

AI Unplugged in zwei Schularten: Ein Vergleich

DANIEL ROYECK – PEER STECHERT

Die Unterrichtseinheit AI Unplugged von LINDNER & SEEGERER (2019) veranschaulicht unterschiedliche Methoden der Künstlichen Intelligenz (KI; engl. AI). Bei den Aktivitäten wird vollständig auf die Arbeit mit Computern verzichtet. In diesem Artikel stellen wir diese Aktivitäten vor und ergänzen unsere Erfahrungen mit dem Einsatz der Materialien in der Sekundarstufe II an einem Gymnasium und einer Berufsfachschule für Informationstechnik.

1 Ziele der Erprobung und Vorstellung der Unterrichtsreihe

1.1 Ziele der Erprobung

Die Aktivitäten von AI Unplugged sind so konzipiert, dass sie in Sekundarstufe I und II durchgeführt werden können, teilweise sogar in der Primarstufe. Mit unseren beiden Unterrichtsprojekten in der gymnasialen Oberstufe bzw. in der schulischen Berufsausbildung zur informationstechnischen Assistentin / zum informationstechnischen Assistenten möchten wir die Frage beantworten, ob Schüler/innen der Sekundarstufe II das Konzept AI Unplugged und die Arbeitsmaterialien als stufengerecht und angemessen wahrnehmen. Außerdem liegt unser Fokus darauf, ob die Schüler/innen eine Vorstellung von den Konzepten, Möglichkeiten und Grenzen von KI entwickeln. Darüber hinaus machen wir Vorschläge für unterrichtliche Ergänzungen.

1.2 Wie lernen Maschinen?

Die grundlegendste Frage bei diesem Thema ist die nach der Frage, was künstliche Intelligenz ist bzw. wie Maschinen lernen. Hinter den aktuellen Entwicklungen der KI stecken vor allem maschinelle Lernverfahren, also Algorithmen, die sich im Laufe der Zeit verbessern.

Klassische Ansätze der KI nutzen meist eine Wissensbasis, in denen „Wissen“ durch Fakten und Regeln im Computer repräsentiert ist. Hiervon ausgehend wird durch logisches Schließen aus Eingabedaten eine Ausgabe abgeleitet.

Maschinelles Lernen wiederum wird typischerweise auf einer großen Menge an Daten eingesetzt, um daraus selbst Muster und Regeln in einem Modell zu erstellen. Dabei gibt es drei Paradigmen, nach denen Maschinen lernen können (SEEGERER, MICHAELI & ROMEIKE, 2020, 27):

1. Überwachtes Lernen (supervised learning)
2. Unüberwachtes Lernen (unsupervised learning)
3. Bestärkendes Lernen (reinforcement learning)

Die Aktivitäten von AI Unplugged greifen diese Paradigmen für den Unterricht auf. Im Folgenden stellen wir diese Aktivitäten vor, ergänzt um weitere Aktivitäten und Lernmedien, die wir in unserem Unterricht eingesetzt haben.

1.3 Aktivitäten der Reihe AI Unplugged

Die Unterrichtsreihe besteht aus fünf Aktivitäten, die unterschiedliche Methoden der KI aufgreifen:

- A1: Klassifikation mit Entscheidungsbäumen (gute Äffchen – böse Äffchen)
- A2: #deeplearning (Bildererkennung)
- A3: Reinforcement Learning (Krokodil-Schach)
- A4: Back to the roots (Klassische KI)
- A5: Turing-Test

In den Materialien zur Einheit ist in jeder Aktivität eine kleine Einführung mit einem Beispiel aus aktuellen Nachrichten, bekannten Situationen oder zumindest einer fiktiven Situation gegeben. Beispielsweise führte dies in der Berufsfachschule direkt zu Beginn der Reihe zu einer hitzigen Diskussion um die Frage, was eine starke und was eine schwache KI sei. Es bietet sich an, solche Fragen sowohl direkt zu diskutieren als auch in einem Themenspeicher zu sammeln, um sie am Ende der Reihe mit dem erweiterten Kenntnisstand nochmals aufzugreifen. Auf diese erste Einführung folgt die Durchführung der Aktivität durch die Schüler/innen.

Tabelle 1 zeigt die Anordnung der Aktivitäten in der Reihenfolge, in der sie in dem Material AI Unplugged vorgestellt werden. Dem gegenübergestellt sind die Variationen in unseren Erprobungen. Die Schüler/innen des Gymnasiums haben beispielsweise zum Abschluss in kleinen Gruppen ein Video zu einem der behandelten Thema selbstständig erstellt, um ihren Lernzuwachs intensiver zu reflektieren. In der Berufsfachschule Informationstechnik wurde auf den Turing-Test verzichtet und stattdessen ein Exkurs zur Ethik und Diskriminierung durch Algorithmen vorgenommen.

2 Unsere Lerngruppen

2.1 Angaben zur Lerngruppe am Gymnasium

Der Informatikkurs am Gymnasium (Q1) besteht aus 16 Schüler/innen des Physikprofils, die Informatik als profilergänzendes Fach belegen.

Die Vorkenntnisse im Bereich der KI aus dem Unterricht beschränken sich auf Grundlagen der Informatik, die hier ange-

Aktivitäten aus AI-Unplugged	Q1 Gymnasium	Berufsfachschule III, 11. Klasse
A1: Klassifikation mit Entscheidungsbäumen (gute Äffchen – böse Äffchen)	A1: Klassifikation mit Entscheidungsbäumen (gute Äffchen – böse Äffchen)	A1: Klassifikation mit Entscheidungsbäumen (gute Äffchen – böse Äffchen)
A2: #deeplearning (Bildererkennung)	A2: #deeplearning (Bildererkennung)	A3: Reinforcement Learning (Krokodil-Schach) Ergänzung: online-Variante
A3: Reinforcement Learning (Krokodil-Schach)	Ergänzung: Brain-in-a-bag (CS4fun, 2020)	A4: Back to the roots (Klassische KI)
A4: Back to the roots (Klassische KI)	A3: Reinforcement Learning (Krokodil-Schach)	A2: #deeplearning (Bildererkennung)
A5: Turing-Test	A4: Back to the roots (Klassische KI)	Exkurs zur Datenethik: Diskriminierung durch Algorithmen
	A5: Turing-Test	ARD-Mediathek (2019): Dokumentation „Der große Umbruch“
	Ergänzung: Videoerstellung zur Reflexion	

Tab. 1. Reihenfolge der Aktivitäten in den Unterrichtserprobungen

wendet werden könnten. So sind Strukturen von Algorithmen bekannt, insbesondere auch die Verzweigung über ein IF. Die Überführung von Ausschnitten aus der Lebenswelt in den Computer für Simulationen, Spiele usw. wurde mehrfach durchgeführt. Mit KI selbst sind die Schüler/innen im Unterricht noch nicht in Kontakt gekommen, doch sind diverse Inhalte aus dem Alltag bekannt. Beispiele hier sind die Begriffe Deep Learning, Machine Learning und Vorgänge wie Bildererkennung, z.B. aus Captcha-Anfragen.

2.2 Angaben zur Lerngruppe der Berufsfachschule

Die Berufsfachschule Informationstechnik hat als Eingangsvoraussetzung den Mittleren Schulabschluss. Sie ist eine schulische Berufsausbildung und schließt nach zwei Jahren mit dem Abschluss „informationstechnische/r Assistent/in“ ab. Zusätzlich kann die Fachhochschulreife erlangt werden. Die Klasse besteht aus 3 Schülerinnen und 23 Schülern.

Neben den notwendigen allgemeinbildenden Fächern zur Erlangung der Fachhochschulreife erfolgt der Unterricht im Wesentlichen in Lernfeldern. Im ersten Schuljahr sind dies:

- LF1 Informationstechnische Systeme nutzen, analysieren und gestalten
- LF2 Einfache Anwendungsprogramme planen und erstellen
- LF3 Internetanwendungen analysieren und gestalten
- LF4 Vernetzte IT-Systeme einrichten, analysieren und administrieren
- LF5 Eingebettete Systeme auswählen und einsetzen

Der Unterricht zur KI fand probeweise in Lernfeld 2 „Einfache Anwendungsprogramme planen und erstellen“ statt.

3 Vorstellung der Aktivitäten

3.1 A1: Klassifikation mit Entscheidungsbäumen

Die trivialste Form einer KI kann als statischer Algorithmus zur Entscheidungsfindung betrachtet werden. Der Entscheidungs-

baum bietet eine einfache und zugängliche Herangehensweise. Die *Aktivität 1: Klassifikation mit Entscheidungsbäumen* besteht aus wahlweise 20 oder, schwieriger, 40 Bildern von Affengesichtern, die jeweils deutliche Merkmale aufweisen. Anhand dieser Merkmale sollen die Schüler/innen die Affen in die Kategorien „beißt“ und „beißt nicht“ einsortieren (Abb. 1). Die eine Hälfte der Bilder dient als Trainingsdaten, bei denen die Kategorie bekannt ist. Die andere Hälfte, die Testdaten, wird genutzt, um die Qualität der Sortierung zu beurteilen. Diese Methode wird als *supervised learning* bezeichnet. Grundsätzlich kann die Einsortierung in die Kategorien auf beliebige Weise erfolgen, z.B. algorithmisch über einen Regelsatz oder grafisch durch einen Entscheidungsbaum. Für einen Kurs, der Algorithmen, insbesondere verzweigte Algorithmen, bereits kennt, bietet sich der Entscheidungsbaum an. Die grafische Darstellung von Algorithmen ist kein neues Konzept und ein solcher Baum ist schneller zu erstellen als ein Regelwerk. Für die Bewertung der Qualität tauschen die Gruppen untereinander ihre Bäume, damit Aussagen wie „ach nein, wir meinten hier ja eigentlich... das ist schon richtig“ vermieden werden können und das Aufschreiben so eindeutig wie möglich geschieht.

Das Tauschen von Arbeitsergebnissen führt dazu, dass die Schüler/innen tatsächlich deutlich genauer auf treffende Formulierungen achten. Auch sind Diskussionen über Vor- und Nachteile sowie wichtige Punkte bei einer Umsetzung von Aufgaben merklich intensiver, wenn die eigene Arbeit so neutral wie möglich bewertet wird und Verbesserungen diskutiert werden. Die Aktivität hat in sich eine Differenzierung, indem die Optimierung des Baumes und die Auswahl der Kriterien von den Schüler/innen selbst gewählt werden. So unterscheidet sich die Schwierigkeit zum Beispiel stark, wenn von „Accessoires“ als Sammelbegriff gesprochen wird oder die einzelnen Gegenstände (Brille, Schleife, etc.) einzeln aufgenommen werden. Abbildung 2 zeigt ein Tafelbild mit den im Unterricht der Berufsfachschule erstellten Entscheidungsbäumen.

Die Aktivität zu den Entscheidungsbäumen wurde von allen Schüler/innen fast durchweg positiv bewertet, obwohl ein

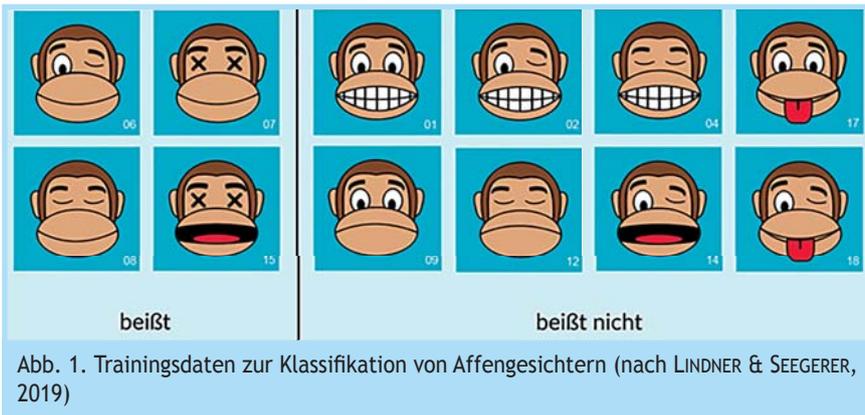


Abb. 1. Trainingsdaten zur Klassifikation von Affengesichtern (nach LINDNER & SEEGERER, 2019)

Drittel des gymnasialen Kurses die Aktivität, deren jüngste Zielgruppe die Primarstufe ist, als zu einfach empfand. Die Aktivität profitiert vermutlich mit davon, dass es sich um die erste „Unplugged“-Aktivität handelt und somit eine neue Methode mit ihr verbunden wird. Einige Schüler/innen waren überrascht von der Einfachheit der KI, die auch „nicht zwingend schlau“ sein muss. Im Wesentlichen wurde hier mitgenommen, dass KI nicht sehr komplex sein muss, um Probleme zu lösen.

Als Ergänzung besteht die Möglichkeit, ein unbekanntes Affengesicht hinzuzunehmen, bei dem die vorher erarbeiteten Klassifikationsmerkmale nicht greifen. In der Berufsfachschule entspannte sich dazu eine Diskussion, wie KI mit unbekanntem Daten umgehen kann.

3.2 A2: #deeplearning

Das Einsortieren in Kategorien zieht sich weiter zur Aktivität 2: #deeplearning, in der Bilddaten kategorisiert werden, um Bildinhalte zu bestimmen. Diese Aktivität behandelt den ersten Teil zu neuronalen Netzen. Die Grundidee hier ist, dass ein Problem

nach dem Prinzip *divide et impera* auf verschiedenen Ebenen gelöst wird.

Die Motivation der Bildererkennung zum Thema *deep learning* kann über viele Berührungspunkte der Schüler/innen passieren. Ein aktuelles Beispiel ist das immer wieder aufkommende Thema der autonom fahrenden Autos, die ihre Umgebung wahrnehmen und identifizieren müssen.

Das Prinzip der Abstraktionsebenen wird in dieser Aktivität einfach umgesetzt, indem (1) aus einem Foto zunächst eine Skizze (Kantendarstellung) erstellt wird, (2) dann aus dieser Skizze einfache geometrische Formen herausgelesen werden, die (3) über eine Tabelle einer Kategorie zuzuordnen sind. Die drei Schritte sind in der Aktivität gleichzeitig Rollen, die jeweils von Schüler/innen übernommen werden, ohne Einblick in die jeweils anderen Verarbeitungsschritte zu haben.

Die Aktivität beginnt zunächst mit einer Sammlung von Bildkarten mit Katzen, Autos und Häusern. Der Prozess der Bildererkennung in diesen drei Rollen braucht unter Umständen ein bis zwei Durchläufe, bis es wie geplant funktioniert und sollte dann sicher durchgeführt werden können. Ist dieser Prozess sicher eingeübt, können die Karten von Hunden und Ampeln ausgegeben werden, die von den Schülern mit der Rolle 3, also Zuordnung zu einem Bildtyp, aufgrund des vorher Gelernten in die falsche Kategorie (Ampel → Auto) einsortiert werden oder gar nicht einsortiert werden können (Hund). Die dadurch entstehende Verwirrung der Schüler/innen problematisiert wiederum, wieso KI Bilder falsch einordnet. Diese Aktivität macht das Verhalten der KI konkret erfahrbar.

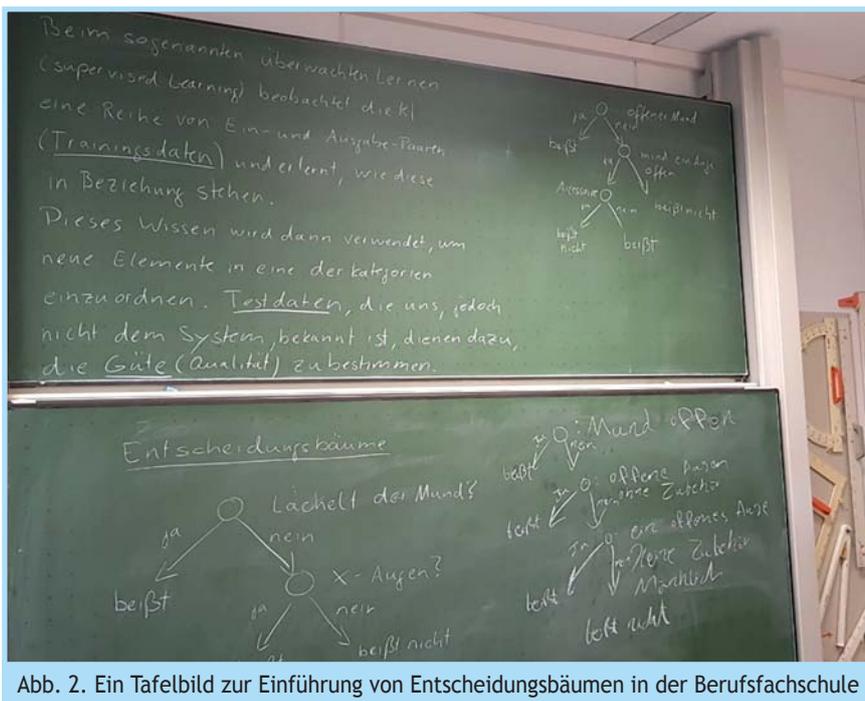


Abb. 2. Ein Tafelbild zur Einführung von Entscheidungsbäumen in der Berufsfachschule

Als Kernaussage der Aktivität haben fast alle Schüler/innen mitgenommen, dass ein Problem über Abstraktionsebenen gelöst wurde. Das Grundprinzip *divide et impera* hat somit den größten Eindruck hinterlassen. Die Funktion der Bildererkennung über Filtern nach Formen und Mustern wurde ebenfalls einmal genannt. Drei Schüler/innen haben die Probleme notiert, dass eine Ebene nicht bemerkt, wenn eine vorherige einen Fehler macht, und dass das System fehleranfällig ist, wenn neue Kategorien unerwartet hinzukommen (hier: Ampel und Hund). Einmal wurde die Aktivität als „langwierig, aber trotzdem informativ“ beschrieben.

Sowohl im Gymnasial-Kurs als auch in der Berufsfachschule haben sich die Schüler ausführlichere Erläuterungen des Vorgehens gewünscht, sodass dieser Schritt vor der Arbeitsphase genau beschrieben

werden sollte, u.a. mit der Abbildung zur Erklärung in der AI-Unplugged-Broschüre (LINDNER & SEEGERER, 2019).

3.3 Ergänzung: Brain-in-a-bag

Die folgende Stunde geht über die Aktivitäten aus AI Unplugged hinaus und beschäftigt sich mit den Neuronen des Neuronales Netzes. Die Motivation kommt hier zum einen aus der Fortführung von dem bekannten Thema: „Wie arbeitet ein Computer mit Abstraktionsebenen?“, zum anderen aus einer digitalen Adaption einer „echten“ Intelligenz, dem Gehirn. Eine kurze Vorstellung der Funktion eines echten Neurons ermöglicht später den Vergleich zur Funktion eines digitalen Neurons. Da hier sehr schnell die Mathematik die Oberhand gewinnt, sollte auch die Funktion der digitalen Neuronen kurz und vor allem anschaulich vorgestellt werden. Eine visuelle Aufbereitung ist ein große Hilfe. Die Erklärung im Videoformat (3Blue1Brown, 2017, Minute 2:43- 4:13) bietet sich hier sehr an. Die aus der Biologie übernommene Idee der Neuronen arbeitet nach dem Prinzip, dass die Neuronen Eingänge haben, die Dendriten, durch die sie elektrische Signale bekommen. Je länger ein Dendrit ist, desto mehr ist das Signal abgeschwächt. Die Länge kann dadurch als Gewichtung der Eingangssignale interpretiert werden: Je kürzer der Dendrit, desto stärker das Signal. Wird ein bestimmter Schwellenwert erreicht, gibt das Neuron selbst ein Signal aus (SCHMIDT, LANG & HECKMANN, 2000).

Für ein Grundverständnis von neuronalen Netzen bietet sich wiederum die *Aktivität Brain-in-a-bag* an, die aus der Sammlung CS4fun (2020) stammt, und die in der AI-Unplugged-Einheit als Ergänzung empfohlen wird. Das neuronale Netz in der Aktivität besteht aus vier Eingabeneuronen, einem Ausgabeneuron und zwei hidden-Neuronen und spielt das Spiel „Snap!“.

Hierbei werden Karten abwechselnd auf zwei Stapel gelegt und der Spieler, der bei zwei gleichen Farben als erstes „Snap!“ ruft, gewinnt die Karten. Wer am Ende die meisten Karten hat, gewinnt das Spiel. In der Brain-in-a-bag-Aktivität wird das Spiel „Snap!“ durch ein neuronales Netz auf diese Weise umgesetzt: Die Eingabeneuronen beobachten die Kartenfarbe an einer Position, in der zweiten Ebene kann bestimmt werden, ob zwei gleiche Farben oben liegen (2. Abstraktionsebene, *hidden layer*). Erhält ein Neuron der zweiten Ebene also zwei Signale, so sendet es selbst eines aus und das Ausgabeneuron ruft „Snap!“ (Siegbedingung). Die Abstraktionsschritte können hier enaktiv mitverfolgt werden: 1. Kartenfarbe an einer Position 2. zwei gleiche Farben 3. Ausruf.

Die Tatsache, dass dieses neuronale Netz tatsächlich ein Spiel spielt, ist an sich sehr beeindruckend und weckte großes Interesse. Ist der Ablauf klar, können die künstlichen Intelligenzen gegeneinander in einen Wettstreit treten. Ein Wettstreit von künstlichen Intelligenzen, die physisch vorliegend von Schüler/innen bedient werden, ist zweifellos eine Aktivität, die im Gedächtnis bleibt.

Die beiden Aktivitäten, A2 #deeplearning und Brain-in-a-bag, sind in einem Oberstufenkurs gut durchführbar. Der fachliche Teil kann gut durch weiteres Material ergänzt und damit an die

Stärke der Lerngruppe angepasst werden. Besonderes Augenmerk ist bei beiden Aktivitäten, #deeplearning und Brain-in-a-bag, darauf zu legen, dass der Arbeitsablauf gut erklärt wird. Im Anschluss an diese Aktivitäten lässt sich auch gut die Teachable Machine von Google in den Unterricht einbinden, ein webbasiertes Tool, mit dem sich Modelle für maschinelles Lernen schnell, einfach und ohne Programmierkenntnisse erstellen lassen (Teachable Machine, 2021).

3.4 A3: Reinforcement Learning

Das einfache Beispiel in *Aktivität 3: Reinforcement Learning* ist ein Mini-Schachspiel mit je drei Bauern (hier: Affen und Krokodile) auf einem 3x3 Feld. Das Spiel ist beendet, wenn ein Spieler die andere Spielfeldseite erreicht. Ebenfalls gewonnen hat ein Spieler, wenn der Gegner nicht mehr ziehen kann.

Dies funktioniert so: In jeder möglichen Spiel-Situation sind farblich alle möglichen Züge markiert. Neben jede Situation wird ein Token gelegt, mit dem die Wahrscheinlichkeit der Züge verändert werden kann. Aus diesen Token wird zufällig eines gezogen, das anschließend dem Zug der KI entspricht. Führt ein Zug der KI unmittelbar zum Sieg, so wird der Zug verstärkt (ein Token der gleichen Farbe hinzugefügt), bei einer Niederlage wird der Zug abgeschwächt, indem das Token der Farbe entfernt wird. Dieses einfache Vorgehen führt nach einigen Durchläufen zu einer unschlagbaren KI, deren Entwicklung von den Schüler/innen genau verfolgt werden kann.

Statt der beiliegenden Papierkreise können Smarties oder Ähnliches verwendet werden, die farblich passen und bei Verringerung der Wahrscheinlichkeit gegessen werden können (Abb. 3). Durch die Smarties wird die Aktivität auch für die Oberstufenschüler/innen attraktiver gestaltet und wirkt durch die Interaktion mit den Token weniger wie ein schlichtes Arbeitsblatt. Die Boxen der Smarties (klein) oder die Rollen (groß) können zum Würfeln verwendet werden, wobei der erste ausgeworfene Smartie dem gezogenen Zug entspricht.

Ein Kernpunkt sollte hier die Verallgemeinerung sein: In diesem kleinen 3x3-Schachfeld wird der letzte Zug verändert. Wie sinnvoll wäre dieses Vorgehen bei einem vollständigen Schachspiel?

Die *Aktivität 3: Reinforcement learning* hat die Schüler/innen das erste Mal mit dem Lernprozess einer KI konfrontiert. Die häufigste mitgenommene Kernaussage der Schüler/innen war, dass „die KI aus Erfahrung lernt“. Die Aktivität wurde sehr positiv eingeschätzt. Das eigene Erfahren und der Spaß wurden wieder lobend hervorgehoben.

In der Berufsfachschule wurde zusätzlich auch die online-Variante durchgeführt (<https://www.stefanseegerer.de/schlag-das-krokodil/>). Sie kam bei den Schüler/innen trotz fehlender Smarties besser an als die unplugged-Aktivität, da sehr schnell ersichtlich wird, dass die KI schon nach wenigen Spielen fast unschlagbar ist. Und es wurde zu einem Spaß in der Gruppe, den einen oder die zwei Tricks herauszufinden, um doch dauerhaft einen Vorsprung vor der KI zu halten.

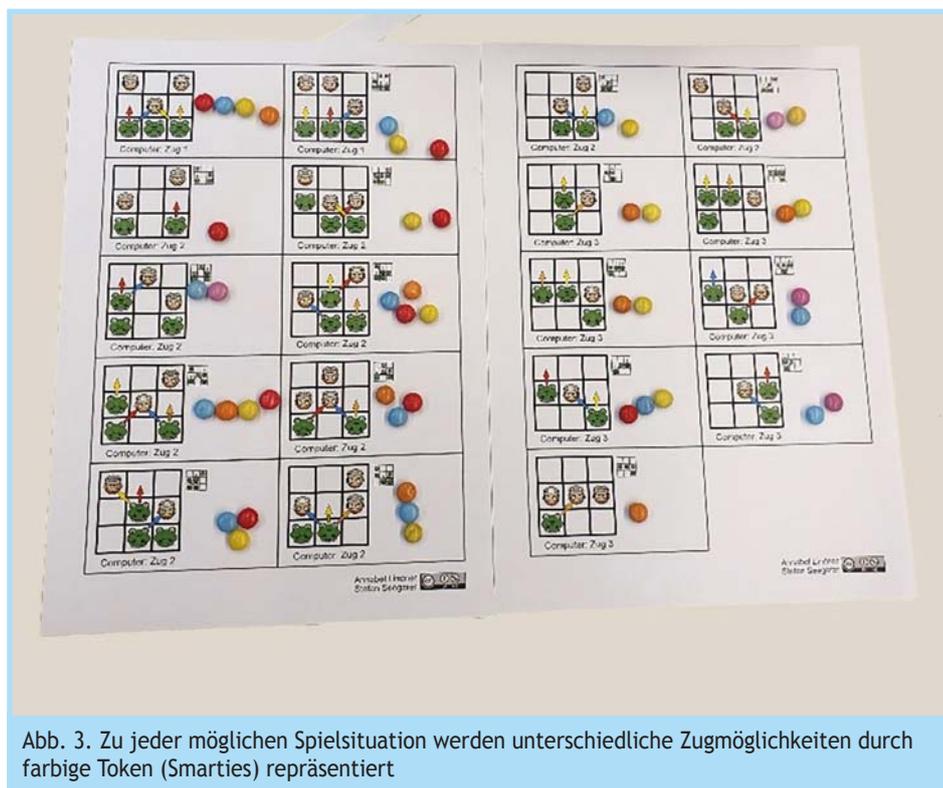


Abb. 3. Zu jeder möglichen Spielsituation werden unterschiedliche Zugmöglichkeiten durch farbige Token (Smarties) repräsentiert

3.5 A4: Expertensystem

Die *Aktivität 4: Back to the Roots* benutzt das gleiche Spiel wie *Aktivität 3* und diese Aktivitäten sollten somit aufeinander folgend genutzt werden. In der *Aktivität* wird eine nicht-lernende KI fest programmiert, ein Expertensystem, das nach dem Wissen der zuständigen Experten ein ideales Verhalten aufweist: Es gewinnt im Prinzip immer.

Das an sich wenig interessante System bietet Möglichkeiten zur Diskussion von Stärken und Schwächen einer KI: Erweiterbarkeit, Entwicklungsdauer, Korrektheit, Möglichkeiten zum Ausnutzen. Die Erweiterbarkeit stellt einen sehr großen Vorteil der lernenden KI dar, da dasselbe System entsprechend erweitert wird und sich dann selbst in einen möglichst idealen Zustand bringt. Im Gegensatz dazu muss das Expertensystem, je nach Art, komplett neu aufgebaut werden. Bei hinreichend großen Aufgaben ist die manuelle Programmierung der KI auch unmöglich, da sie viel zu umfangreich wäre. Der Unterschied bei dem vorliegenden Spiel mit 3x3-Feldern und einem 8x8-Schachspiel kann diskutiert werden. Ebenso ist es nicht zwangsläufig gegeben, dass ein Expertensystem perfekt ist, da es maximal die Qualität der Experten aufweist. Die lernende KI kann sogar Ergebnisse produzieren, die von Experten nicht verstanden werden.

Ein Beispiel ist die Chipentwicklung mit einem Evolutionsalgorithmus, in der nicht nur Logik, sondern auch elektromagnetische Wechselwirkungen zwischen Schaltkreisen genutzt werden und praktisch niemals von Menschenhand entwickelt werden könnte (THOMPSON, 1996).

Die Vergleichsaktivität zum Expertensystem hat bei einigen Schüler/innen den Eindruck hinterlassen, dass eine lernende KI

besser ist als eine fest programmierte. Gründe hierfür waren „Experten müssen nicht perfekt sein“ und es ist „sehr schwer komplexe KIs perfekt zu programmieren“. Auch verschiedene Situationen wurden bewertet: Für kleine/einfache Aufgaben sind Expertensysteme gut, für komplexe Probleme sind lernende KI besser. Insgesamt ist etwa zur Hälfte die, trotz Fehleranfälligkeit, hohe Qualität der Expertensysteme als zentral benannt worden. Bei der Bewertung der Aktivität waren die Schüler/innen gespalten. Der eine Teil fand die Aktivität „gut“. Der andere Teil empfand die Aktivität als eher langweilig. Der bekannte Ausgang des Spiels und das erneute Spielen des Schachspiels enthielt diesen Schüler/innen zu wenig Abwechslung.

Die beiden Aktivitäten dienen dazu, den Vergleich von lernender

KI und manuell implementierter KI zu demonstrieren. Da dieser Vergleich wichtig ist, sollten beide Aktivitäten durchgeführt werden. Die zweite Aktivität hat jedoch eine so große inhaltliche Redundanz, dass sie als eigenständige Aktivität unserer Erfahrung nach eher ungeeignet ist. Es würde sich anbieten, die Aktivitäten in einer Doppelstunde (90 Minuten) durchzuführen, um den abschließenden Vergleich an eine verkürzte Bearbeitung der Expertensystem-Aktivität anzuschließen.

3.6 A5: Turing-Test

Die letzte Aktivität sollte zu Diskussionen anregen, wie sich eine KI von einem Menschen unterscheidet. 1950 hat Alan Turing den Turing-Test formuliert. In dieser Aktivität soll ein Fragesteller mit zwei unsichtbaren Gesprächspartnern sprechen, einem Menschen und einer KI, und anschließend versuchen, die KI zu identifizieren. Der Fragesteller bekommt in der *Aktivität 5: Turing Test* einen festen Satz mit 20 Fragen an den jeweiligen Kommunikationspartner.

Ein/e Schüler/in ist der menschliche Kommunikationspartner und ein/e Schüler/in ist die KI und bekommt einen Zettel mit vorgefertigten Antworten. Diese Schüler/innen beantworten die Fragen in einem anderen Raum; und wieder zwei Schüler/innen bringen die Fragen und holen die Antworten. Alternativ ist auch die Übermittlung der Fragen und Antworten per Messenger möglich, d. h. ohne Sichtkontakt. Eine Ergänzung können Fragen und entsprechende Antworten sein, die andere Schüler/innen im Vorfeld Alexa, Siri, Google Assist, Cleverbot und Co stellen, um „echte“ KI-Antworten zu bekommen, die dann in diesen Turing-Test als KI-Antworten aufgenommen werden.

Zu jeder Frage soll diskutiert werden, warum sie geeignet ist, eine KI zu entlarven. Hier sollen Eigenschaften der KI identifiziert werden, die sie von Menschen unterscheidet. In der Diskussion können die Erkenntnisse der letzten Stunden angewandt werden, die sich auf das Lernen und die Fähigkeiten einer KI beziehen. Mathematische Fragen kann die KI schnell und korrekt beantworten, Meinungen sind schwieriger und müssen simuliert werden, aber es kann künstliche Unwissenheit vorgetäuscht werden usw.

Einige Schüler/innen haben als Kernaussage mitgenommen, wie der Turing-Test funktioniert und welche Aufgabe er hat. Weitere Schüler/innen sahen den Kern in dem Ergebnis, dass es (zumindest in dieser Aktivität) recht einfach ist, eine KI zu erkennen. Auch die umgekehrte Formulierung, dass es sehr schwierig ist, eine KI menschlich wirken zu lassen, wurde verwendet. Andere Schüler/innen haben genauere Aussagen aus den Diskussionen benannt: Kritische Punkte wurden identifiziert bei mathematischen Fragen, die zu genau beantwortet werden (können) oder zu ähnliche Antwortstrukturen bei einfachen Fragen. Auch Verbesserungen, wie eine Variation des Satzbaus und absichtlich falsche Antworten zur Täuschung, wurden genannt. Aus der Antwort der Person, die den Menschen darstellte, war für die Schüler/innen bei mehreren Fragen offensichtlich, dass dies eine persönliche Antwort war.

Die Qualität der Aktivität wurde mehrheitlich mit „sehr gut“ bewertet und auch hier wurden der Spaß, eine positive Diskussion und eine interessante, weil praktische, Herangehensweise gelobt. Die Aktivität bietet sehr gute Gelegenheiten, die Möglichkeiten und Grenzen einer KI zu diskutieren. Da die Diskussion auf jedem beliebigen Niveau geführt werden kann, ist sie auch für die Oberstufe geeignet.

3.7 Ergänzung: Schüler-Videos

Als Abschlussprojekt sollten die Schüler/innen am Gymnasium in kleinen Gruppen ein selbst gewähltes Thema als Video aufbereiten, um ihren Lernprozess zu reflektieren. Insgesamt wurden fünf Videos erstellt, in denen zweimal der *Turing-Test*, zweimal das *Reinforcement learning* und einmal der *Entscheidungsbaum* dargestellt werden.

Beispielhaft sei ein Film zum Turing-Test genannt, der eine Kriminalgeschichte erzählt, in der eine als Lehrer getarnte KI an der Schule gefunden werden soll. Es handelt sich um eine Fortsetzung eines früheren Filmes, den die Schüler/innen gedreht hatten. Nach der Problemstellung haben die ermittelnden Schüler/innen sich an den Informatikunterricht erinnert und den Turing-Test kurz vorgestellt. Anschließend wurden einige Interviews mit Lehrern durchgeführt, in denen einige Fragen gestellt wurden, die die Bereiche „eigene Meinung“, „Mathematik“ und „sind Sie eine KI“ abdeckten. Anschließend wurden die Antworten der „KI“ kurz interpretiert, um deren Sinn zu erläutern. Der Film stellt humoristisch die Ermittlung einer KI mithilfe der im Unterricht gelernten Kriterien dar und stellt diese vor, ohne künstlich zu wirken. Der Film hat eine beeindruckende Qualität und stellt seinen fachlichen Inhalt einprägsam dar.

Bei einem weiteren Film zum Reinforcement learning wird zunächst ein Pferd gezeigt, das durch positive Verstärkung (Zuckerwürfel) lernt, drei Tricks auf Anweisung auszuführen. Anschließend wird das Übertrainieren dargestellt, ein Problem des maschinellen Lernens, indem das Pferd einen Trick (1) und eine Trickabfolge (2) so intensiv geübt hat, dass nicht mehr auf die Signale geachtet wird, sondern nur der eingeübte Ablauf befolgt wird. Andere Verhaltensmuster wurden durch sehr langes Training verdrängt und waren so nicht mehr abrufbar. Auf Nachfrage haben die Schüler/innen bestätigt, dass sie tatsächlich beim Trainieren des Pferdes so vorgegangen sind und „10 Minuten immer die gleiche Reihenfolge geübt“ haben und anschließend abgewichen sind.

Die Schüler/innen haben zurückgemeldet, dass sie das Erstellen der Videos sehr ansprechend fanden. Teilweise wurde sehr viel Arbeit in die Videos investiert (20 bis 30 Stunden).

3.8 Ergänzung: Ethik

Am Ende der Unterrichtsreihe stand in der Berufsfachschule Informationstechnik ein Exkurs zur Ethik von Algorithmen. Grundlage waren der Vortrag von PAK-HANG WONG (2018) auf der Fachtagung „Bildung in der digitalen Welt“ von MNU (Landesverband Hamburg) und der GI-Fachgruppe „Schleswig-Holsteiner und Hamburger Informatiklehrerinnen und -lehrer – SH-HILL“, in Kooperation mit den Landesinstituten in Hamburg und Schleswig-Holstein.

Inhalte waren aktuelle Einsatzgebiete von Big Data und durch welche Einflüsse Algorithmen zu ihren Ergebnissen kommen. Darunter der *pre-existing bias*, *emergent bias* und *insufficient data*. Beim *pre-existing bias* spiegelt der Algorithmus bereits in den Daten vorhandene Strukturen, z. B. dass bei der Bildersuche nach „Vorstandsmitglied“ fast ausschließlich Bilder von Männern angezeigt werden. Beim *emergent bias* treten beim Einsatz des Systems vom Entwickler unvorhergesehene Ereignisse auf, z. B. dass sich Benutzer anders verhalten als erwartet. So konnten so genannte „Internet-Trolle“ einen Chat-bot von Microsoft (Tay Bot) massiv (negativ) beeinflussen, da in die Antworten des Bots vorherige Interaktionen mit Nutzern eingeflossen sind. *Insufficient Data* wiederum meint, dass nicht ausreichend Daten vorliegen bzw. diese nicht aussagekräftig genug sind. Beispielsweise funktionierten einige Gesichtserkennungsprogrammen nicht für alle Hautfarben gleichermaßen gut.

4 Fazit

Die Einheit zur AI Unplugged, also künstliche Intelligenz ohne Strom, bietet einen vollständig PC-unabhängigen Zugang zu künstlicher Intelligenz. Die Durchführung in der Sekundarstufe II hat gezeigt, dass die Materialien auch hier zu großen Teilen Akzeptanz finden.

Die Einheit hat unserer Einschätzung nach das Verständnis von KI sichtbar verbessert: Die Grenzen von KI wurden am Ende der Reihe nach dem Gesichtspunkt „Was kann eine KI nicht kön-

nen?“ bewertet, zusätzlich zu der anfänglich häufigeren Perspektive „Was sollte eine KI nicht können?“. Schwierigkeiten oder Probleme ergaben sich darüber hinaus nur in dem Verständnis der Aktivitäten. Die Lehrperson sollte daher darauf achten, die Aktivitäten, insbesondere zum Thema neuronale Netze, gut zu erklären oder gar zu demonstrieren.

Trotz der insgesamt positiven Rückmeldungen der Schüler/innen zu den Unplugged-Aktivitäten halten wir es in Oberstufenkursen für angebracht, auch – wie in unserer Erprobung – Ergänzungen vorzunehmen. Außerdem halten wir es für sinnvoll, eine Implementierung der Verfahren zu skizzieren oder durchzuführen. Andernfalls kann der Eindruck entstehen, dass zwar die Mechanismen verständlich sind, die Verbindung zu einer Implementierung aber nicht hergestellt werden kann und das Programm weiterhin als Blackbox angesehen wird, an die sich nur ausgebildete Programmierer wagen.

In der *Aktivität 1: Klassifikation mit Entscheidungsbäumen* ist dieser Schritt sehr einfach, da die Implementierung durch eine Anzahl an IF-Anweisungen direkt umsetzbar ist. In der Bilderkennung, *Aktivität 2: #deeplearning*, ist die Implementierung tatsächlich schwieriger, die angesprochenen Videos (3Blue1Brown, 2017) geben hier aber anschauliche Beispiele und die Filterung von Bildern über Grafikprogramme wäre ein Schritt in die entsprechende Richtung. Die *Aktivität Brain-in-a-bag* könnte ebenfalls einfach implementiert werden, indem die Eingabeneuronen beispielsweise als Schalter fungieren, durch die die Neuronen für zwei gleiche Farben ausgelöst werden. Dieses Auslösen würde das Ausgabeneuron aktivieren, das eine Ausgabe tätigt. Die Neuronen könnten als Objekte mit einer Trigger-Methode umgesetzt werden oder jeweils als eigene Methoden, die sich gegenseitig aufrufen. STRECKER (2020) zeigt im MNU Journal eine Umsetzung eines neuronalen Netzes am Beispiel des Kontrastlernens in Java.

Das Schachspiel von SEEGERER und DORN (<https://www.stefan-seegerer.de/schlag-das-krokodil/>) zur *Aktivität 3: Reinforcement learning* arbeitet mit der Verstärkung von Zügen und könnte ggf. sogar von Schüler/innen nachprogrammiert werden. Das Spiel aus der *Aktivität 4: Expertensystem* kann als Case-Liste oder über IF-Anweisungen direkt implementiert werden. Eine weitere Umsetzung des bestärkenden Lernens zeigt DAUSCHER (2019) im MNU-Journal.

Auf diese Weise wird das Anforderungsniveau allgemein etwas erhöht und es bieten sich notwendige Möglichkeiten der Differenzierung nach oben. Insgesamt haben beide Lerngruppen die Einheit sehr engagiert und interessiert durchgeführt und wir werden diese Einheit als Grundlage für unseren weiteren Unterricht zum Thema KI beibehalten.

Literatur

3Blue1Brown (2017). *Aber was *ist* nun ein neuronales Netzwerk? Teil 1, Deep Learning*. <https://www.youtube.com/watch?v=aircAruvnKk> (20.01.2021).

ARD-Mediathek (2019). *Der große Umbruch – Wie Künstliche Intelligenz unser Leben verändert*. WDR. Quarks.

CS4fun(2020). *Activity 2Brain-in-a-bag: creating an artificial brain*. <http://www.cs4fn.org/teachers/activities/braininabag/braininabag.pdf> (20.01.2021).

DAUSCHER, P. (2019). Künstliche Intelligenz selbst programmiert. *MNU-Journal*, 72(6), 472–278.

LINDNER, A. & SEEGERER, S. (2019): *AI Unplugged. Wir ziehen Künstlicher Intelligenz den Stecker. Aktivitäten und Unterrichtsmaterial*. <https://www.aiunplugged.org/german.pdf> (20.01.2021).

SCHMIDT, R., LANG, F. & HECKMANN, M. (2000). *Physiologie des Menschen*. Berlin: Springer.

SEEGERER, S., MICHAELI & ROMEIKE, R. (2020). So lernen Maschinen. *Log In* 193–194, 27–31.

STRECKER, K. (2020). Ein kleines Neuronales Netz selbst programmieren. *MNU-Journal*, 73(2), 92–97.

THOMPSON, A. (1996). An evolved circuit, intrinsic in silicon, entwined with physics, In T. Higuchi, M. Iwata & W. Liu (Hg.), *Evolvable Systems: From Biology to Hardware* (S. 390–405) Berlin, Heidelberg: Springer.

Teachable Machine (2021). *Teachable Machine. Bring einem Computer bei, deine eigenen Bilder, Töne und Posen zu erkennen*. <https://teachablemachine.withgoogle.com> (20.01.2021).

WONG, P. (2018). *Big Data, Algorithms, and Responsibility in Education*. Vortrag auf der Fachtagung „Bildung in der Digitalen Welt“. Hamburg. https://fg-sh-hill.gi.de/fileadmin/FG/SH-HILL/PDF/Algorithms_Responsibility_small.pdf (20.01.2021).

DANIEL ROYECK (daniel.royeck@gymnasium-oedeme.de) ist Lehrer für Informatik und Physik am Gymnasium Oedeme in Lüneburg. Im Informatikunterricht setzt er CS unplugged als einen Schwerpunkt, um Informatik als Wissenschaft vom Arbeitsmittel zu unterscheiden.

Dr. PEER STECHERT (peer.stechert@mnu.de) ist Lehrer am RBZ Technik Kiel. Am Landesseminar Berufliche Bildung in Schleswig-Holstein ist er als Studienleiter für die Ausbildung von Informatik-Lehrkräften im Vorbereitungsdienst zuständig. ■