

Adaptives *Recommending* am Beispiel von EULE

# Lern-Empfehlungen von der Maschine

CARMEN BIEL • PETER BRANDT • CHRISTOPH HELLMICH • LARS KILIAN • SABINE SCHÖB

Eine wichtige Aufgabe der Erwachsenenbildung besteht darin, Lernende dabei zu unterstützen, ihre Lernziele sinnvoll und erfolgreich weiter zu verfolgen. Kann Künstliche Intelligenz Lehrende bei dieser Aufgabe unterstützen oder diese sogar erfolgreicher bewältigen? Können Algorithmen passgenaue Lernvorschläge für Nutzerinnen und Nutzer von Lernumgebungen generieren? Die Autorinnen und Autoren führen in die Möglichkeiten solcher elektronisch generierten Recommendations ein und stellen anhand einer Lernumgebung für Lehrende der Erwachsenenbildung eine konkrete Umsetzungslösung vor.

In der Vergangenheit waren es Lehrpersonen, die im Zuge von Lernbegleitung Kursteilnehmenden Vorschläge zum Weiterlernen gegeben haben. Sie taten dies auf der Basis von didaktischen Annahmen über eine sinnvolle Sequenzierung von Lernschritten und unter Einbeziehung ihres Wissens über die jeweiligen Lernenden. Unter dem Vorzeichen individueller Förderung waren ihre Vorschläge in hohem Maße teilnehmerorientiert und an die Voraussetzungen der Lernenden angepasst – adaptiv, wie man im Anschluss an Carroll (1963) sagen könnte (Arnold, Kilian, Thillosen & Zimmer, 2018).

Mit der zunehmenden Verbreitung leistungsfähiger Computer in allen Lebensbereichen verband sich die Hoffnung, neben persönlicher tutorieller Unterstützung auch technische Lösungen für Adaptivität zu entwickeln. Zur Beschreibung der Adaptivität wurden verschiedene Modelle entwickelt (Leutner, 2011). Gemeinsam ist ihnen: Adaptivität bedarf einer Kenntnis der Lernvoraussetzungen, einer Vorstellung von einer lernzielförderlichen Modularisierung des Lernangebots und eines Systems der Erfassung und Auswertung von Lern-

prozessen und Lernergebnissen. Darüber hinaus muss eine adaptive Lernumgebung in der Lage sein, zu den Lernwegen und Lernresultaten passende Empfehlungen zu generieren, die hinreichend personalisiert und lerntheoretisch fundiert sind, damit sie eine Weiterentwicklung der vorhandenen und notwendigen Kompetenzen der Zielgruppe des Lernangebots ermöglichen (z. B. Tarus, Niu & Kalui, 2017).

Erste Ansätze, Adaptivität in das E-Learning aufzunehmen, fußten auf Erfahrungen mit dem Konzept der »programmierten Unterweisung« (Skinner, 1958). Dieses erwies sich aufgrund seiner mangelnden Flexibilität als wenig geeignet für individuelles Lernen und wurde deshalb vor allem in so genannten »Drill & Practice«-Programmen angewendet (Glaser, Weigand & Schwan, 2009). Entdeckendes und selbstgesteuertes Lernen mit dem Fokus auf Problemlösung erfordert hingegen komplexer angelegte Lernumgebungen mit offenen Lernwegen sowie Simulationen oder virtuellen Laboren etc., verbunden mit der Notwendigkeit, dass Lernende über ihre eigenen Lernziele und -wege informiert sind (Blumstengel, 1998).

## »Recommendersysteme werden in der EB/WB bislang selten eingesetzt.«

Aufgrund ihrer Personalisierungsmöglichkeit und -notwendigkeit bieten sich adaptive E-Learning-Systeme besonders dann als digitale Lösungen an, wenn es um die Bereitstellung bedarfsgerechter Angebote für Zielgruppen mit heterogenen Voraussetzungen, Zielen und Lerngewohnheiten geht (Klansnja-Milicevic, Ivanovic & Nanopoulos, 2015). Maschinen erledigen diese Aufgabe, die für Menschen aufgrund der vielen unterschiedlichen Variablen eine immense kognitive Belastung bedeuten würde, in Sekundenbruchteilen. Gleichwohl finden sich in der aktuellen Debatte zu adaptiven Lernumgebungen neben nahezu euphorischen Stimmen auch skeptische Haltungen. Es lassen sich empirisch fundierte Argumente für und gegen adaptive Lernangebote finden (im Überblick Shelle, Earnestly, Pilkenton & Powell, 2018). Die Einschätzungen beziehen sich u. a. auf die zum Einsatz kommenden Empfehlungstechniken, sog. *Recommendersysteme*.

### Recommendersysteme

Gewöhnlich verlassen wir uns auf die Meinungen und Empfehlungen von Freunden, wenn es z. B. um die Wahl des nächsten Buches geht. Auch sind wir offener für Filme, die von Kritikern empfohlen werden, mit deren Kritiken wir gute Erfahrungen gemacht haben. Empfehlungssysteme sind Anwendungen, die darauf abzielen, dieses Verhalten zu imitieren und Empfehlungen für Nutzende zu bestimmten Artikeln (z. B. Produkten, Dienstleistungen oder Inhalten) zu generieren. In Zeiten des Informationsüberflusses stellen technische Empfehlungssysteme eine bequeme Möglichkeit dar, aus einer großen Anzahl ähnlicher Artikel diejenigen herausfiltern zu lassen, die am ehesten zu meiner Person und meinen Vorlieben passen. Empfehlungssysteme richten sich dabei nach Algorithmen des maschinellen Lernens (ein Teilbereich der Künstlichen Intelligenz), die auf Basis verschiedener Daten eine Filterung der vorgegebenen Artikel vornehmen.

Die am weitesten verbreiteten Techniken im Bereich des Verkaufs, Marketings etc. sind dabei das kollaborative sowie das inhaltliche Filtern. Das kollaborative Filtern bezieht sich auf Interaktionsähnlichkeiten der Nutzenden, das inhaltliche Filtern auf Ähnlichkeiten verschiedener Artikel. Daneben gibt es noch einige weitere Algorithmen, die beispielsweise auch Kontextinformationen (wie z. B. die Tageszeit oder den Wohnort des Nutzenden) in ihre Berechnungen einbeziehen. Heutzutage kommt häufig eine Mischung verschiedener Algorithmen (hybrides Empfehlungssystem) zum Einsatz (Ricci, Rokach & Shapira, 2011).

Die Prinzipien des kollaborativen und des inhaltlichen Filterns bestimmen auch die Modelle von Recommendersystemen im E-Learning. Allerdings werden sie in der Erwachsenen- und Weiterbildung bislang selten eingesetzt; auch in

der Forschung haben einzig die seit 2007 verfolgten Arbeiten von Drachsler und Kollegen zu Recommendersystemen konkret das Lebenslange Lernen zum Gegenstand. Während sich die ersten Recommendersysteme für E-Learning auf das kollaborative Filtern konzentrierten und mit Empfehlungen auf Basis der medialen Interaktionen anderer Lernender aus der adressierten Zielgruppe arbeiteten, zeigten sich schon bald Passungsprobleme – sowohl in Bezug auf die Bedarfe und Vorlieben der Lernenden, die kollaborativ generierte Empfehlungen erhalten, als auch hinsichtlich einer Übertragbarkeit der Recommendersysteme, die durch die spezifischen Lernercommunities, auf die sie sich beziehen, stark geprägt werden (Drachsler, Hummel & Koper, 2008). Auch stellen die von Nutzenden bevorzugten Lerninhalte nicht zwingend die kompetenztheoretisch gesehen *sinnvollen* Lerninhalte dar, weswegen das kollaborative Filtern für eine zielgerichtete Förderung von Lernprozessen alleine nicht hinreichend erscheint. Dennoch ist diese Technik immer noch am weitesten verbreitet (Taurus, Niu & Kalui, 2017).

Recommendersysteme mit inhaltlichem Filtern setzen genau an den Schwachstellen des kollaborativen Filterns an, indem die Empfehlungen allein auf Basis von Informationen des individuellen Lerners beruhen (Klansnja-Milicevic, Ivanovic & Nanopoulos, 2015). Um diese Informationen sinnvoll bearbeiten zu können, müssen den Systemen jedoch Modelle der Kompetenzentwicklung sowie deren Operationalisierung in dafür geeigneten Lernszenarien zugrunde liegen, aus denen eine Entwicklung und differenzierte Verknüpfung gleichwertiger sowie hierarchisch aufeinander aufbauender Lerninhalte abgeleitet werden kann (Benhami, Babouri & Chiky, 2016).

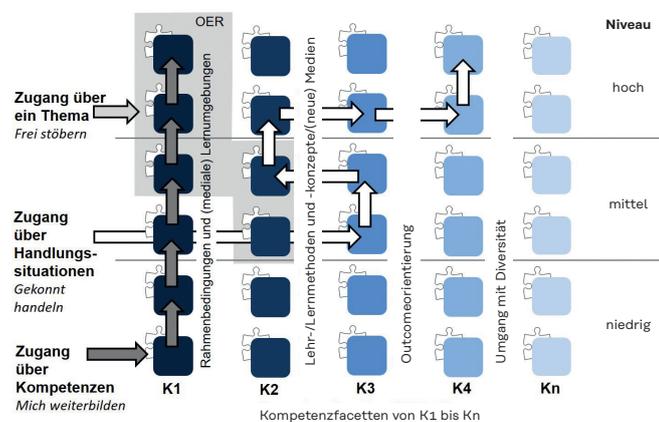
Aktuell finden mit dem *kontextsensiblen Filtern* diejenigen Bedingungen, die das Lernen beeinflussen (Zeit, Ort, persönliche Voraussetzungen, soziale Beziehungen etc.), als Grundlage für Empfehlungen Berücksichtigung (z. B. Adomavicius & Tuzhilin, 2011). Ziel dabei ist es, eine grundsätzlich höhere Personalisierung des Lernangebots zu erreichen sowie die situativen Gegebenheiten nicht nur punktuell abzufragen, sondern über die Lernumgebung automatisch zu erheben (mittels Learning Analytics und Data Mining).

Welche Filtering-Technik letztlich zum Einsatz kommen sollte, dürfte maßgeblich davon abhängen, welches Ziel mit dem Recommending verknüpft und welche Lernstrategie

daraus abgeleitet ist. Während eine auf Wissensvermittlung konzentrierte Strategie stärker auf verwandten Inhalten als auf Vorschlägen beruhen kann, stellen für eine Strategie sozialen Lernens eher Erfahrungswerte der Lernenden eine relevante Empfehlungsgrundlage dar (Drachslers, Hummel & Koper, 2008). Gleichzeitig erfordert die Heterogenität des individuell unterschiedlichen Lernverhaltens der Nutzenden komplexe Empfehlungssysteme, die eine Vielzahl von Faktoren integriert berücksichtigen. Solche hybriden Systeme finden sich noch wenig im Bildungsbereich, bieten sich jedoch besonders dort an, wo für eine sehr große und heterogene Zielgruppe adaptives Lernen ermöglicht werden soll.

### Das Empfehlungssystem von EULE

Eine solche Herausforderung bearbeitet das BMBF-geförderte Projekt EULE<sup>1</sup>, in dem eine Lernumgebung entwickelt und bereitgestellt wird, mit der Lehrende in der Erwachsenen- und Weiterbildung berufsbegleitend erwachsenepädagogische Kompetenzen erwerben können. Zusammen mit der Eberhard-Karls-Universität Tübingen hat das Deutsche Institut für Erwachsenenbildung (DIE) hierfür eine technische Lösung entwickelt, die Anfang 2020 im Portal *wb-web* als Lernbereich für die Öffentlichkeit frei zugänglich gemacht wird. Die Adressatengruppe von EULE sind Trainer, Kursleitende, Dozentinnen, Lernbegleiter u. a. – in Summe mehr als 500.000 Personen allein in Deutschland (Martin et al., 2016), die sehr unterschiedlich erwachsenepädagogisch vorgebildet sind. Adaptives Lernen zu ermöglichen heißt hier, die Lernangebote in unterschiedlichen Schwierigkeitsgraden und für verschiedene Lernanlässe anzubieten. Das didaktische Konzept des EULE-Projekts ist auf einen dreifachen Zugriff auf die Lernangebote hin angelegt (→ **ABB. 1**):



**ABB. 1:** Dreifacher Zugriff auf die Lernangebote im EULE-Projekt

<sup>1</sup> [www.die-bonn.de/eule/](http://www.die-bonn.de/eule/); gefördert vom Bundesministerium für Bildung und Forschung (BMBF) mit dem Förderkennzeichen W142300.

1. Ansteuerung von Lernangeboten über eine thematische Suche,
2. Ansteuerung von Lernpfaden, die Hilfen zur Bearbeitung von Handlungsherausforderungen des erwachsenepädagogischen Alltags versprechen,
3. gezielte Weiterentwicklung von Kompetenzen entlang von Lernpfaden, die geeignete Lernobjekte nach Schwierigkeitsgrad sequenzieren.

Bereits diese dreifache Nutzungsperspektive unterstreicht den adaptiven Ansatz von EULE, da das Angebot auf verschiedene Herangehensweisen von Nutzenden vorbereitet ist. Hinzu kommt, dass Nutzende Lernpfade nach Belieben verkürzen können, indem sie einzelne Lernschritte überspringen. Darüber hinaus sichert ein Empfehlungssystem eine noch weitergehende Adaptivität, indem das individuelle Nutzungsverhalten zur Grundlage für maschinenbasierte Recommendations wird, wie die folgenden Absätze erläutern.

Da die Lernumgebung auf dem Ansatz situativen, problembasierten Lernens beruht, ist das intelligente tutorielle Recommendersystem darauf ausgerichtet, instruktional unterstütztes selbstgesteuertes Lernen zu ermöglichen (Blumstengel, 1998). Wenn die Nutzenden darin unterstützt werden, die Lerninhalte zu finden, die sie benötigen, um ihren Zielen näher zu kommen, kann ihre Zufriedenheit gesteigert werden – ein Effekt, auf den auch häufig in der Literatur hingewiesen wird (z. B. Ricci, Rokach & Shapira, 2011).

Zudem ist es für die Betreiber des Portals durch das Empfehlungssystem langfristig möglich, besser zu verstehen, was die Nutzenden vom Lernbereich erwarten, welche Ziele sie mit ihm verfolgen und was sie gut oder weniger gut finden. Obwohl im Lernbereich keine Bewertungen von Lerninhalten vorgenommen werden, ist es über das reine Protokollieren der Plattforminteraktionen der Nutzenden (z. B. Absprungraten, bestandene Tests, besuchte Themenbereiche etc.) möglich, Rückschlüsse auf das Wissen, den Kompetenzlevel der Nutzenden sowie deren Interessen zu ziehen.

Folgende Aktivitäten werden hierzu in einem Speicher, dem sog. LearningLocker abgelegt:

- Wonach suchen Lernende?
- In welchem Themenbereich halten sie sich vorwiegend auf?
- Welche Lernpfade haben sie als Favoriten markiert?
- Bevorzugen Lernende eher kurze oder lange Lernpfade?
- Auf welchem Kompetenzlevel befinden sich die Lernobjekte, die Lernende bearbeiten?

Zunächst ist das Empfehlungssystem also als inhaltsbasierter Filter angelegt, da für eine kollaborative Auswertung momentan noch die Nutzerbasis fehlt. Technisch wertet der Inhalts-



filter die im System hinterlegten Metadaten (z.B. adressierte Kompetenzen, Länge des Lernpfads, genutzte Medientypen) aus, die bereits eine breite Datenbasis liefern und Inhaltsähnlichkeiten abbilden. Dem Algorithmus ist es so möglich, ähnliche Inhalte als Empfehlung auszuspielen. Hierin liegt jedoch auch ein Nachteil, da die Empfehlungen sich häufig nur wenig von zuvor durchlaufenen Lernpfaden (z. B. hinsichtlich der adressierten Themen, der genutzten Medien oder der Länge) unterscheiden können, während kollaborative Filter ein zufälliges Entdecken (Serendipitäten) ermöglichen (Isinkaye et al. 2015). Aus diesem Grund sollte der Algorithmus im *wb-web*-Lernbereich mittelfristig und mit steigenden Nutzerzahlen auch zu einem hybriden System erweitert werden, um anspruchsvolleren pädagogischen Anforderungen nachkommen und verschiedenartige Empfehlungen anbieten zu können, z. B. auch solche, die kognitive Dissonanzen erzeugen und somit tradierte Vorgehensmuster gezielt brechen und eine Differenzierung anregen (Festinger, 2012).

Zum gegenwärtigen Zeitpunkt ist der Algorithmus in der Lage, das Lernverhalten der Nutzenden nach vorgegebenen Kriterien auszuwerten und daraus geeignete Vorschläge zu ermitteln. Er ist noch weit davon entfernt, eigenständig Kriterien zu erlernen, mit denen Empfehlungen gegeben werden können. Dafür bedarf es nicht nur einer anspruchsvolleren, auf Machine Learning hin ausgerichteten Programmierung, sondern auch einer großen Menge an Nutzerdaten, die frühestens in einigen Jahren Betrieb vorhanden sein wird. Es wäre zu wünschen, dass Lehrende aus der Erwachsenen- und Weiterbildung mit einer regen Nutzung des Portals dazu beitragen, dass die Voraussetzungen für eine Weiterentwicklung des *wb-web*-Lernbereichs in Richtung auf noch intelligentere Empfehlungssysteme bald erfüllt sind.



DIE AUTORINNEN UND AUTOREN  
SIND TEIL DES EULE-PROJEKTTEAMS

Carmen Biel, Dr. Peter Brandt, Christoph Hellmich und Dr. Lars Kilian gehören zur Abteilung Wissenstransfer am Deutschen Institut für Erwachsenenbildung (DIE). Dr. Sabine Schöb ist Akademische Rätin an der Universität Tübingen.

biel@die-bonn.de

Adomavicius, G. & Tuzhilin, A. (2011). Context-aware recommender systems. In F. Ricci, L. Rokach, B. Shapira & P.B. Kantor (Hrsg.), *Recommender systems handbook* (S. 217–253). Springer: New York.

Arnold, P., Kilian, L., Thillosen, A. & Zimmer, G. (2018). *Handbuch E-Learning* (5. Auflage). Bielefeld: Bertelsmann.

Benhami, S., Babouri, A. & Chiky, R. (2016). Personalized Recommender System for e-Learning Environment. *Education and Information Technologies*, 22(4), 1455–1477.

Blumstengl, A. (1998). *Entwicklung hypermedialer Lernsysteme*. Berlin: wvb Wissenschaftlicher Verlag.

Carroll, J.B. (1963). A model of school learning. *Teachers College Record*, 64(8), 723–723.

Drachsler, H., Hummel, H. & Koper, R. (2008). Personal recommender systems for learners in lifelong learning networks: The requirements, techniques and model. *International Journal of Learning Technology*, 3(4), 404–423.

Festinger, L. (2012). *Theorie der kognitiven Dissonanz*. Bern: Huber.

Glaser, M., Weigand, S. & Schwan, S. (2009). Medien-didaktik. In M. Henninger & H. Mandl (Hrsg.), *Handbuch Medien- und Bildungsmanagement* (S. 190–205). Weinheim, Basel: Beltz.

Isinkaye, F.O., Folajimi, Y.O. & Ojokoh, B.A. (2015). Recommendation systems: Principles, methods and evaluation. *Egyptian Informatics Journal*, 16(3), 261–273.

Klansnja-Milicevic, A., Ivanovic, M. & Nanopoulos, A. (2015). Recommender systems in e-learning environments: a survey of the state-of-the-art and possible extensions. *Artificial Intelligence Review*, 44(4), 571–604.

Leutner, D. (2011). Adaptivität und Adaptierbarkeit beim Online-Lernen. In P. Klimsa & L. J. Issing (Hrsg.), *Online-Lernen. Handbuch für Wissenschaft und Praxis* (2. Aufl.) (S. 115–123). München: Oldenbourg.

Martin, A., Lencer, S., Schrader, J., Koscheck, S., Ohly, H., Dobischat, R. et al. (Hrsg.) (2016). *Das Personal in der Weiterbildung: Arbeits- und Beschäftigungsbedingungen, Qualifikationen, Einstellungen zu Arbeit und Beruf*. Bielefeld: W. Bertelsmann.

Ricci, F., Rokach, L. & Shapira, B. (2011). Introduction to recommender systems handbook. In F. Ricci, L. Rokach, B. Shapira & P.B. Kantor (Hrsg.), *Recommender systems handbook* (S. 1–35). New York: Springer.

Shelle, G., Earnesty, D., Pilkenton, A. & Powell, E. (2018). Adaptive Learning: An Innovative Method for Online Teaching and Learning. *Special Issue on Innovation*, 56(5), 460–467.

Skinner, B.F. (1958). Teaching Machines. Reprinted from *Science*, 128(3330), 969–977.

Tarus, J., Niu, Z. & Kalui, D. (2017). A hybrid recommender system for e-learning based on context awareness and sequential pattern mining. *Soft Computing*, 22(8), 2449–2461.