

[preprint] Kerres, M., Buntins, K., Buchner, J., Drachsler, H., & Zawacki-Richter, O.. (In Press). Lernpfade in adaptiven und künstlich-intelligenten Lernprogramme: Eine kritische Analyse aus Sicht der Mediendidaktik. In C. de Witt, Gloerfeld, C., & Wrede, S. E. (Hrsg.), *Künstliche Intelligenz in der Bildung*. Wiesbaden: Springer VS.

Lernpfade in adaptiven und künstlich-intelligenten Lernprogrammen: Eine kritische Analyse aus mediendidaktischer Sicht

Michael Kerres,¹ Katja Buntins,¹ Josef Buchner,⁴ Hendrik Drachsler,² Olaf Zawacki-Richter³

¹ Learning Lab, Fakultät für Bildungswissenschaften, Universität Duisburg-Essen

² Leibniz-Institut für Bildungsforschung und -information, Frankfurt

³ Institut für Pädagogik, Fakultät Bildungs- und Sozialwissenschaften, Universität Oldenburg

⁴ Pädagogische Hochschule St. Gallen (CH)

Abstract

Der Beitrag kontrastiert interaktive, adaptive sowie künstlich-intelligente Lernprogramme. Adaptive und KI-basierte Anwendungen erweisen sich in der Entwicklung als aufwändiger und haben sich bislang nicht durchsetzen können. Um die Chancen dieser Technologien abzuschätzen, werden ihre Möglichkeiten verglichen. Adaptive Lernprogramme eignen sich vor allem für den Erwerb von Fertigkeiten, KI-basierte Lösungen, wenn sich ein Expertisemodell nicht explizieren lässt. Benannt werden didaktische und pädagogische Herausforderungen, denen sich KI-basierte Lernanwendungen künftig stellen müssen.

Keywords

interaktives Lernen, adaptive Lernprogramme, digitales Lernen, Künstliche Intelligenz

KI-Technologien in der Bildung werden u.a. für die Bildungsberatung, die Prädiktion von Bildungserfolgen bzw. die Prävention von Drop-Out oder automatisierte Benotungs- und Feedbacksysteme erprobt (Ifenthaler, 2020; Zawacki-Richter et al., 2019). Im Folgenden fokussieren wir die Gestaltung von Lernpfaden in Lernprogrammen, eine für die Mediendidaktik und das didaktische Design von Lernangeboten zentrale Fragestellung (vgl. Kerres, 2018). Es soll abgewogen werden, welche zusätzliche Qualität durch KI-basierte Systeme in der Gestaltung von Lernprogrammen möglich werden. Dabei wird deutlich, dass auf dem Hintergrund der Forschungslage manche Erwartungen, die mit „KI in der Bildung“ verbunden werden, kritisch zu prüfen sind.

1. Entwicklungsstadien digitaler Lernprogramme

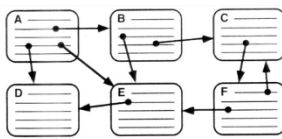
Zunächst zeigen wir auf, worin sich aktuelle künstlich-intelligente Systeme von früheren, „traditionellen“ Lernanwendungen grundsätzlich unterscheiden. Der Begriff *künstlich-intelligente Systeme* verweist auf eine qualitative Veränderung der Arbeitsweise von Technik, die entlang der folgenden drei Arbeitsweisen und Entwicklungsstadien von Technik beschrieben werden können (s.a. Schelhowe, 1997):

1. Die Technik verfügt über eine fest verdrahtete Funktion mit Auswahlmöglichkeiten: Der Kaffeeautomat ermöglicht die Auswahl unterschiedlicher Getränke; die Person kann über ein Benutzer-Interface, mit ggfs. mehreren Ebenen, ihre Auswahl treffen. („Interaktivität“)

- Die Technik passt sich im Regelkreis über Sensoren und Aktoren an die Umgebung an: Die Heizung misst die Temperatur und reguliert die Wärmezufuhr anhand dieser Werte. („Adaptivität“)
- Die Technik beobachtet die Umwelt, erkennt Muster und gibt Empfehlungen bzw. steuert das Verhalten der Person: Das Navigationssystem beobachtet den Straßenverkehr, erstellt modellbasierte Prognosen und passt seine Routenempfehlung an. („künstlich-intelligente Systeme“)

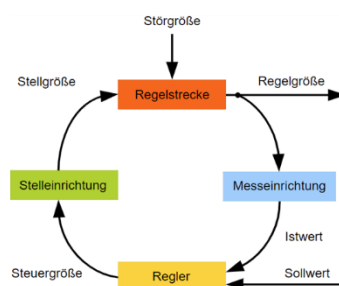
1 Interaktives System

- Person wählt verknüpfte Informationen aus
- Person erzeugt individuellen Lernpfad



2 Adaptives System

- basiert auf einem theoretisch begründeten Kompetenzmodell
- passt Lernangebot durch laufende Diagnose dem Lernstand an



3 Künstlich-intelligentes System

- beobachtet Verhalten (von Vielen), identifiziert Muster und reguliert Verhalten

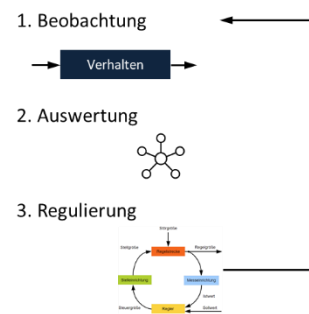


Abbildung 1: Technische Anlage digitaler Lernprogramme (aus Kerres, 2021)

Digitale Lernanwendungen basieren im *ersten* Ansatz auf analogen Medien, wie Bücher oder andere aufgezeichnete Lernangebote, die über Mediengeräte wiedergegeben werden können und ausgesendete Bildungsprogramme, die über Radio und Fernsehen empfangen werden. Mit dem Computer sind auf dieser Basis in den 1990er Jahren *interaktive* Medien entstanden, die die lineare Struktur dieser Medien aufbrechen und eine Verzweigung in der Wiedergabe ermöglichen („Hypertext“): Lernende können verknüpfte Informationseinheiten *interaktiv* abrufen und erzeugen ihren individuellen Lernpfad (Kuhlen, 1991).

Der *zweite* Ansatz bezieht sich auf digitale Systeme, die Informationen *adaptiv* darbieten: Sie erfassen den Wissensstand der Lernenden, um den Fortgang der Inhaltsdarbietung daran anzupassen. Die Idee adaptiver Lernprogramme – zunächst durch behavioristische Lerntheorien inspiriert – existiert bereits seit Mitte des 20. Jahrhunderts (Frank, 1964); seit den 1980er Jahren sind sogenannte „intelligente tutorielle Systeme“ entwickelt worden, die zumeist auf regelbasierten Systemen beruhen, die den Lernprozess auf der Basis eines Modells idealer Performanz steuern (Anderson et al., 1985). Lernen wird als ein *Regelkreis* verstanden, in dem die Darbietung des Lehrstoffs eng an den Lernprozess und die Performanz der Lernenden gekoppelt wird.

Dem *dritten* Ansatz sind aktuelle Entwicklungen zuzuordnen, die – zumeist mit dem Label „learning analytics“ verbunden – maschinelles Lernen, neuronale Netze und ähnliche Softwaretechnologien einsetzen, um Lernprozesse zu optimieren. Sie werten das Verhalten von Lernenden bei der Bearbeitung einer Aufgabe aus, um Muster von erfolgreichen Lernenden zu identifizieren (Ferguson et al., 2016). Das Muster einer „idealen Performanz“ wird nicht aus einem theoretisch bzw. empirisch begründeten Kompetenzmodell abgeleitet, sondern aus dem Verhalten vieler Lernenden (im Internet), deren Lernergebnis als mehr oder weniger erfolgreich klassifiziert werden kann. Ein KI-basiertes

Lernprogramm kann dann das Verhalten der Lernenden mit Mustern von erfolgreichen Personen vergleichen. Das System kann entweder den Fortgang der Inhaltsdarbietung steuern, indem bestimmte Informationen oder Aufgaben ausgewählt und dargeboten werden, oder ihre Bearbeitung empfehlen („Ratgebersysteme“). Das Ziel solcher Empfehlungssysteme ist es, das Lernengagement zu erhöhen und die Reflexion anzuregen. KERRES & BUNTINS (2020) analysierten in einem Review die didaktische Anlage vorliegender Systeme (s.a. Drachslar et al., 2015). Die Lernenden können in solchen Systemen etwa folgende Arten von Hinweisen erhalten:

Tabelle 1: Typische Hinweise von Rategebersystemen in Lernprogrammen

| Ziel | Beispiel |
|----------------|---|
| Monitoring | „Du hast diese Woche bereits 25% der Inhalte bearbeitet.“ |
| Analysis | „Du hast in dieser Woche bereits einen großen Teil der Inhalte gelesen. Es erscheint sinnvoll, wenn Du dich der Lernaufgabe dieses Kapitels zuwendest.“ |
| Recommendation | „Hier ein Hinweis auf ähnliche Inhalte, die andere Teilnehmende häufig bearbeitet haben ...“ |
| Prediction | „77% der Lernenden in früheren Kursen mit ähnlichen Lernstand sind erfolgreich im Abschlusstest.“ |
| Counseling | „Du bist mit mehreren Lernaufgaben im Rückstand. Du kannst gerne einen Termin mit der Lernberatung vereinbaren!“ |
| Reflection | „Du bearbeitest deine Lernaufgaben regelmäßig an dem Tag vor der Abgabe. Überlege, ob du dein Lernverhalten vielleicht optimieren magst?“ |

Damit wird auch erkennbar, auf welche Einsatzszenarien und Lehrinhalte diese Ansätze ausgelegt sind: Es sind verschiedene Verhaltensparameter während des Lernprozesses zu erfassen und mit einem Modell „idealer Performanz“ zu vergleichen, auf dessen Grundlage eine Rückmeldung im Lernprozess gegeben wird. Bei adaptiven Systemen ist ein theoretisch begründetes und empirisch validiertes Kompetenzmodell erforderlich, das die ideale Performanz beschreibt. Bei KI-basierten Systemen wird dieses Modell durch Beobachtung von Personen mit hoher Expertise in der Bearbeitung einer Aufgabe gebildet.

2. Stand der Forschung zu adaptiven Lernsystemen

Die in der Bildungspraxis etablierten Lernangebote basieren überwiegend auf dem ersten Ansatz der *interaktiven Lernprogramme*, nicht zuletzt, weil eine Reihe von Hürden für die Umsetzung adaptiver Anwendungen besteht: Es mangelt in vielen Lehrinhalten an einem Kompetenzmodell und einer praktikablen und validen Diagnostik für die laufende Erfassung von Kompetenzen. Vor allem: Der Aufwand für ihre Entwicklung ist hoch und auf Kompetenzen beschränkt, die sich in ihrer idealen Performanz beschreiben sowie im Lernprozess erfassen lassen. Hinzu kommt, dass der Vorteil adaptiver Systeme gegenüber technisch weniger komplexen, interaktiven Anwendungen bislang nicht klar belegt ist, wie im Folgenden aufgezeigt werden soll.

Der Einsatz von computergestützten Lernprogrammen hat seit den 1970er Jahren eine Vielzahl von kontrollierten Einzelstudien in der Felderprobung hervorgebracht, die in zahlreichen Metaanalysen ausgewertet worden sind (J.A. Kulik, 1994; Tamim et al., 2011). Sie belegen - über die Jahrzehnte

relativ konstant - einen geringen bis moderaten Effekt computergestützten Lernens im Vergleich zu traditionellen Verfahren, mit Unterschieden je nach Schulstufe, Lerngegenstand und didaktischem Setting.

GUO et al. (2021) zeigen, dass die Forschung zu den „intelligenten tutoriellen Systemen“ oder adaptiven Lernanwendungen bereits 1990 einen ersten Peak erfahren hat und 2013 ihren bisherigen Höhepunkt erreicht. Während Publikationen in der ersten Phase vor allem in Zeitschriften der „Computer Science“ erfolgen, steigt der Anteil der Publikationen in eher sozialwissenschaftlichen Journalen. Das Review von ZAWACKI et al. (2019) belegt jedoch die geringe Beteiligung von Forschenden mit einem dezidiert erziehungswissenschaftlichen Hintergrund. Zwei weitere, neuere Übersichtsartikel verwenden bibliometrische Ansätze, um Themen im zeitlichen Verlauf zu identifizieren. Während DU et al. (2020) Themencluster kartieren, betrachten SOND & WANG (2020) die Forschungsthemen mithilfe des Topic Modelings sowie der Vernetzung von Autor:innen mithilfe einer Zitationsanalyse. Die Analyse der Beiträge aus den Jahren 2000 bis 2019 ergibt, dass die Entwicklung der algorithmischen Grundlagen und der technischen Erprobungen von KI-basierten Softwaretechniken weiterhin im Mittelpunkt der Forschung stehen; Erprobungen im pädagogischen Feld bleiben dagegen selten. Auch zu anderen Themenschwerpunkten von „KI in der Bildung“ liegen Reviews vor, insbesondere zur Prädiktion von Studienerfolg und -abbruch, etwa von ABU SAA et al. (2019) und AGRUSTI et al. (2019), die den Eindruck einer geringen Erprobung in der Bildungspraxis bestärken (s.a. Korkmaz & Correia, 2019).

Für manche Autoren und Autorinnen scheint der Erfolg der adaptiven Systeme dagegen bereits gegeben: „In recent decades, intelligent tutoring systems have transformed teaching and learning and associated research.“ (Guo et al., 2021). Doch die Implementation entsprechender Lösungen in der Bildungspraxis bleibt selten. Die mit Abstand am häufigsten untersuchte adaptive Lernanwendung ist der „Cognitive Tutor“, ein Lernprogramm für das Mathematiklernen in der unteren Sekundarstufe. KULIK & FLECHTER (2016) zeigen auf, dass die in der Forschung berichteten Effekte zu dieser Anwendung über die Jahre abnehmen und vor allem bei Einsatz standardisierter Tests deutlich geringer ausfallen.

In ihrer Auswertung von Metaanalysen stellen KULIK & FLECHTER (2016) fest: „The lack of consensus about ITSs effectiveness is striking.“. Dabei ist insbesondere die Frage der Bezugsgröße von Bedeutung, wie ihre Metaanalyse mit 50 Studien belegt: Werden adaptive Lernanwendungen mit lehrergesteuertem Unterricht im Klassenverbund verglichen ($ES=0.66$) oder – was hier besonders interessant wäre – mit „traditionellen“ interaktiven Lernanwendungen und mediengestützten Settings des selbstgesteuerten Lernens ($ES=0.28$), die mit deutlich niedrigeren Effektstärken einhergehen? Ähnliche Ergebnisse fanden bereits STEENBERGEN-HU & COOPER (2014), die eine Metaanalyse über 39 Studien zur Wirksamkeit von adaptiven Systemen im Vergleich zu traditionellem Unterricht durchführten. Auch hier zeigte sich, dass die intelligenten Systeme einen geringen Effekt auf den Lernerfolg aufweisen. Das frühere Review von VAN LEHN (2011) – nach GUO et al. (2021) die am häufigsten zitierte Publikation zu adaptiven Lernsystemen – zeigte auf, dass der Einsatz eines adaptiven Lernprogramms die gleichen Ergebnisse erzielen kann wie personaler Unterricht, allerdings differenziert er nach der Anlage der Systeme: Besonders vorteilhaft erweist sich ein schrittweises Vorgehen des tutoriellen Systems, das den Lernenden entlang des richtigen Pfades führt, vor allem, wenn es dabei auch Verzweigungen vorsieht. Die erfolgreichen Systeme praktizieren eine generative Lernstrategie, bei der Lernaufgaben zu bearbeiten sind und – im Sinne des scaffolding – eine kleinschrittige, aber adaptive Führung geleistet wird, die unmittelbares Feedback erlaubt. Diese Effekte beziehen sich vor allem auf STEM-Lehrinhalten (Naturwissenschaften, Technik, Mathematik) und den Erwerb von Fertigkeiten (vgl. Fontaine et al., 2019).

In einer neueren Untersuchung erprobten ITERBEKE et al (2021) ein Lernprogramm zur ökonomischen Bildung in der Sekundarstufe in einer adaptiven und nicht-adaptiven Variante. Dabei zeigte sich kein Vorteil der Adaptivität des Lernprogramms: „Despite the promise of adaptive practices to address the individual needs of students, we observed no additional learning gains associated with adaptive instruction and elaborated feedback.“ Problematischer noch: Mädchen zeigten in der adaptiven Bedingung niedrigere Lernleistungen und im Ganzen senkte die adaptive Variante die Lernmotivation.

In einer der wenigen Arbeiten zu den Erfahrungen mit der Entwicklung von adaptiven Systemen berichtet PHELPS (2019) über die grundlegenden Schwierigkeiten in der Implementation im Vergleich zu „traditionellen“ nicht-adaptiven Lernprogrammen (s.a. Kaliisa et al., 2021). Aus technischer Sicht beschreiben WEN & LIN (2008) Probleme der Integration von adaptiven Ansätzen in bestehenden Lernplattformen, die bis heute weitgehend ungelöst erscheinen.

3. Hürden adaptiver Lernprogramme

Warum bleibt die Entwicklung adaptiver Lernprogramme (mit oder ohne KI) auch nach ca. 40 Jahren Forschung zu dem Thema so schwierig? Lernprogramme operieren in einem Regelkreis, wenn Lernprogramm und Lernprozess eng verknüpft sind. *Adaptive* Anwendungen versuchen dabei, das Lernangebot an den aktuellen Lernstand einer Person anzupassen. Dazu muss ein adaptives Lernprogramm ...

- den aktuellen Lernstand anhand von Tests oder anderen Parametern des Lernprozesses erfassen (Sensoren) und das Verhalten mit einem Modell der idealen Performanz vergleichen sowie
- über Varianten eines Lernangebotes mit unterschiedlichen Schwierigkeitsgraden verfügen, das - angepasst an den identifizierten Lernstand - Lerninhalte auf bestimmten Kompetenzniveaus präsentiert (Aktoren).

In der Umsetzung dieses Ansatzes adaptiver Lernprogramme zeigen sich – auf der Grundlage der Sichtung der vorliegenden Forschungsergebnisse – mehrere Hürden:

Im ersten Schritt wird ein Kompetenzmodell benötigt, das verschiedene Stufen der Kompetenz mit Angabe der jeweiligen Indikatoren der beobachtbaren Performanz sowie ihre Progression begründet, also z. B.: Auf welchen Stufen entwickelt sich das Sprachenlernen, woran lässt sich dies beobachten und was sind didaktisch sinnvolle Folgen von Lernschritten?

Die Entwicklung des Kompetenzmodells, das die verschiedenen Niveaus des Kompetenzerwerbs mit den jeweiligen Performanzindikatoren ausweist, erfolgt üblicherweise in Zusammenarbeit mit Personen mit hoher fachlicher Expertise und auf der Grundlage von theoretischen Modellen und ihrer empirischen Validierung. In vielen Fällen liegen diese Modelle nicht vor oder es ist praktisch nicht möglich, diese zu erarbeiten. Hier können KI-basierte Methoden zum Einsatz kommen, um ein Expertisemodell automatisiert zu generieren: Das System beobachtet Personen mit hoher Expertise bei der Ausführung der Tätigkeit anhand verschiedener Verhaltensparameter und vergleicht diese ggfs. mit Novizen und Novizinnen beim Umgang mit der Anwendung. Hieraus kann das System Muster berechnen, die das Handeln der Experten und Expertinnen charakterisiert.

Erforderlich ist darüber hinaus eine akkurate Diagnostik der Kompetenzen des Lernenden auf den verschiedenen Niveaus *im Lernprozess*. Benötigt werden knappe Verfahren, in denen sich die Abstufungen von Kompetenzen kontinuierlich *ad hoc* im Lernprozess erfassen lassen, die in der benötigten inhaltlichen Breite und Tiefe sowie Reliabilität und Validität überwiegend nicht vorliegen.

Das regelmäßige Einstreuen von Prüfungsaufgaben in einem Lernangebot wird von den Lernenden nicht unbedingt positiv erlebt. Sie empfinden dies häufig (zurecht) als störend in ihrer Auseinandersetzung mit dem Lerngegenstand. Deswegen werden alternative multimodale Variablen erforscht, die ohne Modifikation des Aufmerksamkeitsfokus und Belastung des Arbeitsgedächtnisses (nicht-intrusiv) erhoben werden können (z.B. Leistungsdaten im Umgang mit einer Lernaufgaben, Verhaltensdaten in der Nutzung des Systems, Blickbewegungen, physiologische Daten etc.).

Ein Computerprogramm kann Fragen stellen und auf Antworten reagieren. Im einfachsten Fall handelt es sich um eine Auswahlfrage, in der die Person eine Alternative auswählt. Es wird damit geprüft, ob die Person einen Lerninhalt verstanden hat oder anwenden kann, und das System entscheidet dann, mit welchen Lerninhalten fortgefahren wird. Solche regelmäßig eingestreuten Testitems können allerdings den Fluss des Lernprozesses erheblich stören. Für konzeptuelles Wissen erscheint zumeist keine Alternative zu diesem Vorgehen der laufenden Kompetenzdiagnose erkennbar. Beim Erwerb von Fertigkeiten können dagegen nicht-intrusive und multimodale Instrumente zum Einsatz kommen, um den Lernstatus zu erkennen.

Es bleibt festzuhalten: Viele, aktuelle Forschungsvorhaben widmen sich adaptiven Lernanwendungen zu, um Lernangebote an Lernstände anzupassen. Sie sind dabei in der Regel bislang noch nicht leistungsfähig genug, um im Feld routinemäßig für Bildungsanliegen genutzt zu werden (Kerres & Buntins, 2020; Zawacki-Richter, Marín, Bond, & Gouverneur, 2019). Es erscheint wichtig herauszuarbeiten, wann diese Systeme einen Nutzen erbringen können, um abzuschätzen, unter welchen Bedingungen sich der zusätzliche Aufwand für ihre Entwicklung lohnt (s.a. Dahlmann, 2021). Dazu analysieren wir im Folgenden drei Beispiele genauer.

4. Beispielanwendungen für adaptive Lernprogramme

Im Folgenden werden Unterschiede zwischen adaptiven Lernanwendungen mit und ohne KI-Technologien – aus dem Umfeld eigener Entwicklungen – aufgezeigt. Dabei soll deutlich werden, dass der Nutzen KI-basierter Lösungen bei adaptiven Lernanwendungen möglicherweise weniger in der Optimierung des Lernpfades liegt, sondern in der Möglichkeit, das Expertisemodell automatisiert zu gewinnen.

1. Im ersten Beispiel geht es um ein adaptives Lernprogramm, das das Präsentieren von Vorträgen vermittelt. Der *Präsentationstrainer* ist ein Forschungsprototyp, der Lernenden Echtzeit-Feedback zu Aspekten der nonverbalen Kommunikation in Vorträgen (Schneider et al., 2019). Auf Grundlage von Interviews mit Experten und Expertinnen wurden 131 nonverbale Kommunikationspraktiken identifiziert, die sich auf die Qualität einer Präsentation auswirken können. Sie sind die Grundlage für das Modell fachlicher Expertise des Präsentationstrainers. Die Lernenden erhalten die Aufgabe, einen Vortrag zu halten; mit der Kamera werden Bewegungsabläufe beim Referieren registriert und ausgewertet. Sie werden verglichen mit den identifizierten Parametern eines idealen Vortrags, und die Person erhält kontinuierlich über einen Bildschirm Rückmeldung mit Hinweisen, die anzeigen, wie die Körperhaltung verbessert werden kann.

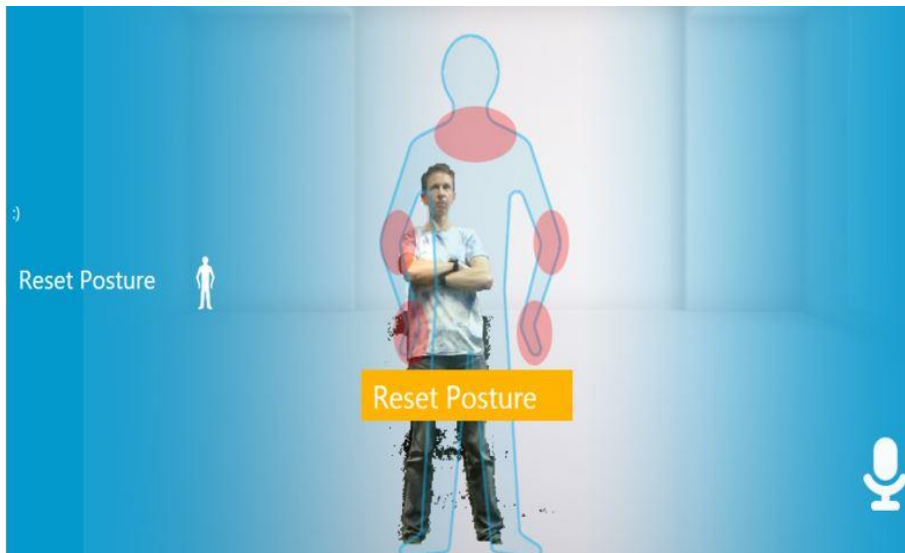


Abbildung 2: Adaptives Lernsystem, Präsentationstrainer

Der Präsentationstrainer ist ein Beispiel für ein in Abb. 1 beschriebenes Regelkreissystem, das Echtzeit-Feedback auf der Basis der laufend erhobenen Performanz des Lernenden und der Abweichung von einem zuvor definierten Modell fachlicher Expertise gibt, um das Lernen zu unterstützen.

2. In einem anderen Vorhaben wurde ein Trainingssystem für die berufliche Ausbildung entwickelt (Zender et al., 2020). Um die Techniken des Lackierens von Automobilen zu erlernen, wurde eine VR-basierte Lernumgebung mit einer eigens entwickelten Spritzpistole realisiert. Die hier zu vermittelnde Kompetenz bezieht sich nicht nur auf die Aneignung eines bestimmten psychomotorischen Bewegungsablaufes. Die berufliche Handlungskompetenz umfasst Wissen, Fertigkeiten und Einstellungen. Ihre Entwicklung erfordert damit ein deutlich komplexeres didaktisches Arrangement als ein System, das nur auf den Erwerb eines bestimmten Bewegungsablaufes ausgerichtet ist. Deswegen wurde auf der Grundlage des 4C/ID-Modells von VAN MERRIENBOER & KIRSCHNER (2017) ein Vorgehen entwickelt, das auf einer modellbasierten Progression von Lernaufgaben basiert, die den Erwerb von Teilfertigkeiten im Rahmen zunehmend komplexer werdenden Anforderungen integriert und dabei auch das für den Kompetenzerwerb erforderliche deklarative Wissen und Elemente der Einstellungsbildung vermittelt (etwa „verantwortlicher Umgang mit – umweltgefährdenden / teuren – Materialien“). Wie beim Präsentationstrainer handelt es sich hier um ein adaptives Lernprogramm: Eine *Heatmap* zeigt in Farben (rot, grün, blau) die Schichtdicke auf dem Werkstück nach dem Lackauftrag an. Die Rückmeldung ist unmittelbar in die Bearbeitung der Übungsaufgabe integriert und unterstützt auf diese Weise den Lernprozess *in der Handlung*.

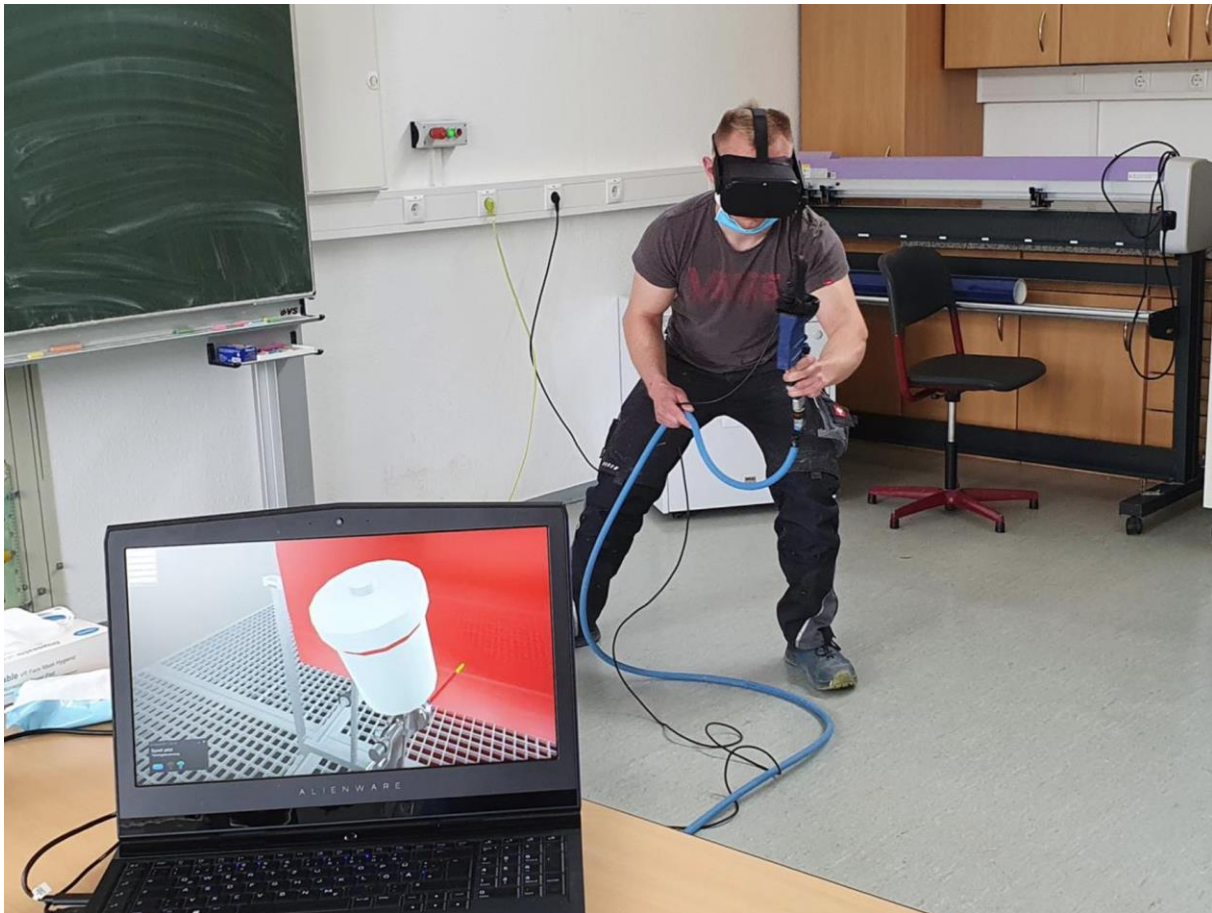


Abbildung 3: Adaptives Trainingssystem, VR-Lackierwerkstatt

In der VR-Lackierwerkstatt ist das Modell fachlicher Expertise, wie beim Präsentationstrainer, auf der Basis von Interviews mit Experten entstanden. Das Modell definiert Parameter, wie z. B. den Winkel der Spritzpistole oder der Druck der Spritzpistole beim Farbauftrag in Abhängigkeit von dem eingesetzten Lack und dem zu bearbeitenden Lackierobjekt sowie anderen Parametern des Arbeitsauftrages im zeitlichen Verlauf. Die Beschreibung der „idealen Performanz“ ist hier komplex, weil es um Prozesse in der Bearbeitung geht. So wäre ein Lackauftrag vielleicht zunächst in einer bestimmten Haltung der Spritzpistole zu beginnen und danach zu verändern usw..

In einem weiteren Schritt ist geplant, einen ausgebildeten Meister in der Ausführung der verschiedenen Arbeitsaufträge in den genannten Parametern durch das System zu beobachten, um das Modell fachlicher Expertise über KI-Technologien automatisch berechnen zu lassen. Sie würden dann die Zielparameter der „idealen Performanz“ definieren als Grundlage für das Training. Unsicher ist, ob das auf diese Weise berechnete Modell identisch ist zu dem hier implementierten Modell, das auf der verbalen Explikation der Experten (Meister) beruht. Aus der Forschung über die Repräsentation des Wissens bei Personen mit hoher Expertise ist bekannt, dass es diesen teilweise schwer fällt, ihr stark routinisiertes Wissen zu explizieren (Mayer, 1997) und insofern das mündlich berichtete „Idealvorgehen“ von dem tatsächlich identifizierten Verhalten abweicht. Dies könnte dafürsprechen, das Modell fachlicher Expertise aus der Beobachtung bzw. durch KI-basierte Softwaretechniken, wie neuronale Netzwerke etc., extrahieren zu lassen.

Allerdings ist zu bedenken, dass eine komplexe Kompetenz nur schrittweise zu erlernen ist und der Lernprozess *nicht* auf der Nachahmung eines Meisters oder einer Meisterin beruht, sondern in der

Auseinandersetzung mit zunächst weniger komplexen Aufgaben und ihren Wissens-, Fertigungs- und Einstellungskomponenten, die sich im Laufe der Ausbildung zu Kompetenzen integrieren. Deutlich gemacht werden soll damit der Unterschied zwischen dem Erlernen einer einfachen Fertigkeit, die auf der Aneignung bestimmter (Abfolgen von) Körperbewegungen bzw. -haltungen basiert, oder von Kompetenzen, die mehrere Elemente von konzeptuellem Wissen, prozeduralen Fertigkeiten und Einstellungen in zunehmender Komplexität integrieren (Kerres, 2021).

3. Im Vergleich zu den beiden bereits skizzierten adaptiven Lernprogrammen – Präsentationstrainer und VR-Lackierwerkstatt – stellen wir im Folgenden ein KI-basiertes Trainingssystem aus dem medizinischen Bereich vor. Ziel ist die Vermittlung der richtigen Herzdruckmassage im Rahmen von Rettungsmaßnahmen bzw. der Wiederbelebung. Mit der *Rescue Anni* der Fa. Leardal liegt ein Trainingssystem vor, mit dem die genannte Fertigkeit anhand einer Puppe vergleichsweise realitätsnah geübt werden kann. Das System gibt Rückmeldungen, indem das Verhalten der Lernenden mit dem im System integrierten Modell fachlicher Expertise verglichen wird, das die Parameter der idealen Herzdruckmassage beschreibt und durch Befragung von Personen mit hoher fachlicher Expertise gewonnen wurde.

Das System CPR-Tutor von DI MITIRI et al. (2020) verfolgt einen anderen Ansatz: Zunächst wurde das Verhalten mehrerer Experten und Expertinnen bei der Herzdruckmassage an einer (einfachen) Puppe beobachtet, um mithilfe neuronaler Netze charakteristische Merkmale ihres Vorgehens zu identifizieren. Erfasst werden dabei fünf kinematische und elektromyografische Parameter, die neben Druckstärke auch Bewegungsdaten auf der Basis einer Videoaufnahme beinhalten. Beim Üben an der Puppe wird die Herzdruckmassage dann erfasst und mit dem Modell verglichen, das auf Basis der multimodalen Daten von Experten und Expertinnen entstanden ist. Das System CPR-Tutor gibt den Lernenden ein Audio-Feedback, um kritische Fehler korrigieren zu können. Es ist damit ein adaptives Lernprogramm, das - unmittelbar im Lernprozess - Rückmeldungen gibt zu dem laufend überwachten Verhalten der Person. Es ist jedoch zugleich ein KI-basiertes System, da das Kompetenzmodell über die Auswertung des Verhaltens von Experten und Expertinnen bei der Herzdruckmassage mithilfe von neuronalen Netzen generiert wurde.

Es zeigt sich, dass das derart durch ein neuronales Netzwerk trainierte Kompetenzmodell beim Lernen mit der Puppe zu gleichen Lernergebnissen führt wie das Lernen mit der Leardal-Puppe, das auf einem explizit formulierten Kompetenzmodell basiert. Interessant ist dabei, dass über die Kameraaufzeichnung im CPR-Tutor auch Bewegungen der Person erfasst werden können, die die Leardal-Puppe nicht erkennen kann.

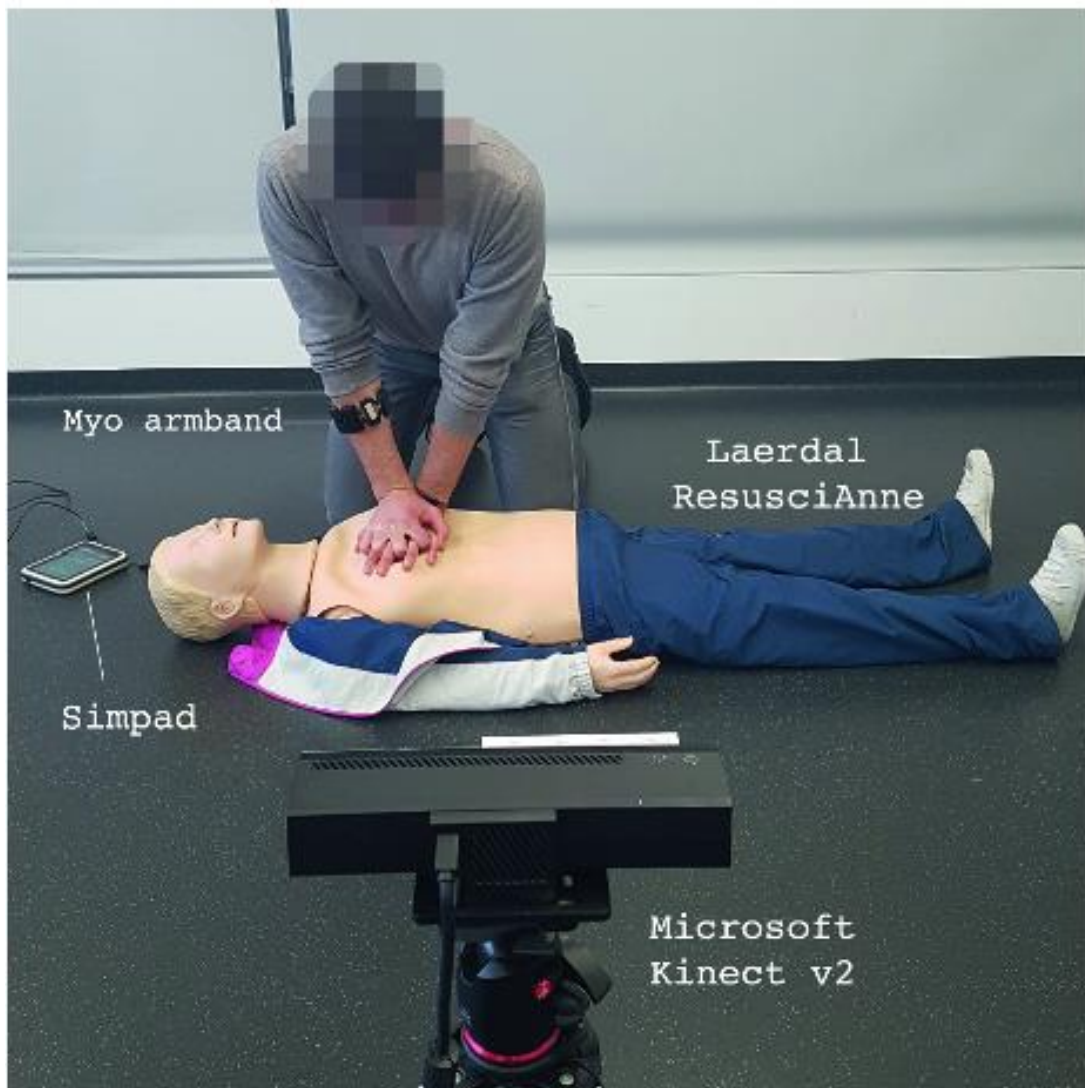


Abbildung 4: KI-basiertes Lernszenario des CPR-Tutors

Damit wird deutlich, worin der Unterschied zwischen adaptiven Systemen besteht, wie sie seit den 1980er Jahren diskutiert werden und den neueren KI-basierten Ansätzen: Während frühere adaptive Systeme das Expertisemodell aus theoretischen Überlegungen abgeleitet haben, können KI-basierte Ansätze aus der Beobachtung des Verhaltens von Personen mit hoher fachlicher Expertise Muster identifizieren, die dann als Bezugsgröße für Rückmeldungen im Lernprozess dienen. In den Anfängen adressierten intelligente tutorielle Systeme darüber hinaus vor allem konzeptuelles bzw. deklaratives Wissen; der Wissenszuwachs lässt sich dabei jedoch nur schwer über eine laufende Diagnose des Lernstandes im Lernprozess erfassen. Neuere Anwendungen beziehen sich stärker auf den Fertigkeitserwerb, bei denen verschiedene Leistungsparameter in der Handlung und im Umgang mit dem technischen System erfasst werden können. Im Licht dieser neueren Entwicklungen wird die Frage weiter zu diskutieren sein, inwieweit adaptive Lernanwendungen beim Erwerb deklarativen Wissens hilfreich sind (auch unter Berücksichtigung des Entwicklungsaufwandes) oder ob der Fokus künftig tatsächlich alleine auf den Fertigkeitserwerb zu richten sein sollte.

Es bleibt festzuhalten: Die Lernenden werden keinen grundsätzlichen Unterschied erfahren, ob sie Rückmeldung erhalten, indem ihr Verhalten mit einem theoretisch begründeten oder einem durch Beobachtung extrahierten Expertisemodell verglichen wird. Beide Bezugsgrößen definieren die Parameter der idealen Performanz. Das Expertisemodell, das ein KI-basiertes System generiert, kann von

einem Modell abweichen, das theoriebasiert oder durch Befragung von Personen mit hoher Expertise entwickelt wird. Wenn ein Expertisemodell nicht existiert oder schlecht abgeleitet werden kann, wird man über ein KI-basiertes System möglicherweise ein Modell der idealen Performanz identifizieren können. Und umgekehrt: Wenn ein theoretisch begründetes (und empirisch validiertes) Modell vorliegt, erscheint ein KI-basiertes Vorgehen weniger angezeigt.

Wichtig erscheint aus Sicht der Didaktik die langjährige Erkenntnis, dass ein Expertisemodell keineswegs die wichtigste Bezugsgröße für den Lehr-Lernprozess darstellt: Über die didaktische Reduktion und die Didaktisierung von Lernangeboten sind vielmehr gezielt Lernanlässe herzustellen, die in vielen Fällen nur entfernt auf ein Modell „idealer Performanz“ referenzieren (können). Es ist nüchtern festzustellen, dass ein Expertisemodell für den Lernprozess – gerade bei anspruchsvollen Kompetenzen – keine ideale Bezugsgröße für die Gestaltung einer Progression im Lernprozess darstellt: Lernen beruht nicht auf dem Nachmachen und Einüben des Verhaltens eines Experten, Meisters oder Lehrers, genauso wenig wie einer Expertin, Meisterin oder Lehrerin (Kerres, 2021).

In den skizzierten Beispielen wird deutlich, dass adaptive Lernanwendungen beim Erwerb von motorischen, aber auch von kognitiven Fertigkeiten erfolgreich eingesetzt werden können, weil unmittelbare Rückmeldungen im Lernprozess den Lernerfolg wesentlich unterstützen und sich die Performanz kontinuierlich erfassen lässt – ohne, wie bei deklarativem Wissen, auf eingestreute Testitems angewiesen zu sein, die versuchen, „Verstehen“ zu identifizieren, die Kompetenz aber zumeist nur bedingt erfassen können. Auffallend bleibt, dass die gesichtete Forschungsliteratur zu adaptiven Lernprogrammen selten auf didaktische Modelle des Fertigkeitserwerbs eingeht, die für die Gestaltung entsprechender Trainingssysteme elementare Hinweise geben können, z.B. die zeitliche Sequenzierung des Erwerbs von Teilfertigkeiten im 4C/ID – Modell von VAN MARRIENBOER & KIRSCHNER (2017).

5. Pädagogische Implikationen

Die Entwicklung KI-basierter Lern- und Bildungsanwendungen, auch unter den Schlagworten „learning analytics“, „big data in education“ und „educational data mining“, kann als ein „trending topic“ der Mediendidaktik eingeordnet werden, welches viele Förder- und Forschungsaktivitäten motiviert hat (Guo et al., 2021). Doch erstaunlich wenig diskutiert ist die Frage, welches spezifische didaktische Problem adaptive oder KI-basierte Lernsysteme eigentlich zu lösen versuchen und inwiefern ihr Anliegen als pädagogisch sinnvoll zu bewerten ist.

Aus didaktischer Sicht geht es damit zunächst um die Frage, ob adaptive oder künstlich-intelligente Systeme tatsächlich zu besseren Lernprozessen und Lernleistungen führen als traditionelle nicht-adaptive Lernanwendungen. Die Forschungsbefunde geben u.E. bislang keine Hinweise, die die Annahme bestätigen würden, dass adaptive Lernanwendungen traditionellen interaktiven Lernprogrammen überlegen seien. Anders als für traditionelle interaktive Anwendungen (Kerres, 2018) lassen sich auf Grundlage der Forschungsbefunde bislang noch keine spezifischen Lerninhalte, didaktischen Ansätze oder Kontexte spezifizieren, die für den Einsatz adaptiver oder KI-basierter Ansätze sprechen würden. Wir haben aufgezeigt, dass es lediglich wahrscheinlicher erscheint, dass diese Systeme besser für standardisierte Trainingsaufgaben geeignet sind, die sich auf den Erwerb von einfacheren, abgrenzbaren Fertigkeiten beziehen, als für deklarative Lerninhalte. Es bleibt die Problematik, dass die Aufwände für die Entwicklung solcher Systeme bislang in einem schwierigen Verhältnis zu ihrem erwarteten – gegenüber traditionellen Systemen zusätzlichen – Nutzen stehen und sich deswegen für die Praxis bislang selten als attraktiv erwiesen haben. DARGUE & BIDDLE (2014) beschreiben

das Problem der aufwändigen Modellbildung in KI-basierten Lernanwendungen und diskutieren verschiedene Wege, um den Aufwand in der Modellierung zu reduzieren.

Aus bildungstheoretischer Sicht stellt sich schließlich die Frage, ob bzw. wann die Steuerung von Lernprozessen auf der Grundlage eines theoretisch begründeten oder eines aus der Beobachtung von Performanzen abgeleiteten Kompetenzmodells *wünschenswert* ist. Hierbei geht es um die grundsätzliche Problematik der Fremdsteuerung von Lernprozessen durch adaptive Lernanwendungen, d.h. inwieweit adaptive Systeme die Entwicklung einer *Selbststeuerung* unterbinden, die im Hinblick auf Bildungsziele, wie Mündigkeit oder Autonomie, erstrebenswert wären.

Die internationale Diskussion sieht diese Problematik eher am Rande; in kritischen Publikationen findet sich eher die Auseinandersetzung mit Fragen zur Reliabilität und Validität der Algorithmen – die fast immer von der Linearität der Beziehungen ausgehen – sowie Fragen zur *Data Protection* and *Data Privacy* (Kop et al., 2017). SELWYN (2019) verweist auf die politische Relevanz des Themas und die grundsätzliche Problematik der Überwachung von Lernenden, einschließlich der Frage nach den Rechten der Lernenden an ihren Daten („ownership“). Er fordert ein „user-respectful design“, das die zugrundeliegenden Algorithmen den Lernenden transparent macht und Begründungen liefert für Empfehlungen oder Auswahlentscheidungen („white-boxing“): „Beyond the prevailing hype of student success systems and lifelong learning analytics lie genuine concerns that learning analytics might entrench and deepen the status quo, disempower and disenfranchise vulnerable groups, and further subjugate public education to the profit-led machinations of the booming data economy.“ (S. 18). SELWYN macht deutlich: Der internationale Boom an KI-basierter Forschung ist durch die Erwartung von Unternehmen getrieben, mit entsprechenden Systemen Gewinne zu erzielen, und von Statisten, die das Lernen von Menschen besser überwachen möchten. Der eigentliche didaktische oder pädagogische Nutzen bleibt vorgeschoben (s.a. den Kommentar von Prinsloo, 2019).

Auf dem Hintergrund dieser kontroversen Einschätzung erscheint es uns wichtig, folgende Fragen weiter zu diskutieren:

- *Learning Analytics* nutzen Daten aus der Vergangenheit, um künftiges Verhalten zu regulieren: Wie kann Veränderung in der Zukunft möglich werden, wenn jetziges Verhalten durch die Vergangenheit gesteuert wird?
- *Learning Analytics* basieren auf Zusammenhängen, die aus der Beobachtung vieler Lernenden gewonnen wurden: Ist es angemessen, aus dem durchschnittlichen Verhalten vieler anderer in der Vergangenheit das Verhalten eines einzelnen, konkreten Lernenden zu steuern?
- *Learning Analytics* identifizieren Muster „erfolgreicher“ Lernender: Sind die identifizierten Muster, die Lernverhalten und Lernerfolg korrelieren, „richtig“, im Sinne von: pädagogisch erstrebenswert?
- Das Kriterium „Lernerfolg“ bezieht sich dabei regelmäßig auf das Bestehen eines Tests. Dies vernachlässigt Qualitäten der Lernerfahrung im Lernprozess. Ist es angemessen, allein das Bestehen von Tests als Qualitätsmerkmal für Lernen heranzuziehen?
- Das Verhalten von Experten und Expertinnen liefert in adaptiven Systemen üblicherweise die Zielgröße für die „ideale Performanz“ des Lernprozesses: Wann und wie ergeben sich aus Verhaltensmustern der Experten und Expertinnen die Lehrstrategien und Lernangebote für den Erwerb von Kompetenzen?
- Fremdsteuerung ist in Selbststeuerung zu überführen: Wie kann ein „Scaffolding“ erreicht werden, bei dem die Unterstützung oder Regulierung des Systems bei zunehmender Kompetenz zurückgenommen wird?

- Die Entwicklung adaptiver Systeme ist aufwändiger als interaktiver Lernprogramme: Unter welchen Bedingungen lohnt sich die Entwicklung adaptiver Systeme?
- Adaptive Lernprogramme scheinen sich vor allem für den Fertigkeitserwerb zu eignen: Welche Arten von Lehrinhalten und Kompetenzen sprechen für interaktive, adaptive und KI-basierte Lernprogramme?
- In Deutschland existiert ein besonders hohes Bewusstsein für Anforderungen des Datenschutzes und der Sicherung personenbezogener Daten: Wie kann eine „trusted learning analytics“ implementiert werden, die den individuellen Bedürfnissen nach Datenschutz entgegenkommt und gleichzeitig Chancen zur Verbesserung von Lernangeboten durch Nutzung und Auswertung von Lernverhaltensdaten – auch in Deutschland – eröffnet (vgl. Drachsler & Greller, 2016)?
- Die Lernenden liefern in den adaptiven / KI-basierten Lernprogrammen ihre Lern- und Verhaltensdaten und damit den Rohstoff, mit denen Unternehmen Gewinne erzielen können: Wie sieht ein Vorgehen aus, bei dem die Lernenden Souveränität über ihre Daten erhalten, die das System aus ihrer Beobachtung zieht, und angemessen an der Monetarisierung beteiligt werden?

6. Perspektiven

Eine Enquete-Kommission des Deutschen Bundestages kommt in ihrem Bericht vom 28. Oktober 2020 zu folgender Einschätzung von KI in der Bildung:

"KI kann beispielsweise gezielt zur individuellen Förderung und zur Unterstützung lebenslangen Lernens eingesetzt werden und ist deshalb in diesem Kontext für die Zukunft erstrebenswert. [...] Ein intelligentes Schulbuch kann dabei unterstützen, konstant den Lernstand und das Lernverständnis der Schülerin oder des Schülers zu messen und dadurch ihre bzw. seine Stärken und Schwächen festzustellen. Auf dieser Grundlage kann es Inhalte und Aufgaben individuell anpassen. Technisch kann z. B. mittels Sensoren (Eye-Trackern) ausgewertet werden, welche Textpassagen oder Grafiken wiederholt oder länger angesehen werden. Die KI-Algorithmen können dann Rückschlüsse auf etwaige Verständnisschwierigkeiten oder verstärkte Interessen einer Schülerin oder eines Schülers ziehen. Das Schulbuch kann anschließend individuell und adaptiv darauf reagieren und beispielsweise weitere Informationen zu einem Begriff oder Thema liefern. Die Integration von KI in Lernplattformen kann dabei helfen, die für den individuellen Lernprozess notwendigen Medien zu ermitteln und bereitzustellen."¹

Diese Einschätzung im Bericht der Enquete-Kommission erscheint auf dem Hintergrund der Befundlage erstaunlich optimistisch, nicht zuletzt, wenn man bedenkt, dass die mittlerweile über 40-jährige Forschung zu KI-basierten Systemen (vgl. das Review von J.R. Anderson in "Science" aus dem Jahr 1985) zu adaptiven Lernprogrammen, intelligenten tutoriellen Systemen und der algorithmischen Lernprozessregulation bislang kaum praktikable Lösungen für Bildungsanwendungen zutage gebracht hat. In verschiedenen Reviews ist der Status der Forschungslage zu KI-basierten Systemen erhoben worden. Sie belegen aus unserer Sicht, dass der Vorteil KI-basierter Lernanwendungen und eine für die Praxis nutzbringende Anlage bislang noch nicht überzeugend sichtbar wird. Dies ist vor allem auffallend, wenn man dies mit "klassischen" nicht-intelligenten Lernanwendungen vergleicht, die sich in der Bildung (langsam) etablieren. Insofern werden hier - erneut - unrealistische Hoffnungen der KI

¹ https://www.bundestag.de/ausschuesse/weitere_gremien/enquete_ki [abgerufen am 30.05.2021]

geschürt, deren Mythen (und die damit verbundenen Zwecke) in der Vergangenheit regelmäßig entlarvt worden sind (Carrigan & Porpora, 2021; Emmert-Streib et al., 2020; Natale & Ballatore, 2020). Die Formulierungen legen nahe, als ob die KI-basierten Lösungen bereits vorhanden wären, lediglich ausgearbeitet und in der Bildung implementiert werden müssten. Völlig fehlt die Beschäftigung mit der Frage, ob und wo eine Lernprozessoptimierung tatsächlich ein didaktisches Problem darstellt, ganz zu schweigen von der Frage, ob und wie sie auf pädagogische Zielvorstellungen einzahlt, also wünschenswert ist.

Wir haben adaptive und KI-basierte Ansätze für Lernprogramme mit traditionellen interaktiven Anwendungen kontrastiert, wie sie sich in der Bildungspraxis etablieren und die mit deutlich weniger Aufwand implementiert werden können. Wenn der Schritt hin zu den adaptiven Lernanwendungen bislang nur zögerlich in der Praxis ankommt, sind diese Hürden weiterhin genauer zu analysieren, und es ist zu fragen, welche Chance KI-basierte Lernanwendungen für die Bildungspraxis haben. SELWYN verweist darauf, dass die entsprechende Forschungsbemühungen primär von außerpädagogischen Interessen getrieben sind und pädagogische Argumente eher nachgeschoben sind. Die Anlage der bisherigen Forschungsarbeiten lassen kaum erkennen, dass sie auf diese Anliegen eingehen, indem sie die Qualität von Lernprozessen in der Bildungspraxis betrachten und die Zielkategorien von Bildung dabei in Betracht ziehen. Unsere Analyse zeigt, dass es wichtig erscheint, didaktische und bildungstheoretische Kategorien ernsthafter in die Diskussion einzubringen.

Die „optimierte“ Fremdsteuerung durch das Computersystem, die adaptive Lernprogramme verfolgen, widersprechen didaktischen Konzepten des selbstgesteuerten und problembasierten Lernens, die in der Bildungsarbeit von hoher Relevanz sind, und die sich – sehr gut – mithilfe traditioneller, interaktiver Lernprogramme implementieren lassen. „Fremdsteuerung“ in Lernprogrammen wäre nicht a priori abzulehnen, doch „Fremdsteuerung“ in einer computergestützten Anwendung ist eine didaktische Entscheidung, die es – unter Berücksichtigung der Lehrinhalte und -ziele – zu begründen gilt. Insofern müssen sich KI-basierte Anwendungen mit der Kritik auseinandersetzen, dass sie im Kern einen speziellen didaktischen Ansatz verfolgen, ohne die pädagogischen Implikationen der didaktischen Entscheidung von Fremd- versus Selbststeuerung zu explizieren bzw. zu reflektieren (vgl. Keres, 2021).

Einschränkend sei darauf hingewiesen, dass wir hier nur einen Ausschnitt der Anwendungsmöglichkeiten von KI in der Bildung betrachten, nämlich die Lernprozessregulierung in adaptiven Lernanwendungen. Die Machbarkeit KI-basierter Systeme für adaptives Lernen ist grundsätzlich belegt und soll mit unserer Argumentation nicht infrage gestellt werden. Doch in der weiteren Forschung erscheint es wichtig, ihren Nutzen für die Bildungsarbeit – gerade in Relation zu den etablierten und ungleich weniger aufwändigen Verfahren interaktiver Lernprogramme – genauer herauszuarbeiten und dabei auch die spezifischen Anwendungsfälle (use cases) im Kontext bestimmter Bildungsgänge und -kontexte aufzuzeigen und einzugrenzen. Um die Chancen der KI aufzuzeigen, ist es essentiell, den Fokus verstärkt auf die Machbarkeit, die Praktikabilität, die Wirksamkeit und Effizienz der Verfahren im Bildungskontext zu lenken. Dabei ist herauszuarbeiten, für welche Lehrinhalte, didaktischen Ansätze oder Bildungskontexte sich diese als geeignet erweisen. Des Weiteren bleiben die skizzierten grundlegenden Fragen der didaktischen Relevanz einer algorithmischen Lernprozesssteuerung bzw. -regulierung für das Lernen, die in Relation zu bildungstheoretisch relevanten Kategorien, wie Selbststeuerung, Autonomie oder Mündigkeit, zu reflektieren sind. Die Reflexion, der den Ansätzen zugrundeliegenden didaktischen Annahmen, erscheint zielführend, um die Chancen entsprechender Ansätze pädagogisch produktiv zu wenden.

7. References

- Abu Saa, A., Al-Emran, M., & Shaalan, K. (2019). Factors Affecting Students' Performance in Higher Education: A Systematic Review of Predictive Data Mining Techniques. *Technology, Knowledge and Learning*, 24. <https://doi.org/10.1007/s10758-019-09408-7>
- Agrusti, F., Bonavolontà, G., & Mezzini, M. (2019). University Dropout Prediction through Educational Data Mining Techniques: A Systematic Review. *Journal of E-Learning and Knowledge Society*, 15(3), 161–182. <https://doi.org/10.20368/1971-8829/1135017>
- Anderson, J. R., Boyle, C. F., & Reiser, B. J. (1985). Intelligent tutoring systems. *Science*, 228, 456–462.
- Carrigan, M., & Porpora, D. V. (2021). *Post-Human Futures: Human Enhancement, Artificial Intelligence and Social Theory*. Routledge.
- Dahlmann, J. (2021). *Guidelines for Effective Adaptive Learning: A Meta Meta-Analysis* (Bd. 73). University of Massachusetts. https://scholarworks.umb.edu/instruction_capstone/73
- Dargue, B., & Biddle, E. (2014). Just Enough Fidelity in Student and Expert Modeling for ITS. In D. D. Schmorrow & C. M. Fidopiastis (Hrsg.), *Foundations of Augmented Cognition. Advancing Human Performance and Decision-Making through Adaptive Systems* (S. 202–211). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-07527-3_19
- Di Mitri, D., Schneider, J., Trebing, K., Sopka, S., Specht, M., & Drachsler, H. (2020). Real-Time Multimodal Feedback with the CPR Tutor. In I. I. Bittencourt, M. Cukurova, K. Muldner, R. Luckin, & E. Millán (Hrsg.), *Artificial Intelligence in Education* (S. 141–152). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-52237-7_12
- Drachsler, H., & Greller, W. (2016). Privacy and analytics: It's a DELICATE issue a checklist for trusted learning analytics. *Proceedings of the Sixth International Conference on Learning Analytics & Knowledge*, 89–98. <https://doi.org/10.1145/2883851.2883893>
- Drachsler, H., Verbert, K., Santos, O. C., & Manouselis, N. (2015). Panorama of Recommender Systems to Support Learning. In F. Ricci, L. Rokach, & B. Shapira (Hrsg.), *Recommender Systems*

- Handbook* (S. 421–451). Springer, Boston, MA. https://doi.org/10.1007/978-1-4899-7637-6_12
- Du, X., Yang, J., Hung, J.-L., & Shelton, B. (2020). Educational data mining: A systematic review of research and emerging trends. *Information Discovery and Delivery*, 48(4), 225–236. <https://doi.org/10.1108/IDD-09-2019-0070>
- Emmert-Streib, F., Yli-Harja, O., & Dehmer, M. (2020). Artificial Intelligence: A Clarification of Misconceptions, Myths and Desired Status. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 3. <https://doi.org/10.3389/frai.2020.524339>
- Ferguson, R., Brasher, A., Clow, D., Griffiths, D., & Drachsler, H. (2016, April 28). *Learning Analytics: Visions of the Future*. 6th International Learning Analytics and Knowledge (LAK) Conference, Edinburgh, Scotland. <http://oro.open.ac.uk/45312/>
- Fontaine, G., Cossette, S., Maheu-Cadotte, M.-A., Mailhot, T., Deschênes, M.-F., Mathieu-Dupuis, G., Côté, J., Gagnon, M.-P., & Dubé, V. (2019). Efficacy of adaptive e-learning for health professionals and students: A systematic review and meta-analysis. *BMJ Open*, 9(8), e025252. <https://doi.org/10.1136/bmjopen-2018-025252>
- Frank, H. (1964). *Lehrmaschinen in kybernetischer und pädagogischer Sicht* (Bd. 2). Ernst Klett.
- Guo, L., Wang, D., Gu, F., Li, Y., Wang, Y., & Zhou, R. (2021). Evolution and trends in intelligent tutoring systems research: A multidisciplinary and scientometric view. *Asia Pacific Education Review*. <https://doi.org/10.1007/s12564-021-09697-7>
- Ifenthaler, D. (2020). Learning Analytics im Hochschulkontext – Potenziale aus Sicht von Stakeholdern, Datenschutz und Handlungsempfehlungen. In R. A. Fürst (Hrsg.), *Digitale Bildung und Künstliche Intelligenz in Deutschland: Nachhaltige Wettbewerbsfähigkeit und Zukunftsa-genda* (S. 519–535). Springer Fachmedien. https://doi.org/10.1007/978-3-658-30525-3_22
- Iterbeke, K., De Witte, K., & Schelfhout, W. (2021). The effects of computer-assisted adaptive instruction and elaborated feedback on learning outcomes. A randomized control trial. *Computers in Human Behavior*, 120, 106666. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2020.106666>

- Kaliisa, R., Kluge, A., & Mørch, A. I. (2021). Overcoming Challenges to the Adoption of Learning Analytics at the Practitioner Level: A Critical Analysis of 18 Learning Analytics Frameworks. *Scandinavian Journal of Educational Research*, 0(0), 1–15.
<https://doi.org/10.1080/00313831.2020.1869082>
- Kerres, M. (2018). *Mediendidaktik. Konzeption und Entwicklung digitaler Lernangebote* (5. Aufl.). de Gruyter.
- Kerres, M. (2021). *Didaktik. Lernangebote gestalten*. Waxmann UTB.
- Kerres, M., & Buntins, K. (2020). Recommender in AI-enhanced Learning: An Assessment from the Perspective of Instructional Design. *Open Education Studies*, 2(1), 101–111.
<https://doi.org/10.1515/edu-2020-0119>
- Kop, R., Fournier, H., & Durand, G. (2017). A critical perspective on learning analytics and educational data mining. *Handbook of Learning Analytics. Society for Learning Analytics Research*, 319–326.
- Korkmaz, C., & Correia, A.-P. (2019). A review of research on machine learning in educational technology. *Educational Media International*, 56, 1–18.
<https://doi.org/10.1080/09523987.2019.1669875>
- Kuhlen, R. (1991). *Hypertext. Ein nicht-lineares Medium zwischen Buch und Wissensbank*. Springer.
- Kulik, J.A. (1994). Meta-analytic studies of findings on computer-based instruction. In E. L. Baker & H. F. O'Neil Jr. (Hrsg.), *Technology assessment in education and training* (S. 9–34). Lawrence Erlbaum Associates.
- Kulik, James A., & Fletcher, J. D. (2016). Effectiveness of Intelligent Tutoring Systems: A Meta-Analytic Review. *Review of Educational Research*, 86(1), 42–78.
<https://doi.org/10.3102/0034654315581420>
- Mandl, H., & Lesgold, A. (Hrsg.). (1988). *Learning issues for intelligent tutoring systems*. Springer.

- Mayer, R. E. (1997). Chapter 33—From Novice to expert. In M. G. Helander, T. K. Landauer, & P. V. Prabhu (Hrsg.), *Handbook of Human-Computer Interaction (Second Edition)* (S. 781–795). North-Holland. <https://doi.org/10.1016/B978-044481862-1.50099-6>
- Natale, S., & Ballatore, A. (2020). Imagining the thinking machine: Technological myths and the rise of artificial intelligence. *Convergence*, *26*(1), 3–18. <https://doi.org/10.1177/1354856517715164>
- Palvia, S., Aeron, P., Gupta, P., Mahapatra, D., Parida, R., Rosner, R., & Sindhi, S. (2018). Online Education: Worldwide Status, Challenges, Trends, and Implications. *Journal of Global Information Technology Management*, *21*(4), 233–241. <https://doi.org/10.1080/1097198X.2018.1542262>
- Phelps, L. E. (2019). *Ready, Set, Go: A Case Study of Adaptive Learning Technology Implementation* [Dissertation]. The Chicago School of Professional Psychology.
- Prinsloo, P. (2019). Commentary on Neil Selwyn’s LAK18 Keynote Address. *Journal of Learning Analytics*, *6*(3), 20-24-20–24. <https://doi.org/10.18608/jla.2019.63.4>
- Schelhowe, H. (1997). *Das Medium aus der Maschine: Zur Metamorphose des Computers*. Campus.
- Schneider, J., Romano, G., & Drachsler, H. (2019). Beyond Reality -Extending a Presentation Trainer with an Immersive VR Module. *Sensors*, *19*, 3457. <https://doi.org/10.3390/s19163457>
- Selwyn, N. (2019). What’s the Problem with Learning Analytics? *Journal of Learning Analytics*, *6*(3), 11-19-11–19. <https://doi.org/10.18608/jla.2019.63.3>
- Song, P., & Wang, X. (2020). A bibliometric analysis of worldwide educational artificial intelligence research development in recent twenty years. *Asia Pacific Education Review*, *21*. <https://doi.org/10.1007/s12564-020-09640-2>
- Steenbergen-Hu, S., & Cooper, H. (2014). A meta-analysis of the effectiveness of intelligent tutoring systems on college students’ academic learning. *Journal of Educational Psychology*, *106*(2), 331–347. <https://doi.org/10.1037/a0034752>

- Tamim, R. M., Bernard, R. M., Borokhovski, E., Abrami, P. C., & Schmid, R. F. (2011). What Forty Years of Research Says About the Impact of Technology on Learning. *Review of Educational Research, 81*(1), 4–28.
- Van Merriënboer, J. J., & Kirschner, P. A. (2017). *Ten steps to complex learning: A systematic approach to four-component instructional design*. Routledge.
- Vanlehn, K. (2011). The Relative Effectiveness of Human Tutoring, Intelligent Tutoring Systems, and Other Tutoring Systems. *Educational Psychologist, 46*, 197–221.
<https://doi.org/10.1080/00461520.2011.611369>
- Wen, D., & Lin, F. (2008). Ways and Means of Employing AI Technology in E-Learning Systems. *Proceedings - The 8th IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies, ICALT 2008*, 1006. <https://doi.org/10.1109/ICALT.2008.304>
- Zawacki-Richter, O., Marín, V. I., Bond, M., & Gouverneur, F. (2019). Systematic review of research on artificial intelligence applications in higher education – where are the educators? *International Journal of Educational Technology in Higher Education, 16*(1), 39.
<https://doi.org/10.1186/s41239-019-0171-0>
- Zender, R., Sander, P., Weise, M., Mulders, M., Lucke, U., & Kerres, M. (2020). HandLeVR: Action-Oriented Learning in a VR Painting Simulator. In E. Popescu, T. Hao, T.-C. Hsu, H. Xie, M. Temperini, & W. Chen (Hrsg.), *Emerging Technologies for Education* (S. 46–51). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-38778-5_6

Kontakt:

Prof. Dr. Michael Kerres
Universität Duisburg-Essen
Fakultät für Bildungswissenschaft
Learning Lab
Universitätsstr. 2
45141 Essen