexionsgegenstand				
Geforderter R-Gegenstand		Basis	Prozess	Ergebnis	Ganzheitlich	Gesamt Gefordert
	Basis	11	4	2	13	15
	Prozess	9	24	5	1	20
	Ergebnis	11	16	12	0	35
	Ganzheitlich	4	4	5	25	30
	Summe adr.	35	48	24	39	

Tab. 1: Geforderte und adressierte Reflexionsgegenstände

Beide Antworten können als passend zur Fragestellung angesehen werden, nehmen aber durchaus unterschiedliche Reflexionsgegenstände in den Blick.

Auffällig ist auch, dass bei der Frage nach einer Reflexion in Bezug auf die *Basis* häufig auch *ganzheitlich* geantwortet wird. Gruppe 2 beispielsweise antwortet auf die Frage, wie man dem Problem entgegenwirken könnte, dass ein mit historischen Daten trainiertes Entscheidungssystem Kriterien nutzen könnte, die man als nicht fair beurteilt, unter anderem: „Ergänzung und nicht alleiniges Entscheidungsmittel“ (Abb. 3). Damit gehen sie *ganzheitlich* auf die Grenzen des Einsatzes insgesamt ein. Möglich und durchaus mit der Frage intendiert wäre aber auch ein konkreterer Bezug auf die Güte der Trainingsdaten gewesen.

- guter Algorithmus,
↳ Ergänzung und nicht alleiniges Entscheidungsmittel

Abb. 3: Bearbeitung von Gruppe 2 zu Frage (D2.6)

Außerdem wird bei der Frage nach einer Reflexion in Bezug auf das Ergebnis häufig mit dem Prozess geantwortet (Tabelle 1). Gruppe 2 beispielsweise antwortet auf die Frage nach der Bedeutung, wenn in der Klassifikation von Äffchen eine falsche Entscheidung als Resultat herauskommt: „Fehler in Entscheidungsbaum, wenn vorher alle Infos bekommen“ (Abb. 4). Anstatt auf die Bedeutung im Sinne der Wirkung des Ergebnisses bzw. die Konsequenzen des Ergebnisses für die Situationen einzugehen, adressiert Gruppe 2 die Ursachen dieses Ergebnisses unter Bezugnahme auf den *Prozess* (und die *Basis*).

- Fehler in Entscheidungsbaum, wenn vorher alle Infos bekommen

Abb. 4: Bearbeitung von Gruppe 2 zu Frage (D1.3)

Die Aufträge an die Studierenden zielten wie oben beschrieben darauf ab, verschiedene Reflexionsgegenstände in den Blick zu nehmen, die in unterschiedlicher Hinsicht Anlass für Reflexionen sein können. Tabelle 1 fasst zusammen, welche Reflexionsgegenstände gefordert und welche tatsächlich von den Studierenden adressiert wurden. Die Reflexionsgegenstände *Ergebnis* (35) und *Ganzheitlich* (30) wurden ähnlich häufig von den Studierenden gefordert, der *Prozess* (20) und die *Basis* (15) ein wenig seltener. Die tatsächlich adressierten Reflexionsgegenstände weichen davon teilweise ab. Insbesondere adressieren die Studierenden manchmal auch mehrere Reflexionsgegenstände. Dies ist daran erkennbar, dass insgesamt 146 Reflexionsgegenstände adressiert wurden, es aber nur 100 Anlässe gab. Die Studierenden adressieren am häufigsten den *Prozess* (48), gefolgt von einer *ganzheitlichen* Betrachtung (39) und der *Basis* (35). Am wenigsten wird das *Ergebnis* adressiert (24), obwohl es durch die Reflexionsaufträge am meisten intendiert war. Diese Abweichungen lassen sich teilweise damit erklären, dass – wie in den beiden exemplarischen Gruppenbearbeitungen oben angedeutet – bei derselben Frage die Adressierung verschiedener Reflexionsgegenstände passend sein kann. Daher sollten keine Schlussfolgerungen getroffen werden, dass manche Reflexionsgegenstände unpassend adressiert wurden. Aber die Ergebnisse deuten an, dass es bestimmte Reflexionsgegenstände gibt, die von den Studierenden häufiger adressiert werden, und dass es daher für eine erneute Durchführung relevant ist, die gewünschten Reflexionsgegenstände mit den Aufträgen noch gezielter anzusteuern. Offen bleibt an der Stelle die Frage, wie tiefgehend oder oberflächlich die Auseinandersetzung mit den Reflexionsgegenständen wirklich ist. Um dieser Frage nachzugehen, werden im Folgenden auch die ausgeführten

Reflexionsaktivitäten bzw. in Abschnitt 5.2 die dahinterliegenden Reflexionskonzepte analysiert.

5.1.2 Rekonstruierte ausgeführte Reflexionsaktivitäten

Die Aufträge an die Studierenden zielten außerdem wie oben beschrieben darauf ab, verschiedene Reflexionsaktivitäten zu initiieren: *Erkennen*, *Bewerten* und *Handeln*.

Wie sich diese Reflexionsaktivitäten in den verschriftlichten Antworten zeigen können, wird im Folgenden exemplarisch anhand der Bearbeitung von Gruppe 2 zu den Fragen 1 (Abb. 5) und 2 (Abb. 6) dargelegt. In ihrer Antwort zur ersten Frage gehen die Studierenden auf das Merkmal „Mund“ ein, welches ihrer Auffassung nach durch den Entscheidungsbaum „nicht eindeutig zuzuordnen“ ist. Hier steht das *Erkennen* des *Prozesses* im Vordergrund. Die Antwort zur zweiten Frage zeigt Optionen auf („Baum anpassen“), die auf das *Handeln* in Bezug auf den *Prozess* abzielen.

• Mund nicht eindeutig zuzuordnen

Abb. 5: Bearbeitung von Gruppe 2 zu Frage (D1.1)

• Baum anpassen
↳ nähere Definition durch Mund
↳ eventuell mit Augenklappe arbeiten

Abb. 6: Bearbeitung von Gruppe 2 zu Frage (D1.2)

Auffällig ist, dass bei Aufträgen zum *Bewerten* häufig auch das *Erkennen* auftritt (Tab. 2), wie im Folgenden an einem Beispiel exemplarisch illustriert wird. Abbildung 7 zeigt die Antwort von Gruppe 3 auf die Frage nach der Bedeutung, wenn in der Klassifikation von Äffchen eine falsche Entscheidung als Resultat herauskommt.

Welche Bedeutung hat es, wenn in der Klassifikation von Äffchen eine falsche Entscheidung als Resultat herauskommt?

→ Hinweis auf Überarbeitung
entweder Overfitting oder nicht genügend / falsch angeordnete Merkmale

↳ Merkmale fehlinterpretiert /

→ kommt es oft zu falschen Entscheidungen, kann es durch Auswertung der Daten zu Problemen kommen (Mehr Äffchen werden als nicht beißend eingestuft)

Abbildung 7 - Bearbeitung Gr. 3

Abb. 7: Bearbeitung von Gruppe 3 zu Frage (D1.3)

Die Studierenden adressieren mit dem letzten Punkt die Korrektheit der Entscheidung für die Situation unter Berücksichtigung der Wirkung der Entscheidung im Kontext. Gleichzeitig adressieren sie in den darüber genannten Punkten mögliche Ursachen und ordnen die Korrektheit der Entscheidung anhand des zugrundeliegenden Modells ein. Dabei tritt insbesondere das *Erkennen* in Bezug auf die *Basis* und den *Prozess* auf.

Bei Gruppe 3 wird die *Bewertung* des *Ergebnisses* also mit dem *Erkennen* des *Prozesses* und der *Basis* verknüpft. Demnach werden verschiedene Reflexionsaktivitäten (und Reflexionsgegenstände) vernetzt, was auf eine breitere Reflexion hindeutet. Solche Zusammenhänge werden in Abschnitt 5.1.3 noch genauer beleuchtet.

Insgesamt lag in dieser Untersuchung ein besonderer Fokus auf dem *Bewerten*, weshalb diese Reflexionsaktivität am häufigsten eingefordert wurde. Tabelle 2 fasst zusammen, welche Reflexionsaktivitäten gefordert und welche tatsächlich von den Studierendengruppen adressiert wurden. Die Reflexionsaktivität *Bewerten* (60) wurde am häufigsten gefordert, gefolgt von dem *Erkennen* (25) und *Handeln* (15). Die tatsächlich ausgeführten Reflexionsaktivitäten sind weitgehend erwartungskonform. Am häufigsten tritt das *Bewerten* auf (76), gefolgt vom *Erkennen* (51) und *Handeln* (19). Die Ergebnisse zeigen zudem, dass die Reflexionsaktivitäten nicht zwangsläufig isoliert voneinander auftreten, sondern

Ausgeführte Reflexionsaktivitäten

		Erkennen	Bewerten	Handeln	Gesamt gef.
Geforderte R-Aktivität	Erkennen	27	2	0	25
	Bewerten	24	70	3	60
	Handeln	0	4	16	15
	Gesamt ausg.	51	76	19	

Tab. 2: Geforderte und ausgeführte Reflexionsaktivitäten

teilweise von den Studierenden auch vernetzt betrachtet werden.

5.1.3 Adressierte Reflexionsgegenstände bei bestimmten Reflexionsaktivitäten

Im Folgenden wird anhand des Auftrags D4.6 zum Ende der ersten Sitzung die Breite der möglichen Reflexionen aufgezeigt, welche Reflexionsgegenstände bei derselben Reflexionsaktivität auftreten können:

(D4.6) *Würden Sie einem solchen Entscheidungssystem trauen, eine wichtige Entscheidung zu treffen? Begründen Sie.*

Nein, weil individuelle Kriterien nicht berücksichtigt werden können

Abb. 8: Bearbeitung von Gruppe 1 zu (D4.6)

- abhängig von der Entscheidung & den Auswirkungen
- Teilweise ja
- Teilweise Angst, dass Sonderfälle durchfallen und etwas nicht erfasst wird

Abb. 9: Bearbeitung von Gruppe 2 zu Frage (D4.6)

Gruppe 1 antwortet: „nein, weil individuelle Kriterien nicht berücksichtigt werden können“ (Abb. 8). Damit *bewerten* sie zum einen den *Prozess* und nehmen darauf Bezug, dass bestimmte Merkmale „nicht berücksichtigt werden können“. Zum anderen *bewerten* sie die *Basis*, indem sie auf die Individualität der Merkmale Wert legen.

Gruppe 2 antwortet auf dieselbe Frage: „abhängig von der Entscheidung & deren Auswirkungen; teilweise ja; teilweise Angst, dass Sonderfälle durchfallen und etwas nicht erfasst wird“ (Abb. 9). Damit *bewerten* sie durch die „Angst, dass Sonderfälle nicht erfasst werden“ einerseits den *Prozess* im Hinblick auf die Vollständigkeit des Entscheidungsbaums. Andererseits wird auch das *Ergebnis bewertet*, dessen Angemessenheit als „abhängig von den Auswirkungen“ gesehen wird.

Gruppe 3 schreibt „objektivere Entscheidungsmacht als Menschen → Entscheidungswahl ohne Einfluss persönlicher Faktoren“ (Abb. 10). Damit *bewerten* sie den Einsatz *ganzheitlich*, indem auf die Zwecke dieses Einsatzes verwiesen wird, den sie als „objektiver“ ansehen als menschliche Entscheidungen, weil die „Entscheidungswahl ohne Einfluss persönlicher Faktoren“ stattfindet.

objektivere Entscheidungsmacht als Menschen
→ Entscheidungswahl ohne Einfluss persönlicher Faktoren

Abb. 10: Bearbeitung von Gruppe 3 zu Frage (D4.6)

Gruppe 4 antwortet: „Mensch, der mehr verdient als jemand der länger im Betrieb ist bekommt nicht Kredit → fragwürdig“ (Abb. 11). Damit *bewerten* sie insbesondere das *Ergebnis*, indem sie auf die „Fragwürdigkeit“ und damit die Angemessenheit der Entscheidung Bezug nehmen.

Würden Sie einem solchen Entscheidungssystem trauen eine wichtige Entscheidung zu treffen? Begründen Sie.
Mensch, der mehr verdient als jemand der länger im Betrieb ist * => fragwürdig
* bekommt nicht Kredit

Abb. 11: Bearbeitung von Gruppe 4 zu Frage (D4.6)

Gruppe 5 schreibt: „wenn Kriterien fair sind, dann ja“ (Abb. 12). Damit *bewerten* sie insbesondere die *Basis*, indem sie auf die Fairness der herangezogenen Kriterien Bezug nehmen.

- wenn Kriterien fair sind, dann ja

Abb. 12: Bearbeitung von Gruppe 5 zu Frage (D4.6)

In den Antworten der Gruppen zeigen sich also deutliche Unterschiede beim *Bewerten* in Bezug auf die dabei adressierten Reflexionsgegenstände. Während die Gruppen 3, 4, und 5 jeweils auf einen Reflexionsgegenstand fokussieren, nehmen die Gruppen 1 und 2 jeweils zwei Reflexionsgegenstände in den Blick. Damit zeigen sie eine breitere Reflexion als die anderen Gruppen. Einschränkend muss aber erwähnt werden, dass dies möglicherweise auch an der schriftlichen Erhebung liegt und eventuell in der Gruppendiskussion mehr angesprochen wurde als im Anschluss aufgeschrieben wurde. Nichtsdestotrotz können mit dieser Perspektive Unterschiede in den Reflexionen der Studierenden sichtbar gemacht werden. Die gerade beschriebenen Beispiele illustrieren diese Unterschiede exemplarisch anhand eines Auftrags zum *Bewerten*. In Tabelle 3 werden die oben bereits rekonstruierten geforderten und ausgeführten Reflexionsaktivitäten nach dem dabei adressierten Reflexionsgegenstand insgesamt genauer aufgeschlüsselt.

Wenn die Reflexionsaktivität *Erkennen* ausgeführt wird, wird häufig auf die *Basis* (18 von 51) oder den

		Adressierte Reflexionsgegenstände (sortiert nach Reflexionsaktivitäten)															
		Erkennen					Bewerten					Handeln					Ges gef.
		B	P	E	G	Σ	B	P	E	G	Σ	B	P	E	G	Σ	
Gef. R-Gegenstände (nach R-Aktivität)	Erkennen	11	15		1	27	1			1	2						25
	B	6			1	7				1	1						5
	P	3	9			12											15
	E	2	6			8	1				1						5
	Bewerten	7	12	4	1	24	11	15	18	26	70		1		2	3	60
	B	1			1	2	2	2		7	11						5
	P	3	6	3		12		6	2	1	9						10
	E	3	5			8	5	4	12		21		1			1	15
	G		1	1		2	4	3	4	18	29				2	2	30
	Handeln							1		3	4	5	4	2	5	16	15
	B							1		1	2	2	1	2	2	7	5
	P											3	3			6	5
	G									2	2				3	3	5
Gesamt	18	27	4	2	51	12	16	18	30	76	5	5	2	7	19		

Tab. 3: Adressierte Reflexionsgegenstände (sortiert nach Reflexionsaktivitäten)

Prozess (27 von 51) Bezug genommen. Wenn die Reflexionsaktivität *Bewerten* ausgeführt wird, wird häufig *ganzheitlich* reflektiert. Beim *Handeln* zeigen sich insgesamt weniger adressierte Reflexionsgegenstände, was aber auch möglicherweise damit zu erklären ist, dass diese Reflexionsaktivität insgesamt weniger gefordert wurde.

Zusammenfassend zeigen sich also gewisse Zusammenhänge zwischen den Reflexionsgegenständen und den Reflexionsaktivitäten. Insbesondere zeigt sich eine unterschiedliche Breite der Reflexionen, die an der Anzahl adressierter Reflexionsgegenstände und ausgeführter Reflexionsaktivitäten festgemacht werden kann. Einige Gruppen setzen beispielsweise das Handeln in Bezug zu zuvor durchgeführten Bewertungen und vernetzen dabei auch beispielsweise ganzheitliche Überlegungen zum Einsatz mit der genutzten Basis.

Das Design wurde so geplant, dass einzelne dieser Reflexionsaktivitäten und Reflexionsgegenstände gezielt initiiert und angesprochen werden sollten, um über die Aufgaben hinweg eine breite Reflexion zu ermöglichen. Die Bearbeitungen zeigen aber auch, dass es bereits innerhalb einzelner Aufgaben eine größere Vielfalt geben kann. Die Vernetzungen, die manche Gruppen von sich aus anstreben, könnten in einem nächsten Designexperimentzyklus gezielter bei allen Gruppen initiiert werden, um breitere Reflexionen anzustoßen.

5.2 Rekonstruierte Reflexionskonzepte

Die bislang gezeigten Fallbeispiele haben bereits illustriert, dass unterschiedliche Reflexionsaktivitäten ausgeführt und dabei unterschiedliche Reflexionsgegenstände adressiert werden können. Zusätzlich hat sich aber auch schon angedeutet, dass die konkreten Konzepte, anhand derer die Reflexionsaktivitäten zu den Reflexionsgegenständen ausgeführt werden, bei den Gruppen sehr vielfältig sind. Dieselbe Reflexionsaktivität kann sich bei demselben Reflexionsgegenstand auf unterschiedliche Konzepte beziehen, wie das folgende Beispiel von Gruppe 3 zeigt (Abb. 13). Dabei wurde zunächst die Frage (D4.4) und im Anschluss die Frage (D4.5) gestellt:

(D4.4) *Wenn es sich um sehr große Entscheidungsbäume mit vielen Ebenen und vielen Entscheidungskriterien handelt, was bedeutet diese Erkenntnis dann. Denken Sie in solchen Fällen können die Entscheidungskriterien und ihre Rangordnung nachvollzogen werden?*

(D4.5) *Inwiefern wirkt sich das auf Ihre Bewertung von Entscheidungssystemen aus? Birgt dies Gefahren?*

Auf die Frage, inwiefern sich die vielen Ebenen im Entscheidungsbaum auf ihre Bewertung von Entscheidungssystemen auswirkt und dies Gefahren birgt, antworten sie, dass (1) die „Überprüfbarkeit und Nachvollziehbarkeit schwierig“ ist, man „keinen Überblick über Merkmale [hat], die unmoralisch sind“, (3) Fehlentscheidungen erkennbar sind und

(4) historische Annahmen verfestigt werden. Mit (1) adressieren sie eher die *Nachvollziehbarkeit der Entscheidung* anhand des Modells, d. h. hier die Nachvollziehbarkeit des Entscheidungsbaums allgemein, die sie für schwierig erachten. Mit (2) wird eher die *Angemessenheit des Modells* angesprochen. Dabei beziehen sie sich konkret auf die Güte der Basis, indem die Fairness der verwendeten Merkmale angesprochen wird, über die man keinen Überblick habe. Mit (3) wird die *Korrektheit der Entscheidung* im Hinblick auf die Korrektheit im Kontext angesprochen. Es findet eine Klassifikation der Entscheidung als richtig oder falsch in Bezug auf die Konsequenzen der Entscheidung im Kontext statt, indem von „Fehlentscheidungen“ gesprochen wird. Mit (4) wird zudem die *Angemessenheit des Einsatzes* von ADMS insgesamt in Frage gestellt, indem mögliche Gefahren des Einsatzes angesprochen werden durch die Beobachtung, dass der Einsatz eine formatting power haben könnte.

→ im Allgemeinen bestimmt die Reihenfolge nicht zwingend die Ergebnisse
 ! Aber Ausnahmen bestätigen die Regel !

→ Überprüfbarkeit und Nachvollziehbarkeit schwierig
 ↳ keinen Überblick über Merkmale die unmoralisch sind
 ↳ Fehlentscheidung nicht erkennbar
 ↳ historische Annahmen werden verfestigt

Abb. 13: Bearbeitung von Gruppe 3 zu Frage (D4.4) oben und zu Frage (D4.5) unten

Mithilfe einer qualitativen Inhaltsanalyse wurde wie oben beschrieben ein Kategoriensystem zur Spezifizierung der aktivierten Reflexionskonzepte entwickelt (siehe Anhang). Auf der Abstraktionsstufe 3 unterscheiden wir zwischen der *Angemessenheit*, der *Korrektheit*, und der *Nachvollziehbarkeit*, die als Reflexionskonzepte herangezogen werden könnten. Diese können sich jeweils auf das *Modell*, die *Entscheidung* oder den *Einsatz* insgesamt beziehen, wobei in Bezug auf den Einsatz nur die Angemessenheit aufgetreten ist. In dem Beispiel von Gruppe 3 (Abb. 13) wurden bereits vier verschiedene Reflexionskonzepte der Abstraktionsstufe 3 adressiert. Nicht alle Bearbeitungen der Studierenden sind aber derart umfassend.

Tabelle 4 stellt die rekonstruierten Reflexionskonzepte dar, die aus der qualitativen Inhaltsanalyse induktiv aus den Studierendendokumenten

gewonnen wurden. Abbildung 14 präsentiert die Übersicht, wie häufig diese Reflexionskonzepte der Abstraktionsstufe 3 auftreten. Am häufigsten wird die *Angemessenheit des Einsatzes* eines algorithmischen Entscheidungssystems als Reflexionskonzept aktiviert, gefolgt von der *Angemessenheit des Modells* und der *Angemessenheit der Entscheidung*.

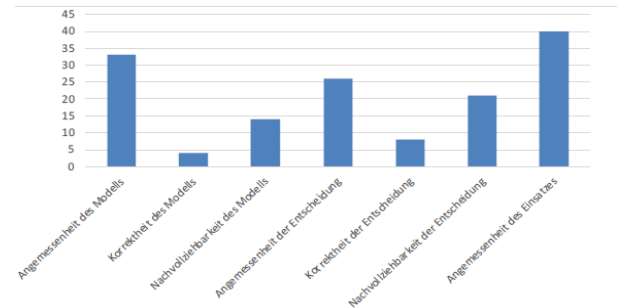


Abb. 14: Anzahl des Auftretens allgemeiner Reflexionskonzepte der Abstraktionsstufe 3

Abbildung 15 schlüsselt zudem auf, welche konkreteren Reflexionskonzepte der Abstraktionsstufe 2 sich hinter diesen allgemeinen Reflexionskonzepten verbergen.

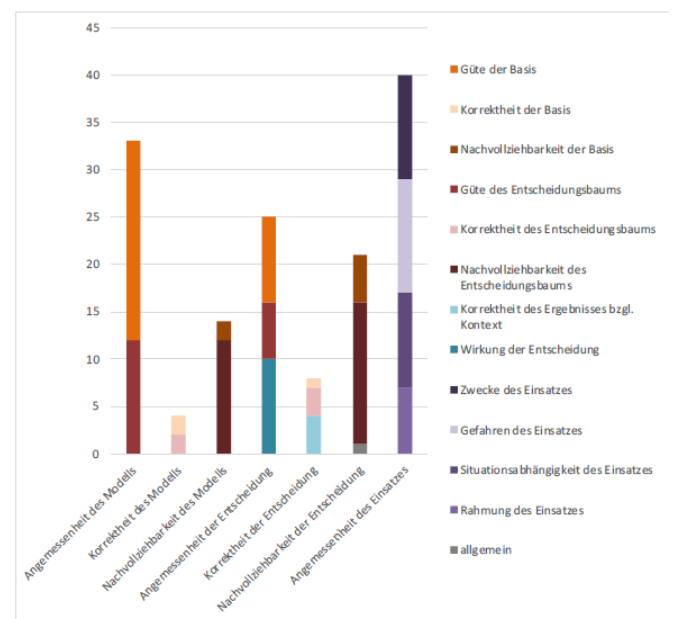


Abb. 15: Aufschlüsselung der Reflexionskonzepte der Stufe 3 nach Reflexionskonzepten der Stufe 2

Bezogen auf das Modell (bzgl. Basis)	Bezogen auf das Modell (bzgl. Baum)
Güte der Basis allgemein Beeinflussbarkeit der Merkmale Fairness der Merkmale Individualität der Merkmale Vollständigkeit der Basis Zeitabhängigkeit der Angemessenheit der Basis	Güte des Entscheidungsbaums allgemein Anwendbarkeit des Entscheidungsbaums auf neue Daten Genauigkeit des Entscheidungsbaums Gewichtung der Merkmale im Entscheidungsbaum Vollständigkeit des Entscheidungsbaums
Korrektheit der Basis Klassifikation als richtig/falsch Vollständigkeit der Basis	Korrektheit des Entscheidungsbaums allgemein Klassifikation als richtig/falsch Klassifikation als richtig/falsch hinsichtlich Anordnung der Merkmale im Entscheidungsbaum Vollständigkeit des Entscheidungsbaums
Nachvollziehbarkeit der Basis Nachvollziehbarkeit der genutzten Kriterien	Nachvollziehbarkeit des Entscheidungsbaums allgemein Länge des Baums Nachvollziehbarkeit der Gewichtung der Merkmale Nachvollziehbarkeit der Länge des Baums Nachvollziehbarkeit der Reihenfolge der Merkmale
Bezogen auf die Entscheidung	
Korrektheit des Ergebnisses bzgl. Kontext allgemein Klassifikation als richtig/falsch in Bezug auf die Konsequenz der Entscheidung im Kontext	
Wirkung der Entscheidung allgemein Fairness der Entscheidung Tragweite der Entscheidung	
Bezogen auf den Einsatz	
Zwecke des Einsatzes intendierte Zwecke	
Gefahren des Einsatzes Einsatz hat formatting power Einsatz kann zu Diskriminierung führen Einsatz kann zu verzerrten Wahrnehmungen führen	
Situationsabhängigkeit des Einsatzes allgemein Modellierbarkeit Objekte der Modellierung	
Rahmung des Einsatzes Grenzen des Einsatzes Rolle des Menschen	

Tab. 4: Empirisch rekonstruierte Reflexionskonzepte

Im Folgenden werden einige Auffälligkeiten hervor-
 gehoben. In Bezug auf die *Angemessenheit des Mo-
 dell*s wird weniger auf die *Güte des Entscheidungs-
 baums* als auf die *Güte der Basis* fokussiert. In Bezug
 auf die *Nachvollziehbarkeit des Modells* zeigt sich
 hingegen ein entgegengesetztes Bild. Hier wird
 hauptsächlich auf die *Nachvollziehbarkeit des Ent-
 scheidungsbaums* und kaum auf die *Nachvollzieh-
 barkeit der Basis* Bezug genommen. Ein ähnliches

Bild zeigt sich bei der *Nachvollziehbarkeit der Ent-
 scheidung*, für die ebenfalls hauptsächlich auf die
Nachvollziehbarkeit des Entscheidungsbaums ver-
 wiesen wird. Um die *Angemessenheit der Entschei-
 dung* zu beurteilen, beziehen sich viele Reflexionen
 auf die *Wirkung der Entscheidung im Kontext*. Die
 übrigen Reflexionen beziehen sich auf die *Angemes-
 senheit des Modells* in Bezug auf die *Güte des Ent-
 scheidungsbaums* oder die *Güte der Basis*.

Hinsichtlich der *Angemessenheit des Einsatzes* wird am häufigsten auf *Zwecke und Gefahren des Einsatzes* Bezug genommen, gefolgt von der *Situationsabhängigkeit des Einsatzes* sowie der *Rahmung des Einsatzes*.

Damit wird deutlich, dass die Reflexionskonzepte auf die von Zweig et al. (2018) intendierten Kompetenzen einer algorithmic literacy verweisen, die die Datenbasis und das Modell, die Angemessenheit in der Situation, die möglichen Fehlinterpretationen und die Feedbackloops im Fokus hatten.

6. Diskussion der Ergebnisse

Algorithmische Entscheidungssysteme sind in vielen Bereichen des gesellschaftlichen Lebens zunehmend präsent (Grzymek & Puntschuh, 2019; Stalder, 2016). Dabei sollten Bürger:innen nicht nur passive Konsumenten oder Betroffene von solchen algorithmenbasierten Entscheidungen betroffen sein (in automatisierten Auswahlverfahren bei Bewerbungen, bei der Frage nach der Kreditwürdigkeit o. ä.), sondern die digitalisierte Welt mündig mitgestalten (können) (Krüger & Lischka, 2018; Gadeib, 2019). Um Lernende möglichst früh in ihrer algorithmischen Mündigkeit zu fördern, bedarf es einer entsprechenden Professionalisierung der Lehrkräfte. In diesem Beitrag wurden zwei Seminarsitzungen für angehende Mathematiklehrkräfte zum Thema algorithmische Mündigkeit genauer untersucht mit dem Ziel, den Professionalisierungsgegenstand algorithmische Mündigkeit genauer zu spezifizieren.

Es wurde herausgearbeitet, dass mündige Bürger:innen neben einem Grundwissen auch über ein angemessenes Reflexionswissen verfügen sollten (Fischer, 2001). Daher wurde in diesem Beitrag ein Analyseinstrument zur Charakterisierung der Reflexionen der Studierenden entwickelt, das auf einer Konzeptualisierung von Reflexionen durch ausgeführte Reflexionsaktivitäten, adressierte Reflexionsgegenstände und aktivierte Reflexionskonzepte basiert. Das entwickelte Analyseinstrument zur Erfassung der Reflexionen von den Studierenden stellt ein zentrales Ergebnis dieses Artikels dar. Wie im empirischen Teil ausgeführt, konnten mit diesen Kategorien jeweils vielfältige Unterschiede in den Reflexionen der Studierenden sichtbar gemacht werden.

Der empirische Teil des Artikels widmete sich darauf aufbauend den Forschungsfragen: (1) Welche Reflexionsgegenstände werden von den Lehramtsstudierenden bei welchen Reflexionsaktivitäten zum Thema algorithmische Entscheidungssysteme

adressiert? (2) Welche dahinterliegenden Reflexionskonzepte lassen sich rekonstruieren?

Die empirischen Ergebnisse zeigen zunächst, dass die Studierenden durch das Design zu Reflexionen angeregt werden konnten. In Bezug auf Forschungsfrage 1 zeigt sich dabei eine überraschend große Vielfalt. Die initiierten Reflexionen unterscheiden sich, wie in Abschnitt 5 im Detail ausgeführt, sowohl hinsichtlich der adressierten Reflexionsgegenstände (Tabelle 1) als auch hinsichtlich der ausgeführten Reflexionsaktivitäten (Tabelle 2) und deren Kombinationen (Tabelle 3). Dabei ist ebenfalls klar geworden, dass die mit den Aufträgen intendierten Reflexionsgegenstände und -aktivitäten nicht immer passgenau angesteuert werden konnten. Dies kann auf jeden Fall bei einer erneuten Durchführung zum Ausgangspunkt für eine Überarbeitung der Aufträge genommen werden. Zudem ist auffällig, dass sich die Reflexionen auch hinsichtlich der Anzahl der jeweiligen Reflexionsgegenstände und Reflexionsaktivitäten unterscheiden, sie sind also zumindest im quantitativen Sinne unterschiedlich reichhaltig.

Auch in Bezug auf Forschungsfrage 2 zeigt sich eine große Vielfalt in den rekonstruierten Reflexionskonzepten (Tab. 4, Abb. 14 und Abb. 15). Die verschiedenen Reflexionskonzepte werden zudem unterschiedlich häufig adressiert. Auch wenn dies möglicherweise an den Reflexionsaufträgen liegt, so ergibt sich für eine Überarbeitung des Seminarkonzepts die Konsequenz, die Aktivierung mancher Reflexionskonzepte möglicherweise stärker anzuregen.

Die aktivierten Reflexionskonzepte bilden wichtige Themen einer algorithmic literacy ab, wie die Datenbasis, das Modell, die Angemessenheit und Nachvollziehbarkeit sowie mögliche Fehlinterpretationen (Abschnitt 2.1). Sie sind aber anscheinend von dem konkreten Thema der algorithmischen Entscheidungssysteme abhängig. Dies konnte aufgrund der Ausrichtung der gestellten Fragen einerseits erwartet werden. Andererseits zeigt es aber auch, dass Reflexionen gegenstandsspezifisch sind. Während in der fachdidaktischen Literatur die Relevanz von Reflexionsprozessen im Kontext einer „Critical Mathematics Education“ bereits vielfach herausgestellt worden ist (Skovsmose, 1994, 1998; Prediger, 2004; Lengnink, 2005; Peschek, Prediger & Schneider, 2008), und einige Studien dies auch für Statistik konkretisiert haben (Lengnink & Eckhardt, 2020; Büscher, 2018), bleibt dieser Anspruch häufig allgemein und wird seltener gegenstandsspezifisch konkretisiert.

In diesem Artikel konnte zwar die Vielfalt der Reflexionsgegenstände, Reflexionsaktivitäten und Reflexionskonzepte aufgezeigt werden. Es wurde aber nicht evaluiert, wie fachlich tragfähig die Reflexionen sind. Während einige Aspekte einer Algorithmischen Mündigkeit in Bezug auf ADMS von den Studierenden angemessen lokalisiert werden konnten (wie z. B. die Relevanz der Qualität der Trainingsdaten), scheinen manche Zusammenhänge unverstanden zu bleiben (wie z. B., dass man nicht nachträglich im Entscheidungsbaum noch einen bestimmten Fall hinzufügen kann). Diese Ungenauigkeiten und fachlichen Schwierigkeiten könnten eventuell auch damit erklärbar sein, dass die Studierenden nicht alles vollständig aufgeschrieben haben, was zuvor diskutiert wurde. In einem nächsten Schritt werden daher auch die audiographierten Kleingruppendiskussionen qualitativ analysiert, um ggf. weitere nicht-verschriftlichte Reflexionen zu erfassen.

Auch in Bezug auf die Entwicklungsebene ergeben sich Konsequenzen. Es gab bereits einige Materialien zur Förderung des Verstehens algorithmischer Entscheidungssysteme (z. B. von AI unplugged, Lindner & Seegerer, o. J.) und Artikel, die sich mit algorithmischen Entscheidungssystemen im Mathematikunterricht beschäftigt haben (z. B. Biehler & Fleischer, 2021). Weniger Materialien gab es bislang, die die Angemessenheit, Korrektheit oder Nachvollziehbarkeit von algorithmischen Modellen, darauf basierenden Entscheidungen und ihre Konsequenzen in den Blick nehmen. Für die in diesem Beitrag analysierten Seminarsitzungen wurde Material von AI unplugged adaptiert und um Reflexionsaufträge für Studierende ergänzt. Es zeigt sich in den Abbildungen 14 und 15, dass ein Anregen von Reflexionen auf allen drei Ebenen (Modell, Entscheidung, Einsatz) gelungen ist, im Detail aber noch ausgebaut und gezielt angesteuert werden kann. Aufbauend auf den hier gewonnenen Erkenntnissen werden das Seminar-konzept und die Reflexionsaufträge für den nächsten Designexperimentzyklus weiter überarbeitet und beispielsweise noch gezielter Reflexionsanlässe geschaffen, die die Vernetzung verschiedener Reflexionsgegenstände und Reflexionsaktivitäten anregen und bewusst bestimmte Reflexionskonzepte evozieren.

Die verschiedenen Antworten der Studierenden können im kommenden Design-Zyklus Ausgangspunkt für eine metakognitive Betrachtung sein. Als Autographen können sie im Reflexionsprozess genutzt werden, um die Richtigkeit und Passung gemeinsam einzuordnen und so auch zum fachlichen Lernen beizutragen.

7. Fazit und Ausblick

Algorithmische Mündigkeit ist ein wichtiger Lerngegenstand, um den zunehmend verbreiteten Einsatz algorithmischer Entscheidungssysteme in der Gesellschaft angemessen einschätzen und ggf. kritisch hinterfragen zu können. Es wurde aufgezeigt, dass für ein Fördern Algorithmischer Mündigkeit das Reflektieren eine zentrale Rolle hat. Somit wurde das Material AI unplugged (Lindner & Seegerer, o. J.) um reflexionsorientierte Aufträge erweitert.

In diesem Beitrag wurde das Ziel verfolgt, Reflexionen genauer zu charakterisieren, um sie empirisch gezielt rekonstruieren zu können, und damit Unterschiede in den Schriftprodukten aufzuzeigen. Dafür wurden die Konstrukte Reflexionsgegenstände, Reflexionsaktivitäten und Reflexionskonzepte entwickelt, diese haben sich empirisch bewährt, um verschriftlichte Reflexionen von Studierenden qualitativ zu beschreiben.

Die empirischen Ergebnisse zeigen, dass die Reflexionen der Studierenden teilweise unterschiedliche Reflexionsaktivitäten und dabei adressierte Reflexionsgegenstände umfassen. Eine Vernetzung der Reflexion in Bezug auf verschiedene relevante Reflexionsgegenstände scheint dabei nicht selbstverständlich zu sein (Tab. 3). Die gestellten Reflexionsanlässe ermöglichen intentionsgemäß verschiedene Reflexionsaktivitäten und dabei die Adressierung verschiedener Reflexionsgegenstände. Allerdings hat sich gezeigt, dass die Antworten unterschiedlich weitreichend für eine Durchdringung des Reflexionsgegenstandes genutzt wurden und auch durchaus sehr unterschiedliche Reflexionskonzepte aufgebaut wurden. Als Konsequenz für den nächsten Designexperimentzyklus ergibt sich, dass mehr Präzision eingefordert werden sollte, welcher Reflexionsgegenstand fokussiert wird und welche Reflexionskonzepte daran aus fachlicher Sicht aktiviert werden sollten.

Außerdem ist aufgefallen, dass die Studierenden durchaus verschiedene Reflexionsgegenstände durch die unterschiedlichen Fragen adressieren. Allerdings wirken manche Aspekte noch unverbunden. Daher sollte eine stärkere Vernetzung der verschiedenen Reflexionsaktivitäten und der verschiedenen Reflexionsgegenstände initiiert werden.

Es wurden bislang die Schriftprodukte analysiert, die die Studierenden am Ende der jeweiligen Arbeitsphase als Ergebnisse ihrer Kleingruppendiskussionen schriftlich festgehalten haben. Damit konnte ein erster Überblick gewonnen werden, welche

Reflexionsaktivitäten ausgeführt werden, welche Reflexionsgegenstände dabei adressiert, und welche Reflexionskonzepte aktiviert werden. In einem nächsten Forschungsschritt werden mit dem nun entwickelten Codiermanual auch die Audioaufnahmen der Kleingruppendiskussionen ausgewertet, um zu untersuchen, inwiefern hier ggf. noch reichhaltigere Reflexionen auftreten, die eventuell nur nicht verschriftlicht wurden. Damit soll ein vertieftes Verständnis möglicher Reflexionsprozesse zur Algorithmischen Mündigkeit gewonnen werden.

Darüber hinaus wird das Design des Seminars wie oben beschrieben weiterentwickelt. Bei der Auswertung des nächsten Designexperimentzyklus werden neben weiteren Einsichten in typische Lernverläufe zur Algorithmischen Mündigkeit insbesondere die situativen Wirkungsweisen der eingesetzten Designprinzipien und auch die Haltungen der Lernenden zum Lerngegenstand genauer analysiert, die wie oben beschrieben wichtig auf dem Weg zur Mündigkeit sind.

Anmerkungen

¹ Diese Idee des Vergleichs von entscheidungsgleichen Bäumen mit einer anderen Abfolge von Kriterien und der möglichen Fehlinterpretation der Abfolge als Gewichtung geht auf Prof. Dr. Katharina Zweig (RPTU Kaiserslautern) zurück.

Danksagung

Wir danken Stella Mehl und den Studierenden des Seminars für ihr Engagement und ihre Offenheit, die Gedanken zu teilen und somit zum besseren Verständnis von Lernprozessen in dem Themenfeld beizutragen. Zudem danken wir den Gutachter:innen für ihre konstruktiven Rückmeldungen, die zur Verbesserung des Artikels beigetragen haben.

Literatur

- Bauer, S. & Lengnink, K. (2024). Bist du auf dem Arbeitsmarkt vermittelbar? *mathematik lehren*, 244, 36–41.
- Beining, L. (2019). *Wie Algorithmen verständlich werden – Ideen für Nachvollziehbarkeit von algorithmischen Entscheidungsprozessen für Betroffene*. Bertelsmann-Stiftung.
- Biehler, R. & Fleischer, Y. (2021). Introducing students to machine learning with decision trees using CODAP and Jupyter Notebooks. *Teaching Statistics*, 43(S1), S133–S142. <https://doi.org/10.1111/test.12279>
- Büscher, C. (2018). *Mathematical Literacy on Statistical Measures*. Springer.
- Büscher, C. & Prediger, S. (2019). Students' reflective concepts when reflecting on statistical measures – A Design Research study. *Journal für Mathematik-Didaktik*, 40(2), 197–225.

- Casal-Otero, L., Catala, A., Fernández-Morante, C., Taboada, M., Cebreiro, B. & Barro, S. (2023). AI literacy in K-12: a systematic literature review. *International Journal of STEM Education*, 10(1). <https://doi.org/10.1186/s40594-023-00418-7>
- Dressel, J. & Farid, H. (2018). The accuracy, fairness, and limits of predicting recidivism. *Science Advances*, 4, 1–5. <https://doi.org/10.1126/sciadv.aao5580>
- Engel, J., Biehler, R., Frischemeier, D., Podworny, S., Schiller, A. & Martignon, L. (2019). Zivilstatistik: Konzept einer neuen Perspektive auf Data Literacy and Statistical Literacy. *ASTA Wirtschafts- und Sozialstatistisches Archiv*, 13, 213–244. <https://doi.org/10.1007/s11943-019-00260-w>
- Fischer, R. (2001). Höhere Allgemeinbildung. In A. Fischer-Buck, K.-H. Schäfer & D. Zöllner (Hrsg.), *Situation – Ursprung der Bildung* (S. 151–161). Universitätsverlag.
- Fischer, S., & Petersen, T. (2018). „Was Deutschland über Algorithmen weiß und denkt: Ergebnisse einer repräsentativen Bevölkerungsumfrage“. Bertelsmann Stiftung. <https://doi.org/10.11586/2018022>
- Gadeib, A. (2019). *Die Zukunft ist menschlich – Manifest für einen intelligenten Umgang mit dem digitalen Wandel in der Gesellschaft*. Gabal.
- Gal, I. (2002). Adults' Statistical Literacy: Meanings, Components, Responsibilities. *International Statistical Review*, 70(1), 1–25.
- Gal, I. (2018). Developing statistical literacy in mathematics education? Navigating between current gaps and new needs and contents. In Fachgruppe Didaktik der Mathematik der Universität Paderborn (Hrsg.), *Beiträge zum Mathematikunterricht 2018* (S. 17–23). WTM.
- Gould, R. (2017). Data Literacy is statistical literacy. *Statistics Education Research Journal*, 16(1), 22–25. <https://doi.org/10.52041/serj.v16i1.209>
- Grzymek, V. & Puntschuh, M. (2019). *Was Europa über Algorithmen weiß und denkt – Ergebnisse einer repräsentativen Bevölkerungsumfrage*. Bertelsmann-Stiftung. https://doi.org/10.1007/978-94-010-0273-8_4
- Jablonska, E., & Lengnink, K. (2022). Gerechte Algorithmen? *mathematik lehren*, 230, 10–14.
- Kant, I. (1784). Beantwortung der Frage: Was ist Aufklärung? *Berlinische Monatsschrift*, 12, 481–494.
- Kolleck, A. & Orwat, C. (2020). *Mögliche Diskriminierung durch algorithmische Entscheidungssysteme und maschinelles Lernen – ein Überblick*. Büro für Technikfolgenabschätzung. Aufgerufen am 10. September 2024 von <https://www.tab-beim-bundestag.de/projekte/diskriminierung-durch-algorithmische-entscheidungssysteme-und-maschinelles-lernen.php>
- Krüger, J. & Lischka, K. (2018). *Was zu tun ist, damit Maschinen den Menschen dienen*. Bertelsmann Stiftung, 440–470. <https://doi.org/10.11586/2018019>
- Kuckartz, U. (2012). *Qualitative Inhaltsanalyse. Methoden, Praxis, Computerunterstützung*. Beltz.
- Lengnink, K. (2005): Mathematik reflektieren und beurteilen: Ein diskursiver Prozess zur mathematischen Mündigkeit. In K. Lengnink & F. Siebel (Hrsg.), *Mathematik präsentieren, reflektieren, beurteilen* (S. 21–36). Verlag Allgemeine Wissenschaft.
- Lengnink, K. & Eckhardt, L. (2020). Diagramme reflektieren – Lehren, Lernen, Forschen in der Lernwerkstatt Mathematik der JLU Gießen. *mathematica didactica*, 43(1), 63–76.

C. Büscher & K. Lengnink

- Lengnink, K. (2020). (Wie) kann der Mathematikunterricht zur Algorithmischen Mündigkeit beitragen? In H.-S. Siller, W. Weigel & J. F. Wörler (Hrsg.), *Beiträge zum Mathematikunterricht 2020* (S. 593–596). WTM-Verlag. <https://doi.org/10.37626/GA9783959871402.0>
- Lindner, A. & Seegerer, S. (o. J.). *Aktivitäten und Unterrichtsmaterial zu Künstlicher Intelligenz ohne Strom*. Verfügbar unter: <https://www.ddi.tf.fau.de/schule/unterrichtsmaterialien/ai-unplugged/>
- Mehl, S. (2022). *Algorithmisch Mündigwerden im Mathematikunterricht - Entwicklung und Erprobung von Lerngelegenheiten*. Wissenschaftliche Hausarbeit, JLU Gießen.
- Michaeli, T., Kitzelmann, E., Seegerer, S. & Romeike, R. (2024). Methodische Einführung: Lernen aus Daten. In Furbach, U., Kitzelmann, E., Michaeli, T. & Schmid, U. (Hrsg.), *Künstliche Intelligenz für Lehrkräfte*. *Ars digitalis* (S. 25–35). Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-658-44248-4>
- ODI (2015). *Building Global Interest in Data Literacy: A Dialogue*. Verfügbar unter: https://oceansofdata.org/sites/oceansofdata.org/files/ODI%20Data%20Literacy%20Report_0.pdf
- Peschek, W., Prediger, S. & Schneider, E. (2008). Reflektieren und Reflexionswissen im Mathematikunterricht. *Praxis der Mathematik in der Schule*, 50(20), 1–6.
- Prediger, S., Gravemeijer, K. & Confrey, J. (2015). Design research with a focus on learning processes: an overview on achievements and challenges. *ZDM – Mathematics Education*, 47(6), 877–891. <https://doi.org/10.1007/s11858-015-0722-3>
- Ridsdale, C., Rothwell, J., Smit, M., Ali-Hassan, H., Bliemel, M., Irvine, D., Kelley, D., Matwin, S. & Wuetherick, B. (2015). *Strategies and Best Practices for Data Literacy Education*. Knowledge Synthesis Report.
- Schüller, K., Koch, H. & Rampelt, F. (2021). *Data Literacy Charta*. Abgerufen am 14.10.2024 von <https://www.stifterverband.org/charta-data-literacy>
- Schreiber, J.-R., & Siege, H. (Hrsg.) (2016). *Orientierungsrahmen für den Lernbereich Globale Entwicklung im Rahmen einer Bildung für nachhaltige Entwicklung*. Abgerufen am 20.09.2023 von https://www.kmk.org/fileadmin/veroeffentlichungen_beschluesse/2015/2015_06_00-Orientierungsrahmen-Globale-Entwicklung.pdf
- Stalder, F. (2016). *Kultur der Digitalität*. Suhrkamp.
- Skovsmose, O. (1994). *Towards a philosophy of critical mathematics education*. Springer.
- Skovsmose, O. (1998). Linking mathematics education and democracy: Citizenship, mathematical archaeology, mathematics and deliberative interaction. *ZDM – Mathematics Education*, 30(6), 195–203.
- Weiland, T. (2017). Problematizing statistical literacy: An intersection of critical and statistical literacies. *Educational Studies in Mathematics*, 96, 33–47. <https://doi.org/10.1007/s10649-017-9764-5>
- Zweig, K. (2019a). Algorithmische Entscheidungen: Transparenz und Kontrolle. *Analysen und Argumente*, 338, 1–16.
- Zweig, K. (2019b). *Ein Algorithmus hat kein Taktgefühl*. Heyne.
- Zweig, K., Krafft, T., Muramalla, S., & Siebert, J. (2018). Algorithmic Literacy. In R. Biehler, L. Budde, D. Frischemeier, B. Heinemann, S. Podworny, C. Schulte & T. Wassong (Hrsg.), *Paderborn Symposium on Data Science Education at School Level 2017: The Collected Extended Abstracts* (S. 33–36). Universitätsbibliothek Paderborn. <http://doi.org/10.17619/UNIPB/1-374>

Anschrift der Verfasser

Carina Büscher
Universität zu Köln
Institut für Mathematikdidaktik
Gronewaldstr. 2
50931 Köln
carina.buescher@uni-koeln.de

Katja Lengnink
Justus-Liebig-Universität Gießen
Institut für Didaktik der Mathematik
Karl-Glöckner-Str. 21c
35394 Gießen
katja.lengnink@math.uni-giessen.de