

Mit Künstlicher Intelligenz Lernpfade erstellen

Klug kuppeln

CARMEN BIEL • MARTIN CHRISTIAN

Wie können Lernende einen Überblick im Dschungel der vielfältigen Lerninhalte gewinnen? Im Projekt KUPPEL wurde ein System für die adaptive Sequenzierung von Lerninhalten entwickelt, das Lernende bei der Auswahl unterstützt. Die Autorin und der Autor zeigen am Beispiel des Projekts, in dem die Plattformen VHS Cloud und EULE verbunden wurden, Funktionsweise und Vorteile auf.

Ist das schon die Zukunft? Stellen Sie sich vor, Sie sind auf der Suche nach einem Lernangebot und landen nach einer kurzen Recherche auf einer Plattform, die Ihren Interessen entspricht. Und nachdem Sie ein paar Angaben zu Ihren Erfahrungen und Erwartungen gemacht haben, bekommen Sie Vorschläge für Lernangebote, die genau die Kompetenzentwicklung anregen, die für das Schließen Ihrer »Lücken« fehlen. Während Sie mit dem Lernen beginnen, haben Sie immer mehr den Eindruck, dass alle Lerneinheiten nur für Sie zusammengestellt wurden. Aufwändiges Recherchieren, redundantes Lernen, Zeitverschwendung scheinen der Vergangenheit anzugehören.

Doch die Gegenwart sieht anders aus: Angesichts der immensen Fülle an Anbietern und Suchergebnissen gestaltet sich das Finden passender Lernangebote schwierig: Welches Angebot liefert genau die Inhalte, die die Bedarfe und Bedürfnisse der Lernwilligen erfüllen? Zudem gibt es dank vieler Content-Creator eine Vielzahl und Masse an Bildungsmaterialien, die oftmals sogar kostenlos in verschiedenen (Lern-) Plattformen und Portalen als Open Educational Resources bereitgestellt werden. Gerade dieses verteilte Angebot birgt Schwierigkeiten für die Personen, die es nutzen wollen: Auf den verschiedenen Plattformen sind die verfügbaren Inhalte nur selten systematisch erfasst und folgen oftmals keiner didaktischen Logik. Für Lernbegeisterte ist es deshalb mühsam zu prüfen, welche konkreten Angebote zu den individuellen Lernzielen passen. Kann KI helfen, um der Masse an Inhalten

Herr zu werden und ein individuelles Lernangebot zu erhalten, welches zu den aktuellen Bedürfnissen passt?

Tatsächlich ist die Personalisierung des Lernprozesses bereits seit den 1970er Jahren ein immer wiederkehrendes Thema der Pädagogik, und auch der Einsatz von Technologien in Lehr-Lernprozessen blickt auf eine Jahrzehnte lange Tradition zurück. Die sich stetig weiterentwickelnden Technologien und neuen Möglichkeiten durch die Einbeziehung von Künstlicher Intelligenz (KI) eröffnen neue Horizonte für (Lern-)Plattformen, die ihre Inhalte zur Verfügung stellen oder didaktisch strukturierte Lernsequenzen vorgeben. Eine passende Auswahl von Angeboten und Lernpfaden – also eine sinnvolle Sequenzierung von Lerninhalten – kann mit Hilfe von KI automatisiert ermöglicht werden.

Wie eine solche Sequenzierung funktionieren kann, zeichnet unser Beitrag anhand der Grundidee des INVITE Projekts KUPPEL¹ nach. Dabei geben wir Einblicke in technische Teilbereiche des Projekts und zeigen potenzielle pädagogische Mehrwerte der skizzierten Lösung auf. Zugleich verweist der Beitrag auch auf die Grenzen des Vorhabens. Neben den damit verbundenen Vorteilen birgt es nämlich auch Risiken, wenn Lernerdaten herangezogen werden, um Adaptivität herzustellen. Bei allen heute schon bestehenden technischen Möglichkeiten ist der Nutzen von KI in Verbindung mit Lernergebnis-

¹ Förderkennzeichen 21INV108 – einen umfassenden Einblick in das Projekt, seine Partner, Ziele und Fragestellungen erhalten Sie unter <https://dtrain.org/>

sen mit Blick auf die Studienlage bislang zudem noch dünn (de Witt, Wrede, & Gloerfeld, 2023; Kerres et al., 2023), und eine idealtypische Verbindung von Algorithmen-Logiken und pädagogischen Ansätzen steht noch aus (Kerres & Buntins, 2020).

Mit Künstlicher Intelligenz zu passgenauen Lernpfaden?

Das Projekt KUPPEL (KI-unterstützte plattformübergreifende Professionalisierung erwachsenenpädagogischer Lehrkräfte) erhielt unter Beteiligung von sechs Partnern eine dreijährige Förderung (2021–2024) durch das BMBF. Das Hauptziel war die Entwicklung einer KI, die erwachsenenpädagogischen Lehrkräften individuelle Lernwege über verschiedene Lernplattformen hinweg für ihre Professionalitätsentwicklung aufzeigt. Als Beispielplattformen wurden im Projektkontext der EULE Lernbereich des Deutschen Institut für Erwachsenenbildung (DIE) sowie die vhs.cloud des Deutschen Volkshochschulverbandes (DVV) genutzt. Inhaltlich stand der Erwerb von Digitalkompetenzen für den erwachsenenpädagogischen Lehralltag im Fokus.

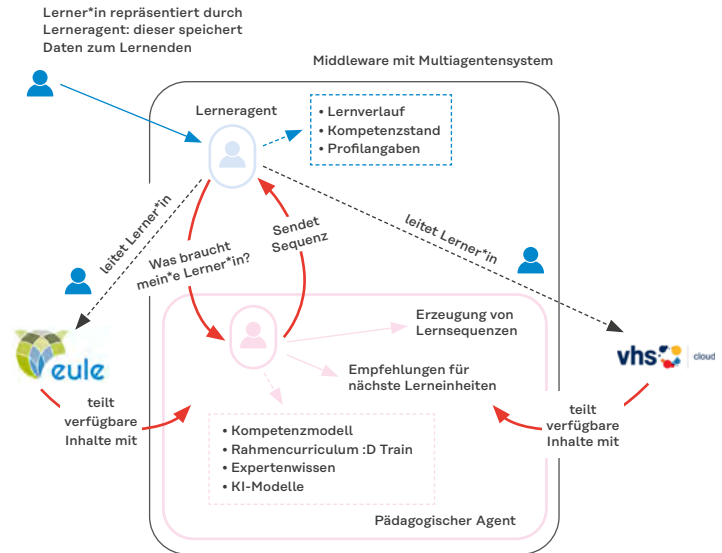
Damit die KI Lernsequenzen innerhalb der beiden Plattformen sowie auch über die beiden Plattformen hinweg kreieren konnte, erstellten die Projektmitarbeitenden ein kompetenzorientiertes Rahmencurriculum für ein Digitalisierungstraining für das Lehrpersonal der Erwachsenen-/Weiterbildung (:DTrain). Die kompetenztheoretische Verortung entsprang dabei dem GRETA Kompetenzmodell.

Um die KI-Lösung umzusetzen, fiel die Wahl auf ein Multiagentensystem (MAS). MAS sind ein Forschungsgebiet der Verteilten Künstlichen Intelligenz. Dabei werden autonome »intelligente« Systeme geschaffen, die jeweils über spezifisches Wissen, Ziele und Fähigkeiten verfügen – so wie jeder Mensch auch über spezifisches Wissen, Ziele und Fähigkeiten verfügt. Im Kontext des MAS wird jeder Lernende² über einen individuellen Lerneragenten repräsentiert, der über Profil- und Lerndaten des Lernenden verfügt, kontextsensitiv agiert und jeweils autonom eigene Ziele anstrebt.

Zu den Lernangeboten auf beiden Plattformen sowie über deren Verortung innerhalb des Rahmencurriculums sammelt ein Pädagogischer Agent Informationen und kommuniziert mit den individuellen Lerneragenten. Im Abgleich mit deren Daten erstellt der Pädagogische Agent Empfehlungen in Form von Lernsequenzen, die Lerneinheiten sowohl von der EULE als auch von der vhs.cloud beinhalten können, die dem Lernenden dann am Bildschirm vorgeschlagen werden. Die Lernenden bekommen von alledem nichts mit. Sie melden sich in EULE oder der vhs.cloud an, hinterlegen einige Profildaten,

fangen an zu lernen und erhalten immer neue Vorschläge, die sie auch nahezu nahtlos mal von der einen in die andere Plattform und zurück leiten (→ Abb. 1).

ABB. 1: Vereinfachte schematische Darstellung der KUPPEL Architektur



QUELLE: eig. Darstellung

Von der Auswertung vieler Daten

Was aber macht eine KI, um passgenaue Lernangebote empfehlen zu können? Sie benötigt zunächst einen Kontext, aus dem heraus verschiedene Lernangebote betrachtet werden können. Der Kontext wird generiert durch die Erfassung unterschiedlicher Daten und durch die Herstellung von Bezügen zwischen diesen Daten. Im konkreten Fall sind dies Metadaten von Lerneinheiten, Informationen zu den Lernenden (Profil) und analytische Informationen zum Verhalten innerhalb einer Plattform. Die Metadaten beschreiben jede Lerneinheit und stellen Bezüge zum Kompetenzrahmen und zum Curriculum her. Außerdem enthalten Sie Informationen zu Aufgabentypen, zur Sozialform, zur medialen Aufbereitung, usw. Die Profilinformationen der Lernenden können eine aktuelle Einschätzung des Kompetenzstands, Erfahrungen und Erwartungen sowie demografische Informationen enthalten. Nicht zuletzt generieren Lernende beim Besuch einer Plattform stetig neue Daten, welche Aufschluss darüber geben, wie lange ein Lernobjekt besucht, ob es erfolgreich abgeschlossen oder ob es übersprungen wurde; auch diese Daten werden erfasst.

Die Aufgabe einer KI ist es, all diese Informationen zu verwenden, um daraus Schlüsse zu ziehen, welche Relevanz eine Lerneinheit für einen Lernenden hat. Dazu werden die einzelnen Lerneinheiten in eine Rangfolge gebracht. Dieses Ranking

² Wenn in diesem Beitrag von »Lernenden« die Rede ist, sind stets die lernenden Lehrenden gemeint, die mit KUPPEL ihre lehrrelevanten Digitalkompetenzen erweitern möchten.

erfolgt auf Basis definierter Bewertungskriterien, welche sich aus den Zielen der Lernenden ergeben – sprich, ob bestimmte Inhalte bevorzugt werden, eine Kompetenz erworben werden soll oder der Erwerb eines Zertifikats im Vordergrund steht. Für KUPPEL wurden zwei Filtertypen in einem hybriden Ansatz zueinander in Beziehung gebracht: ein inhaltsbasierter Filter (zum Erkennen ähnlicher Inhalte) und ein kollaborativer Filter (zum Vergleich von Verhaltensweisen von Lernenden mit ähnlichem Profil).

Um Empfehlungen zu generieren, wurde ein Modell³ verwendet, das Empfehlungen für künftige Aktionen auf Grundlage von bereits erfolgten Aktionen gibt – die Funktionsweise dürfte aus dem eCommerce und von Streamingplattformen bekannt sein. Außerdem werden auf der Basis der Empfehlungen Lernsequenzen adaptiv generiert, d. h. mehrere Lerneinheiten werden didaktisch sinnvoll verkettet.⁴

Gleichzeitig kann dieses Modell erfolgte Aktionen dahingehend analysieren, wie wichtig sie für eine Folgeaktion sind. Dies hat eine Gewichtung von Empfehlungen zur Folge, auf deren Grundlage wichtige von weniger wichtigen Aktionen unterschieden werden können. Dies führt zu einer höheren Treffgenauigkeit von Empfehlungen und sorgt dafür, dass Empfehlungen aufeinander aufbauen können.

Vom pädagogischen Mehrwert

Bislang werden in der Erwachsenen-/Weiterbildung im Kontext von digital gestaltetem Lernen die Profile der Lernenden und das persönliche Lernverhalten kaum beachtet. Gegenüber bislang fest durch das pädagogische Personal definierten Lernsequenzen kann mit einem KI-unterstützten System eine adaptive Anpassung der Lerninhalte an die jeweiligen Bedürfnisse der Lernenden gelingen, was einige Mehrwerte mit sich bringen kann.

Im Vordergrund steht die gezielte Kompetenzentwicklung unter Berücksichtigung von bereits vorhandenen Kompetenzen und noch bestehenden Lücken. Zusätzlich wird erwartet, dass der Relevanzfaktor von empfohlenen Lernangeboten stets hoch ist, womit Lernen zeiteffizienter und »im Flow« erfolgen kann. Dadurch, dass die adaptiven Lernpfade in der Regel jeweils zeitlich kurze Einheiten miteinander verketteten, ist eine hohe Varianz möglich, das Lernen bleibt also

anregend und die Motivation hoch. Überdies ist es neben der thematischen/inhaltlichen Verknüpfung auch denkbar, dass die Art der Lernangebote durch das Empfehlungssystem gesteuert wird. So ist es möglich, dass Vorlieben für z. B. eher videobasierte Lernangebote erkannt werden und in der Folge Angebote mit einer entsprechenden Inhaltsaufbereitung vorgeschlagen werden. Analog lässt sich das für Sozialformen, Aufgabentypen, Angebotslänge usw. umsetzen.

Der in KUPPEL gewählte Ansatz versucht ein integriertes Empfehlungssystem, welches verschiedenste Bedürfnisse des Lernenden berücksichtigt. Dazu ist es notwendig, dass verschiedene Rückkopplungen im Lernprozess (z. B. über das Lösen von Aufgaben oder Profileinträge) stattfinden, damit das MAS Daten über den Lernenden erhält und die Lernsequenzen entsprechen adaptiv gestalten kann. Um die Autonomie des Lernenden zu wahren und zugleich datenschutzrechtliche Aspekte zu berücksichtigen, gibt das System darüber hinaus die Möglichkeit zu entscheiden, welche Daten dazu genutzt werden dürfen und ob Empfehlungen empfangen werden sollen oder nicht. Aber: Je mehr Daten ein Lernender bereit ist, zur Verfügung zu stellen, desto passender kann das System im Einklang mit dem Kompetenzmodell und Rahmencurriculum Lerneinheiten sequenzieren und empfehlen.

Fazit und Ausblick

Die Entwicklung aus KUPPEL ist zunächst einmal eine prototypische Einzellösung für einen sehr spezifischen Fall – die Kombination von zwei Lernplattformen. Hier wird allerdings sichtbar, in welche Richtung sich KI-gestützte Lernempfehlungen entwickeln könnten. Vorstellbar ist eine hochskalierbare »KUPPEL-Lösung«, bei der mit nur einem Login und einer mächtigen KI »on the fly« all die verfügbaren Inhalte unterschiedlicher angeschlossener Lernplattformen didaktisch sinnvoll zusammengestellt und lernzielgerecht empfohlen werden. Auch wenn wir hiervon noch weit entfernt sind, stellt dieses Szenario eine mögliche – und in unseren Augen nützliche – Zukunft dar.

Voraussetzung hierfür ist jedoch, dass Lerninhalte mit einem Mindestmaß an Metadaten⁵ ausgestattet werden, damit die KI entsprechende Verknüpfungen zu einem Kompetenzmodell und idealerweise auch zu einem Curriculum herstellen kann. Zudem braucht es die Möglichkeit, den Lernstand zu erfassen und die Fortschritte der Lernenden zu verfolgen. Gerade die Erstellung eines Kompetenzmodells und eines Curriculums

³ Dabei handelt es sich um das sog. SASRec-RSS-Modell (Kang, 2018; Petrov, 2024).

⁴ Dazu werden aus den am höchsten bewerteten Lerneinheiten Startpunkte ausgewählt. Im Anschluss werden wieder alle übrigen Einheiten in eine geeignete Rangfolge mit Bezug zur ersten Einheit gebracht, wovon wieder die höchste ausgewählt wird. Dieser Vorgang wird so lange wiederholt, bis sich das Angebot erschöpft hat oder eine vorgegebene Höchstzahl von Einheiten erreicht wird. Durch diese Methode der »iterativen Verkettung«, die als curriculum sequencing bezeichnet wird (Desmarais & Baker, 2012), entsteht ein sehr hohes Variationspotenzial.

⁵ Allein dieser Schritt darf nicht unterschätzt werden, denn zu den Metadaten gehören nicht nur Informationen über das verwendete Medium (handelt es sich z. B. um einen Text, ein Lernvideo usw.), sondern auch über die vermittelten Inhalte und Schwierigkeitsgrade. Doch auch hier wird daran gearbeitet, die Ausstattung mit Metadaten KI-gestützt vornehmen zu lassen.

machen die Anlage von adaptiven Systemen sehr aufwändig. Offen bleibt zurzeit auch die Frage der Qualitätskontrolle. Während im Projekt KUPPEL zwei Plattformen verwendet wurden, deren Inhalte qualitätsgeprüft sind, ist unklar, ob und wie bei einem Zusammenschluss von mehreren Plattformen Qualitätsprüfungen der Inhalte gesichert werden können.



»Damit wird die Zukunft zwar langsam, aber stetig zur Gegenwart.«

Auch wenn es nicht von heute auf morgen gelingen wird, eine Vielzahl von Plattformen miteinander interoperabel zu machen, lassen aktuelle Bestrebungen darauf hoffen, dass KI-gestützte Empfehlungssysteme Lernwilligen helfen werden, individualisierte Lernpfade aus unterschiedlichen Quellen zusammenzustellen. So werden sich vermutlich in näherer Zukunft zumindest thematische Lösungen etablieren, die es spezifischen Berufsgruppen erleichtern werden, ihre Professionalitätsentwicklung voranzubringen. Damit wird die Zukunft zwar langsam, aber stetig zur Gegenwart.

Desmarais, Michel C. & Baker, Ryan S. J. d. (2012). A review of recent advances in learner and skill modeling in intelligent learning environments. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 22(1–2), 9–38.

Kang, W., & McAuley, J. (2018). Self-Attentive Sequential Recommendation. *2018 IEEE International Conference on Data Mining (ICDM)*, 197–206.

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>

Kerres, M., Buntins, K., Buchner, J., Drachsler, H. & Zawacki-Richter, O. (2023). Lernpfade in adaptiven und künstlich-intelligenten Lernprogrammen: Eine kritische Analyse aus Sicht der Mediendidaktik. In C. de Witt, C. Gloerfeld & S. E. Wrede (Hrsg.), *Künstliche Intelligenz in der Bildung* (S. 109–131). Wiesbaden: Springer vs.

Petrov, A. & Macdonald, C. (2024). RSS: Effective and Efficient Training for Sequential Recommendation Using Recency Sampling. *ACM Trans. Recomm. Syst.* 3(1), Article 1 (August 2024). <https://doi.org/10.1145/3604436>

Witt, C. de, Wrede, S. E. & Gloerfeld, C. (2023). Einleitung. In C. de Witt, C. Gloerfeld & S. E. Wrede (Hrsg.), *Künstliche Intelligenz in der Bildung* (S. v–xv). Wiesbaden: Springer vs.



CARMEN BIEL

ist wissenschaftliche Mitarbeiterin am
Deutschen Institut für Erwachsenenbildung –
Leibniz-Zentrum für Lebenslanges Lernen e. V.

biel@die-bonn.de



MARTIN CHRISTIAN

ist wissenschaftlicher Mitarbeiter am
Deutschen Institut für Erwachsenenbildung –
Leibniz-Zentrum für Lebenslanges Lernen e. V.

christian@die-bonn.de