

Call for Cases – Ateliers am Freitag, 20. Januar 2023, nachmittags, KKL Luzern: Wie schlau macht uns die Künstliche Intelligenz?

Wie verändert der Einsatz von KI die Sichtweise auf das Lernen und welche Konsequenzen ergeben sich auf das technologiebasierte Lernen?

Im Kontext von Lehren und Lernen, sehen wir heutzutage immer mehr Ansätze der künstlichen Intelligenz (KI). So haben sich beispielsweise die in Scopus zitierten Studien zu dem Thema von 2014 bis zu 2019 versechsfacht (Bokurz et al., 2021). Eine wichtige hinter dieser Entwicklung stehende Frage ist, führt denn dies zu einer Veränderung unserer Bildungslandschaft oder gar der Art und Weise, wie wir an Hochschulen den Unterricht planen, lehren und lernen? Im Folgenden versuche ich dazu, aufgrund unserer Erfahrungen im Kontext von Entwicklungen und Forschungsprojekten zum adaptiven Lernen Stellung zu nehmen.

Betrachten wir jedoch vorher, wie wir KI, die im Bereich Bildung eingesetzt wird, auf eine einfache Weise klassifizieren können. Mit KI versucht man im Grunde genommen, menschliche Intelligenz nachzuahmen, insbesondere im Kontext des Interpretierens, Lernen (Haenlein and Kaplan, 2019). Dazu können wir Verfahren des Machine Learnings (Mathematische Modelle) oder des Deep Learnings (Neuronale Netze) verwenden. Beim Machine Learning können wir je nach Datenkomplexität einfache regelbasierte oder komplexe statistische Modelle einsetzen, während Deep Learning auf jeden Fall relativ komplexe Netze voraussetzt. Zudem lässt sich noch unterscheiden, ob die KI zum Erkenntnisgewinn genutzt werden, das heisst zum Beispiel, ob Studierende ein Studium abbrechen oder ob sie zur Erstellung von Feedbackschleifen dienen, wie zum Beispiel, der Rückmeldung von spezifischen Wissenslücken. Die entsprechenden Informationen können zum einen direkt an die Studierenden adressiert oder zum anderen an Lehrende oder gar Qualitätsverantwortliche gesendet werden, die dann auf der Basis von menschlichen Interventionen auf diese Informationen reagieren.

In einem nächsten Schritt werde ich ein paar praktische Beispiele und Erfahrungen an der Fernfachhochschule Schweiz (FFHS) in sehr generalisierter Form darstellen. An der FFHS wurde im Kontext einer E-Hochschulinitiative entschieden, unterschiedliche Interessen, Erfahrungen und Lebenssituationen und Vorwissen zu berücksichtigen und in ein Lehrkonzept einfließen zu lassen. Dies bedeutet von einem "One size fits all" Ansatz abzurücken und persönlichen Merkmale der Studierenden in das didaktische Konzept einfließen zu lassen. Und mehr noch, um solche Rückmeldungsschleifen zu Studierendenleistungen oder Lernverhalten möglichst effizient einzusetzen, sollten diese rasch, wenn möglich „just in time“ ausgeführt werden. In diesem Moment sprechen wir von adaptivem Lernen. Dies ist der Ort, wo die KI einsetzt, um Lernaktivitäten sowie Lernfortschritte der Studierenden erfassen und daraus erschlossene Daten nutzt, um die Lehrinhalte kontinuierlich an das Verhalten und die Bedürfnisse der einzelnen Lernenden anzupassen (Becker et al., 2018).

Entsprechende Kurse wurden seit 2013, zuerst auf der Basis regelbasierter Systeme, in Bereichen wie Mathematik und Physik, aber auch BWL und Kursen der Psychologie aufgebaut und evaluiert. Über die Begleitforschung zu Lerneffekten konnte gezeigt werden, dass adaptives Lernen viele Vorteile wie u.a. höheres Engagement bei Online-Aktivitäten und grösser Lernfortschritte mit sich bringt (Imhof et al., 2018; Holthaus et al., 2019). Insbesondere Novizen - Studierenden mit wenig Vorkenntnissen - profitieren von adaptiven Aufgaben (Holthaus & Bergamin, 2018). Heutzutage haben wir diesen Ansatz mit komplexeren Modellen des Maschine Learning und Deep Learnings erweitert. Diese verwenden wir unter anderem zur Erforschung von Prokrastinationsverhalten, das heisst dem Aufschieben von Aufgaben, welches sehr oft negative Lerneffekte nach sich zieht (Rahimi & Hall, 2021), wie unter anderem schlechte akademischen Leistungen und eine grössere Wahr-

scheinlichkeit den Unterricht ganz abzubrechen (Doherty, 2006). Das Erkennen solcher Prokrastinationstendenzen kann u.a. dazu genutzt werden, dass Lehrende eingreifen und rechtzeitig Unterstützung anbieten können. In zwei Studien wurde ermittelt, welche Datenvariablen am besten abschneiden, um solche Voraussagen zu treffen. Die Ergebnisse zeigen, dass objektive Variablen mit Log-Daten einen großen Vorteil gegenüber subjektiven Daten aus Fragebogen inne haben und eine Kombination aus beiden die Modellen kaum Verbesserungen mit sich bringt (Imhof et al., 2021). In der zweiten Studie (Imhof et al., in Vorbereitung) wurden in einem nächsten Schritt verschiedene Machine-Learning Algorithmen mit denselben Daten auf deren Vorhersageleistung hin evaluiert. Die Ergebnisse bestätigen die Überlegenheit objektiver Variablen als Prädiktoren, lassen aber auch den Schluss zu, dass subjektive Prädiktoren trotz ihrer geringeren Leistung nicht verworfen werden sollten. Was in diesem Zusammenhang klar wird, wenn wir heutzutage entsprechende künstlich intelligente Systeme aufbauen und nutzen wollen, wir im Gegensatz klassischen Ansätzen neben dem fachlichen Wissen und pädagogischen Know-How, die Expertise in KI und Analytics, wie auch Daten in genügender Menge benötigen. Folglich stellte sich gerade zu diesem Zeitpunkt auch die Frage, wie verändert sich dabei die Sichtweise auf das Lernen?

Wir haben versucht, uns dieser Frage mit sogenannten Delphi-Studien zu Herausforderungen von Hochschulen bei der Implementation und Skalierung solcher Vorhaben, die wir hier in der Schweiz wie auch in Afrika durchgeführt haben, zu nähern. Etwas vereinfacht ausgedrückt, hat sich gezeigt, dass ein wichtiger Teil der Herausforderungen technologische und pädagogischen Dimensionen betreffen. Sie beziehen sich zum Teil auf Aspekte zur Benutzerfreundlichkeit des Systems, die rasche Entwicklung von Learning Analytics und KI-Ansätzen, sowie die Neugestaltung von Curricula sowie ein neues Verständnis der Rolle der Lehrenden im Unterricht. Zudem spielen Herausforderungen auf einer organisationalen Managementdimension, wie beispielsweise die Bereitschaft und das Engagement der Organisationsverantwortlichen für die breite Umsetzung adaptiver Lernsysteme eine zentrale Rolle (Mirata et al., 2020). Berücksichtigt man zusätzlich Bildungskontexte, wie unterschiedliche Hochschultypen (z.B. Fern- vs. traditionellen Universitäten) mit unterschiedlichen sozioökonomischen und kulturellen Hintergründen (im konkreten Fall: Schweiz, Südafrika, Tansania) werden die pädagogischen und organisationalen Hintergründe noch wichtiger (Mirata et al., 2022).

Zurück zur Fragestellung, wie sich denn der Einsatz von KI auf die Sichtweise auf das Lernen auswirkt und welche Konsequenzen sich daraus ergeben? Dazu gibt es zumindest in unserem Fall, der FFHS, keine einfache Antwort. Dennoch hier der Versuch einer kurzen zusammenfassenden Schlussfolgerung: Der Lebenszyklus von Kursen, Modulen, Lernobjekten oder wie man immer inhaltliche Lernressourcen nennen will, verändert sich durch den Einsatz von KI. Zum einen dadurch, dass ganze Teams und nicht eine einzelne lehrende Person mit unterschiedlicher Expertise an dem Design und der Entwicklung dieser Ressourcen arbeiten. Zum anderen, dass die Erstellung und Aufrechterhaltung beziehungsweise deren Verbesserung ein fließender, länger dauernder Prozess bilden, von der Erstellung von Lehr- und Lernmaterialien, der Datengenerierung, der Analyse bis hin zur Verwendung von zu trainierenden Algorithmen. Die grössten Herausforderungen liegen dabei in der Akzeptanz von Dozierenden und Lernenden der Systeme, über den Datenschutz und ethische Fragestellungen, der vorhandenen technischen Infrastruktur sowie der Expertise bis zur Skalierung der Inhalte. Allerdings, darin liegen auch die Chancen, denn über KI, können Lehrende und Lernende effiziente und unterstützende Systeme nutzen, welche vor allem im Hinblick auf die Geschwindigkeit, die Individualisierung und die Nachhaltigkeit herausragende Merkmale besitzen. Nicht zu vergessen ist dabei, dass diese Systeme im seltensten Fall unabhängig, sondern meistens mit menschlicher Unterstützung funktionieren und erst dann ihre beste Effizienz an den Tag legen.

Literatur

- Becker, S. A., Cummins, M., Davis, A., Freeman, A., Hall, C. G., & Ananthanarayanan, V. (2017). *NMC horizon report: 2017 higher education edition* (pp. 1-60). The New Media Consortium.
- Bozkurt, A., Karadeniz, A., Baneres, D., Guerrero-Roldán, A. E., & Rodríguez, M. E. (2021). Artificial intelligence and reflections from educational landscape: a review of AI studies in half a century. *Sustainability*, *13*(2), 800.
- Holthaus, M., Bergamin, P. (2018). Einfach aber wirkungsvoll. Ein Adaptives Lernsystem für den Mathematikunterricht im digitalen Fernstudium basierend auf der Cognitive Load Theorie. *FACHTAGUNG IWM #LEARNMAP. Lernprozess im Fokus: Forschung zu digitalen Medien in der Hochschullehre*, Tübingen, Deutschland, 11. - 12. Oktober 2018.
- Holthaus, M., Pancar, T., Bergamin, P. (2019). Recommendation Acceptance in a Simple Adaptive Learning System. In: The Eleventh International Conference on Mobile, Hybrid, and On-line Learning, eLmL 2019, Athen, Griechenland, 24. – 28. February 2019.
- Imhof, C., Bergamin, P., Moser, I., & Holthaus, M. (2018). Implementation of an Adaptive Instructional Design for a Physics Module in a Learning Management System. *International Association for Development of the Information Society*.
- Haenlein, M., & Kaplan, A. (2019). A brief history of artificial intelligence: On the past, present, and future of artificial intelligence. *California management review*, *61*(4), 5-14.
- Mirata, V., Hirt, F., van der Westhuizen, C., & Bergamin, P. (2020). Challenges and Contexts in Establishing Adaptive Learning in Higher Education: Findings from a Delphi Study. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*.
- Mirata, V., Awinia, C., Godson, E., & Bergamin, P. (2022). The Future of Technology-Based Learning at the Open University of Tanzania. *International Journal of Emerging Technologies in Learning (IJET)*, *17*(15), pp. 28–42.
- Rahimi, S., & Hall, N. C. (2021). Why Are You Waiting? Procrastination on Academic Tasks Among Undergraduate and Graduate Students. *Innovative Higher Education*, *46*, 759–776.
- Doherty, W. (2006). An analysis of multiple factors affecting retention in Web-based community college courses. *The Internet and Higher Education*, *9*(4), 245–255.
- Imhof, C., Bergamin, P., & McGarrity, S. (2021). Prediction of dilatory behaviour in online assignments. *Learning and Individual Differences*, *88*.
- Imhof, C., Comsa, I.-S., Hlosta, M., Parsaeifard, B., Moser, I., & Bergamin, P. (in Vorbereitung). Prediction of Dilatory Behavior in eLearning: A Comparison of Multiple Machine Learning Models.