

Evaluation eines „Unplugged“-Workshops zum Maschinellen Lernen

Vorname1 Nachname1¹, Firstname2 Lastname2²

Abstract: Künstliche Intelligenz, bei der Maschinelles Lernen als Grundtechnik eine wichtige Rolle spielt, wird immer häufiger in den Medien thematisiert und bewertet, ohne auf die konkrete Funktionsweise einzugehen. Dadurch kann gerade bei Schülerinnen und Schülern ein falsches Bild davon entstehen. Im Zentrum dieses Beitrags steht die theoriegeleitete Entwicklung und praktische Erprobung eines Workshops als Basis für mögliche Unterrichtseinheiten, der Schülerinnen und Schülern der Oberstufe das Thema Maschinelles Lernen näherbringt. Dazu sollen diese handlungsorientiert die Arbeitsweise einer Maschine nachstellen, die lernt zwei unterschiedliche Schraubenarten zu klassifizieren. Dabei wird untersucht, ob und wie das Thema in der Schule verständlich gemacht werden kann. Mithilfe von Pre- und Posttests wird evaluiert, welche Auswirkungen der Workshop auf das Bild von Künstlicher Intelligenz und Maschinellern Lernen bei den Teilnehmern hat.

Keywords: Maschinelles Lernen; Linearer Klassifizierer; Unplugged; Oberstufe; K-12 education

1 Einleitung

Als Teil der künstlichen Intelligenz ist das maschinelle Lernen ein aktuelles Gesprächsthema in Medien, Politik und Wirtschaft. Immer wieder entwickeln sich Diskussionen, die künstliche Intelligenz zwischen Gefahr und absolutem Wundermittel einordnen, wenn autonom fahrende Autos, Diagnosesysteme für Krankheitsrisiken oder auch Datenverarbeitungen von großen Konzernen thematisiert werden.

Damit besteht die Gefahr, dass sich schnell eine Einschätzung zu dem Thema entwickelt, die jedoch stark auf den medial präsenten Bereich fokussiert ist und nicht unbedingt auf Wissen über die tatsächliche Funktionsweise und die vielfältigen Einsatzmöglichkeiten beruht. In den untersuchten Lehrplänen bzw. Kerncurricula für den Informatikunterricht in Niedersachsen [Ni14, Ni17], Nordrhein-Westfalen [Mi14] sowie Bayern [St10, St04] finden sich keinerlei Inhalte der künstlichen Intelligenz, lediglich die Thematisierung der Auswirkungen informatischer Systeme auf die Gesellschaft ist vorgesehen. Damit wird der möglicherweise verzerrte mediale Eindruck jedoch tendenziell eher verstärkt, da die Schülerinnen und Schüler über Auswirkungen von Systemen diskutieren sollen, deren technische Funktionsweise und Bedeutung ihnen gar nicht bewusst ist. Auch in der Literatur

¹ Universität, Abteilung, Straße, Postleitzahl Ort, Land emailaddress@author1

² University, Department, Address, Country emailaddress@author2

konnte kein Ansatz gefunden werden, bei dem die Grundlagen des maschinellen Lernens didaktisch aufbereitet wurden.

In diesem Beitrag wird ein Versuch beschrieben, wie Schülerinnen und Schülern das Teilgebiet Maschinelles Lernen näher gebracht werden kann. In diesem Rahmen wird untersucht, ob ein Unplugged-Konzept, das Schülern die Funktionsweise eines linearen Klassifizierers verständlich machen soll, praktisch umsetzbar ist. Kern ist dabei die Entwicklung eines Workshops, bei dem maschinelles Lernen handlungsorientiert ohne den Einsatz echter technischer Systeme nachgestellt wird.

In der Evaluation wird ein erster Eindruck darüber gewonnen, welche Auswirkungen der Workshop auf die Teilnehmenden, insbesondere bezüglich ihrer Einschätzung des Nutzens und der Gefahren von künstlicher Intelligenz sowie maschinellem Lernen, haben kann und ob das Thema Schülerinnen und Schülern angemessen vermittelt werden kann.

2 Handlungsorientiertes Lernen

Lernen kann im Schulkontext auf vielfältige Weise erfolgen. Eine meist positiv bewertete [Me11, S. 402] Art ist das handlungsorientierte Lernen, das jedoch „als eine Art Sammelname für recht unterschiedliche methodische Praktiken verwendet [...] wird“ [Gudj 01]. Im Kontrast zum Frontalunterricht steht aber bei handlungsorientiertem Unterricht nicht die Lehrperson im Vordergrund, sondern das Handeln, das durch eine Lehrperson angeleitet wird. Dabei sollen die Schülerinnen und Schüler während des Lernens selbst aktiv sein und neben reinem Nachdenken auch motorisch arbeiten. Durch die eigene Anstrengung beim Entwickeln der Lerninhalte kann das Lernen nachhaltiger wirken [Me11, S. 410]. Neben der Einbeziehung unterschiedlicher Sinne wird auch die Sozialform der Gruppenarbeit mit handlungsorientiertem Lernen in Verbindung gebracht [Gu01, S. 86f.]. Der Lehrplan für Gymnasien in Bayern betont einen „handlungsorientierten Unterricht“ [St10, S.32] explizit für das Fach Informatik.

Eng mit dem handlungsorientierten Lernen sind auch weitere Konzepte verbunden, die verschiedene Stufen der Repräsentation als zentrale Abstufung für das Lernen durch konkretes Handeln betrachten. Das EIS-Prinzip nach Bruner [HHS15, S. 92f.] ist eine didaktische Klassifikation von Lernarten in drei Stufen, wobei die zum Lernen verwendeten Materialien eine wichtige Rolle spielen. Eine enaktive Repräsentationsform liegt dann vor, wenn eine motorische Erfahrung geboten wird. Eine ikonische Repräsentationsform ist durch eine visuelle Erfahrung gegeben und eine symbolische Repräsentationsform kann aus formal-symbolischen Zeichen bestehen.

CS Unplugged [CS] bietet eine Sammlung solcher Lehrmaterialien für den Informatikunterricht, wobei sich diese thematisch auf die Themen der Mittelstufe konzentriert. Für diese Materialien liegen bereits einige Studien zur Motivation und zum Nutzen für das Computational Thinking vor [RRC16, TV13].

3 Konzept und Workshopentwurf

Unter Berücksichtigung der genannten didaktischen Aspekte wurde ein Konzept für einen Workshop entwickelt, anhand dessen geprüft werden soll, ob das Thema Schülerinnen und Schülern in der Oberstufe angemessen vermittelt werden kann.

3.1 Lineare Klassifizierer

Als zentrales Thema des Workshops wurden lineare Klassifizierer ³ gewählt. Dabei handelt es sich um ein einfaches, aber dennoch repräsentatives Verfahren des maschinellen Lernens. Ein linearer Klassifizierer ist dabei eine Funktion, die als Hyperebene zwei linear separable Mengen voneinander trennt. Das Training eines solchen Klassifizierers erfolgt, indem eine initial gewählte Hyperebene schrittweise immer mehr Trainingsdaten durch Änderung der Parameter angepasst wird, um einen möglichst guten Klassifizierer zu finden. Aufgrund ihrer Äquivalenz zu einem zweischichtigen gerichteten neuronalen Netz sowie zur Naive Bayes Methode [Er09] bieten lineare Klassifizierer auch gute Anknüpfungspunkte zu komplexeren Verfahren des maschinellen Lernens.

Im schulischen Kontext ist die Darstellung eines linearen Klassifizierers in 2-dimensionalen Kontexten als lineare Funktion bzw. Gerade möglich. Einen unmittelbaren Bezug zu anderen Inhalten bietet der Vergleich zur linearen Regression, die Schülerinnen und Schülern bereits als mit dem Taschenrechner/CAS genutztes Verfahren bekannt ist. Während bei der Regression eine Ausgleichsgerade für eine gegebene Datenmenge gefunden werden soll, wird beim Lernen eine initiale Gerade für jeden Datenpunkt so angepasst, dass sich am Ende des Lernprozesses eine möglichst gute Separierung ergibt.

Insgesamt stellen lineare Klassifizierer einen authentischen Einstieg in das maschinelle Lernen dar und scheinen für die Thematisierung im Schulkontext geeignet zu sein, da für das Verständnis von 2-dimensionalen Anwendungsszenarien keine über den Mathematikunterricht der Mittelstufe hinausgehenden Kompetenzen benötigt werden.

3.2 Handlungsorientiertes Unplugged-Konzept

Der Hauptfokus des erstellten Workshops liegt auf dem handlungsorientierten Nachvollziehen des Lernprozesses eines linearen Klassifizierers. Im Kern des Konzepts steht dabei die Idee, dass die Lernenden selbstständig Daten bearbeiten wie ein Computer dies bei maschinellem Lernen durchführen könnte, jedoch keinen Rechner dafür verwenden. Im Rahmen eines handlungsorientierten Unplugged-Szenarios werden alle relevanten Details des Lernverfahrens durch Objekte und Handlungen dargestellt, mit denen das Verfahren

³ Aus Platzgründen wird auf eine genauere Erläuterung des Konzepts der linearen Klassifizierer verzichtet. Für weitere Details wird auf [Er09] verwiesen.

ausgeführt und getestet werden kann. Jeder Schritt des maschinellen Lernens kann in das Unplugged-Konzept übertragen und vom Lernenden nachvollzogen werden, da dieser selbst aktiv Veränderungen der Klassifizierfunktion in Abhängigkeit von den Daten steuert.

Lineare Klassifizierer können in diversen Situationen eingesetzt werden. Den Anforderungen entsprechend sollte für den Workshop ein authentisches, aber dennoch einfach verständliches Beispiel gewählt werden. Nach Abwägen verschiedener Vor- und Nachteile wurden Schrauben aufgrund der sich daraus ergebenden gut handhabbaren Daten als Sachkontext für den Workshop gewählt. Dabei sollen zwei unterschiedlich lange Schraubenarten, deren Breite gleich ist, durch einen linearen Klassifizierer unterschieden werden können.

Die fiktive technische Maschine soll dabei so funktionieren, dass die Schrauben in einer zufälligen Lage einzeln auf eine leicht bewegliche, zentral beleuchtete Fläche fallen und von oben fotografiert werden. Durch die Beweglichkeit soll sichergestellt werden, dass keine Schraube in Kopflage fotografiert wird. Dadurch wird die Situation vermieden bei der kein Unterschied zwischen der kurzen und der langen Schraube festgestellt werden kann. Ziel ist es anhand der Fotos kurze von langen Schrauben unterscheiden zu können. Auf dem Bild der Schraube wird dann das kleinstmögliche Rechteck mit zu den Bildrändern parallelen Seiten bestimmt, in das die Schraube vollständig eingebettet werden kann (Abbildung 1a), die sogenannte Bounding Box. Als Daten dienen die Maße des Rechtecks, wobei die jeweils größere Länge die erste Vektorkomponente und die kleinere die zweite Vektorkomponente festlegt. Durch die Wahl eines solchen zweidimensionalen Beispiels werden eine handlungsorientierte Repräsentation sowie der Verzicht auf rein formale Darstellungen ermöglicht und eine Überforderung der Lernenden vermieden.

Diese auf Datenkarten (Abbildung 1b) dargestellten Maße werden jeweils nacheinander mit Pinnadeln in nach Schraubengrößen getrennter Farbe in ein durch eine Pinnwand repräsentiertes Koordinatensystem eingetragen. Eine dünne Holzleiste, die zuvor nach Überlegungen der Teilnehmenden mit einem Ende an der x-Achse fixiert wurde, stellt den aktuellen Klassifizierer dar. In Abbildung 1c ist das Ergebnis einer Teilnehmergruppe dargestellt. Dadurch entsteht eine Repräsentation, die sowohl enaktiv als auch ikonisch ist. Zum einen können die Lernenden aktiv Datenpunkte einfügen sowie die Trenngerade verschieben. Zum anderen wird am Ende eine ikonische Darstellung des Ergebnisses ähnlich eines Funktionsgraphen erreicht. Eine formal-mathematische Ebene, bei der am Ende die Geradengleichung ermittelt wird, könnte angeschlossen werden, ist jedoch nicht für das Verständnis des Verfahrens und des Trainingsergebnisses notwendig. Jedoch ist eine grundsätzliche Kenntnis von Geraden bzw. linearen Funktionen sinnvoll, um die Möglichkeit der algorithmischen Prüfung der Lage von Datenpunkten einzusehen. Bei der Wahl der Schraubenlängen muss eine Fehlertoleranz gewährleistet sein, da eine absolut exakte Platzierung der Pinnadeln nicht garantiert werden kann. Daher müssen die Datencluster weit auseinander liegen, was durch einen hinreichend großen Längenunterschied erreicht werden kann.

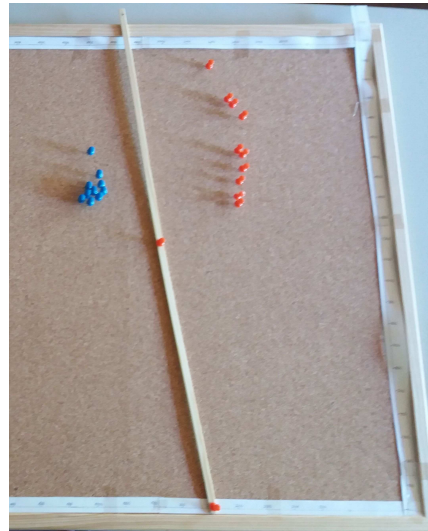


(a) Foto einer Schraube mit Bounding Box



2302x1595

(b) Datenkarte mit Pixelgrößen der Bounding Box



(c) Ergebnis einer Teilnehmergruppe

Abb. 1: Workshopmaterial

Ein Trainingsschritt wird durchgeführt, indem eine zufällige Datenkarte von einem verdeckten Stapel genommen und der entsprechende Datenpunkt mit einer Pinnnadel in das Koordinatensystem eingetragen wird. Im Anschluss erfolgt die Anpassung der Trenngerade entsprechend der Lage des neu eingefügten Punktes durch Drehen der Holzleiste am nicht fixierten Ende um eine festgelegte Strecke, die mit zunehmender Zahl eingefügter Datenpunkte nach einem vorgegebenen Schema verringert wird.

Nach ausreichend vielen Lernschritten kann über die Rechtecksmaße mithilfe der Trenngerade festgestellt werden, um welche Schraubenart es sich handelt. Dies setzt allerdings eine geeignete Wahl der initialen Gerade voraus. Ein zweidimensionaler Eingabevektor und eine Gerade als eindimensionale Hyperebene reichen folglich für diesen Sachkontext aus und überfordern die Lernenden voraussichtlich nicht.

Eine Anpassung der Trenngeraden erfolgt nach jedem Trainingsschritt, da es ansonsten bei bereits zu Beginn gut gewählter Geradenlage nur selten zu Änderungen kommen könnte. Das gewählte Verfahren vereinfacht somit das sonst üblichen Verfahren und macht es handhabbar.

3.3 Workshopentwurf

Der handlungsorientierte Teil des Workshops wird von einer Einführung in das Thema sowie einer anschließenden Diskussion begleitet. Zu Beginn soll zunächst anhand eines Übersichtsbildes (z.B. [Er09, S.5]) verdeutlicht werden, dass das folgende Anwendungsszenario nur ein Beispiel eines Verfahrens des maschinellen Lernens darstellt und das Thema „Künstliche Intelligenz“ ein weitaus größeres Gebiet umfasst.

Im Anschluss an diesen kurzen theoretischen Impuls führen die Teilnehmenden in Gruppen das beschriebene Lernverfahren gemäß einer vorher erläuterten Anleitung durch. Dabei werden 20 zufällige Datenkarten aus dem Datensatz einzeln auf der Pinnwand markiert und die Holzleiste entsprechend in Richtung des eingefügten Punktes bewegt. Danach präsentieren die Teilnehmenden jeweils den anderen Gruppen kurz ihr Ergebnis. Bei der Vorstellung sollen diese auch ihre Gedanken während des Durchführens erläutern und die Fragen beantworten, welche Überlegungen zur Wahl der initialen Gerade geführt haben und ob sie eine Fortsetzung des Verfahrens für sinnvoll halten. Die Intention dabei ist die Erkenntnis der Vorteile eines Rechners, um Präzision gewährleisten und auch kleine Veränderungen sinnvoll durchführen zu können. Diese Eigenschaften kann die handlungsorientierte Darstellung nicht erfüllen, da eine Bewegung der Holzleiste um wenige Millimeter keine bedeutenden Ergebnisse hervorrufen würde. Die unterschiedlichen Ergebnisse der Gruppen können gegebenenfalls durch weitere auf Bildern dokumentierte Ergebnisse ergänzt und zum Anlass genommen werden, um die Auswirkungen verschiedener Parameter wie die Wahl der initialen Gerade sowie die Auswahl und Anzahl der Datenkarten zu diskutieren. Danach kann eine mehr oder weniger ausführliche theoretische Analyse der Situation je nach mathematischem Interesse der Teilnehmenden erfolgen. Den Abschluss des Workshops bildet eine Diskussion über weitere Fälle wie sehr ähnliche oder sehr unterschiedliche Schraubengrößen, nicht linear separable Datencluster sowie Klassifizierung von mehr als zwei Schraubenarten.

4 Evaluation

Gemäß dem im Folgenden beschriebenen Evaluationskonzept wurde der Workshop bereits mit je einer Gruppe von acht Referendaren sowie acht Lehramtsstudierenden jeweils im Fach Informatik sowie mit drei Gruppen von jeweils acht bis zehn Schülerinnen und Schülern durchgeführt und evaluiert.

4.1 Evaluationskonzept

Zur Evaluation wurde ein Pretest-Posttest-Design ohne Kontrollgruppe [DB16, S.102] gewählt, wobei die Teilnehmenden gebeten werden jeweils unmittelbar vor und nach dem Workshop einen Fragebogen mit ihren Einschätzungen auszufüllen. Ein Evaluationskonzept

mit Kontrollgruppe wäre nur schwer umsetzbar, da keine alternativen Lernprogramme ohne erheblichen Aufwand durchführbar sind und die Tests nur mit einem geringen zeitlichen Abstand durchgeführt werden. Als mögliche andere Faktoren für Änderungen müssen neben dem Workshop daher nur Regressionseffekte, die Extremwerte bei wiederholter Messung zur Mitte tendieren lassen, sowie Beeinflussungen durch den Pretest beachtet werden [DB16, S.202]. Die Regressionseffekte können jedoch teilweise vernachlässigt werden, da es sich bei dem Fragebogen nicht um einen Leistungstest handelt. Die Auswertung findet sowohl quantitativ als auch qualitativ statt. Für die quantitative Auswertung der Items, die zu beiden Testzeitpunkten abgefragt wurden, kann der T-Test für abhängige Variablen verwendet werden [DB16, S.738].

Der Pre- und der Postbogen ⁴ enthalten weitestgehend die gleichen Fragen, die als statistische Variablen/Items betrachtet werden. Im Postbogen wurden diese um drei Fragen zur Bewertung des Workshops hinsichtlich des Verständnisses, des Umfangs sowie der Relevanz ergänzt.

Zunächst werden die Teilnehmenden nach ihre persönlichen Definition von künstlicher Intelligenz sowie maschinellem Lernen befragt. Da viele Teilnehmende vor dem Workshop kaum Vorkenntnisse zu dem Thema haben, werden die Erfahrungen und Meinungen zu beiden Begriffen abgefragt, da diese von den Teilnehmenden häufig synonym verwendet werden. Im Anschluss soll der persönliche Eindruck davon jeweils in die fünfstufige, verbalisierte Skala „positiv (5) – eher positiv (4) – neutral (3) – eher negativ (2) – negativ (1)“ eingeordnet werden.

Da insbesondere bei wenig Vorwissen ein neutraler Eindruck nicht unwahrscheinlich ist, wurde hier bewusst eine Skala mit Mittelpunkt gewählt, während im darauf folgenden umfangreicheren Aussagenteil darauf verzichtet wurde. Dabei sind für verschiedene Aussagen zum Nutzen, zur Gefährlichkeit sowie zur Einschätzung der Relevanz für den Schulunterricht die Stufen „stimme zu (1) – stimme eher zu (2) – stimme eher nicht zu (3) – stimme nicht zu (4)“ wählbar. Auch die Einschätzung der eigenen Kenntnisse des Themas wird abgefragt. Ein Freitextfeld für weitere Bemerkungen bildet den Abschluss.

4.2 Diskussion der Ergebnisse

Zunächst lässt sich feststellen, dass der Workshopentwurf erwartungsgemäß durchführbar war und keine praktischen oder organisatorischen Probleme aufgetreten sind. Bei den Durchführungen mit acht Referendaren, acht Lehramtsstudierenden sowie 28 Schülerinnen und Schülern zeigt der Vergleich von Pre- und Posttest überwiegend kleine Änderungen hinsichtlich des Bildes von Künstlicher Intelligenz sowie Maschinellern Lernen. Als signifikante Änderungen konnte eine verringerte Zustimmung zu den Aussagen *Künstliche Intelligenz halte ich für gefährlich*, *Künstliche Intelligenz ist ein Wundermittel*, aber auch

⁴ Abrufbar unter (anonym)

Item	Mittelwert Pretest	Mittelwert Posttest	Tendenz	t-Wert	df	p-Wert
<i>Mein Eindruck von Maschinelle Lernen ist</i>	3,589744*	3,75*	positiver	-1,843	38	0,07314
	3,5416*	3,857143*	positiver	-2,892	23	0,008223
<i>Künstliche Intelligenz halte ich für gefährlich</i>	2,545455	2,674419	geringere Zustimmung	-2,3508	42	0,0235
<i>Künstliche Intelligenz ist ein Wundermittel</i>	3,02381	3,116279	geringere Zustimmung	-2,2207	40	0,0321
<i>Künstliche Intelligenz halte ich für ein interessantes Thema</i>	1,395349	1,604651	geringere Zustimmung	-2,6678	42	0,0108
<i>Ich weiß einiges über Künstliche Intelligenz</i>	3,09	2,83	stärkere Zustimmung	3,1857	41	0,00276
<i>Maschinelles Lernen halte ich für nützlich</i>	1,825	1,642857	stärkere Zustimmung	2,4535	38	0,01884
<i>Ich weiß einiges über Maschinelles Lernen</i>	3,27907	2,804878	stärkere Zustimmung	5,595	40	<0,001

Tab. 1: Signifikante Evaluationsergebnisse, ($n = df + 1$), 1 = stimme zu bis 4 = stimme nicht zu / * 1 = negativ bis 5 = positiv, grau hinterlegt: nur Schülerinnen und Schüler

Item	Mittelwert (RuL)	Mittelwert (SuS)
<i>Der Workshop hat zu meinem Verständnis von Maschinelle Lernen beigetragen</i>	1,75	2,2
<i>Der Workshop gibt einen ausreichenden Einblick in das Themengebiet</i>	2,06	2,423077
<i>Der Workshop sollte fester Bestandteil des Informatikunterrichts werden</i>	1,9375	2,347826

Tab. 2: Mittelwerte der workshopbezogenen Items, RuL = Referendare und Lehramtsstudierende, $n = 16$; SuS = Schülerinnen und Schüler, 1 = stimme zu bis 4 = stimme nicht zu, $n = 28$

Künstliche Intelligenz halte ich für ein interessantes Thema festgestellt werden. Die geringere Zustimmung zur letzten Aussage lässt sich möglicherweise durch eine im Pretest unrealistisch hohe Einschätzung begründen. Dennoch bleibt das Interesse an dem Thema weiterhin auf einem hohen Niveau. Bei den Aussagen zum Maschinellen Lernen weist die Nützlichkeit eine signifikant stärkere Zustimmung im Posttest auf. Auch schätzten die Teilnehmenden ihr Wissen zu Künstlicher Intelligenz und Maschinellem Lernen nach dem Workshop jeweils signifikant höher ein. Der Eindruck von Maschinellem Lernen hat sich zwar nicht bei allen Teilnehmenden signifikant geändert, jedoch ist ein signifikant positiverer Eindruck feststellbar, wenn nur die Gruppe der Schülerinnen und Schüler betrachtet wird. Bei getrennter Auswertung der Gruppen haben sich aufgrund teilweise geringer Antwortzahlen weniger Items signifikant geändert. Insgesamt neigen die Schülerinnen und Schüler auch dazu ihre Kenntnisse als besser einzuschätzen als die Referendare und Lehramtsstudierenden. Die Ergebnisse sind in Tabelle 1 aufgeführt. Da einige Teilnehmende im Pretest aufgrund fehlender Begriffskennntnis keine Angaben zu bestimmten Items gemacht haben, wurden nur Antworten in die Auswertung einbezogen, die sowohl im Pre- als auch im Posttest vorlagen. Dadurch ergeben sich unterschiedliche Werte für die Anzahl der Merkmalsausprägung.

Bei den Einschätzungen zum Workshop, nach denen nur im Posttest gefragt wurde, ergab sich ein leicht zustimmendes Bild zum Verständnis, Workshopumfang sowie der Vorstellung des Workshops als festen Bestandteil des Informatikunterrichts, wobei die Gruppe der Referendare und Lehramtsstudierenden insgesamt stärker zugestimmt hat. Die stärkste Zustimmung bezieht sich dabei bei beiden Gruppen auf das Verständnis, die schwächste auf den Umfang. Dies kann damit zusammenhängen, dass der Workshop nur einen Einblick in die Thematik gibt und somit erst durch weiterführende Betrachtung des Themas als ausreichend bewertet werden kann. Die leichte Zustimmung zum Workshop als festen Bestandteil des Informatikunterrichts kann möglicherweise als grundsätzliche Zustimmung zum Workshop, aber Abschwächung der Verpflichtung in der Aussage verstanden werden.

In der qualitativen Auswertung fiel ein Referendar auf, der vor dem Workshop eine stark verzerrte Sichtweise zu Künstlicher Intelligenz aufwies und diese für sehr gefährlich hielt, nach dem Workshop aber eine wesentlich gemäßigtere Einstellung aufwies. Bei den Schülerinnen und Schülern fiel auf, dass einige, die zuvor noch keinen Informatikunterricht gehabt haben, noch gar keine Vorstellung von den Begriffen hatten und daher Schwierigkeiten damit hatten diese direkt mit Inhalten zu füllen. Insgesamt bezogen sich viele der Freitextantworten konkret auf Workshopinhalte und Items, die Maschinelles Lernen betrafen, wurde im Posttest insgesamt häufiger und konkreter beantwortet.

5 Fazit

Durch die überwiegend positiven Rückmeldungen zum Workshop lässt sich feststellen, dass das Thema Maschinelles Lernen bereits Schülerinnen und Schülern angemessen vermittelt werden kann. Der inhaltlich orientierte Workshops wirkt bereits meinungsbildend und

verändert die Wahrnehmung der Teilnehmenden, sodass eine Reflexion und Auseinandersetzung mit dem Thema stattzufinden scheint. Mit einer Fortführung und Erweiterung zu einer Unterrichtseinheit kann daher einem möglicherweise verzerrten Bild von Künstlicher Intelligenz in der Schule entgegengewirkt werden.

Literaturverzeichnis

- [CS] CS Unplugged - Informatik ohne Computer. <https://csunplugged.org/de/>. zuletzt aufgerufen am 14.02.2019.
- [DB16] Döring, Nicola; Bortz, Jürgen: Forschungsmethoden und Evaluation in den Sozial- und Humanwissenschaften, Jgg. 5. Springer Berlin Heidelberg, 2016.
- [Er09] Ertel, Wolfgang: Grundkurs Künstliche Intelligenz - Eine praxisorientierte Einführung. Vieweg+ Teubner Wiesbaden, 2. Auflage, 2009.
- [Gu01] Gudjons, Herbert: Handlungsorientiert lehren und lernen Schüleraktivierung Selbsttätigkeit Projektarbeit. Verlag Julius Klinkhardt Bad Heilbrunn, 2001.
- [HHS15] Hefendehl-Hebeker, Lisa; Schwank, Inge: Handbuch der Mathematikdidaktik. Springer Spektrum Berlin Heidelberg, Kapitel 4. Arithmetik: Leitidee Zahl, S. 77–115, 2015.
- [Me11] Meyer, Hilbert: Unterrichtsmethoden II: Praxisband. Cornelsen Scriptor Berlin, 14. Auflage, 2011.
- [Mi14] Ministerium für Schule und Weiterbildung des Landes Nordrhein-Westfalen: , Kernlehrplan für die Sekundarstufe II Gymnasium/Gesamtschule in Nordrhein-Westfalen Informatik. https://www.schulentwicklung.nrw.de/lehrplaene/upload/klp_SII/if/KLP_G0St_Informatik.pdf, 2014. zuletzt aufgerufen am 15.02.2019.
- [Ni14] Niedersächsisches Kultusministerium: , Kerncurriculum für die Schulformen des Sekundarbereichs I Schuljahrgänge 5 - 10. http://db2.nibis.de/1db/cuvo/datei/kc_informatik_sek_i.pdf, 2014. zuletzt aufgerufen am 15.02.2019.
- [Ni17] Niedersächsisches Kultusministerium: , Kerncurriculum für das Gymnasium - gymnasiale Oberstufe die Gesamtschule -gymnasiale Oberstufe das Kolleg Informatik. http://db2.nibis.de/1db/cuvo/datei/inf_go_kc_druck_2017.pdf, 2017. zuletzt aufgerufen am 15.02.2019.
- [RRC16] Rodriguez, Brandon; Rader, Cyndi; Camp, Tracy: Using Student Performance to Assess CS Unplugged Activities in a Classroom Environment. In: Proceedings of the 2016 ACM Conference on Innovation and Technology in Computer Science Education. ITiCSE '16, ACM, New York, NY, USA, S. 95–100, 2016.
- [St04] Staatsinstitut für Schulqualität und Bildungsforschung München: , Jahrgangsstufen-Lehrplan 11/12 Informatik. <http://www.isb-gym8-lehrplan.de/content/serv/3.1.neu/g8.de/index.php?StoryID=26193>, 2004. zuletzt aufgerufen am 15.02.2019.
- [St10] Staatsinstitut für Schulqualität und Bildungsforschung München: , Der Lehrplan für das Gymnasium in Bayern im Überblick. <https://www.isb.bayern.de/download/1555/broschuere-der-lehrplan-im-ueberblick.pdf>, 2010. zuletzt aufgerufen am 15.02.2019.
- [TV13] Thies, Renate; Vahrenhold, Jan: On Plugging „Unplugged“ into CS Classes. In: Proceeding of the 44th ACM Technical Symposium on Computer Science Education. SIGCSE '13, ACM, New York, NY, USA, S. 365–370, 2013.