

Förderung selbstregulierten Lernens durch ein KI-gestütztes Training

Maria Wirzberger & Madeleine Schwarz
Universität Stuttgart

Zusammenfassung

Lernen erfordert vielfältige metakognitive Aktivitäten, die den Wissensaufbau und die Steuerung des eigenen Lernprozesses unterstützen. Dazu zählen die Auswahl und Planung von Zielen, die Anwendung, Beobachtung und Bewertung von Lernstrategien sowie regulierende Eingriffe zum Erreichen gesetzter Ziele. Der Artikel zeigt beispielhaft auf, wie eine KI-gestützte Trainingssoftware Lernende dabei fördern kann, sich Ziele zu setzen, Phasen fokussierten Arbeitens umzusetzen und ein sinnvolles Pausenmanagement einzubinden. Metakognitives Feedback bildet aufbauend auf Prinzipien des maschinellen Lernens den Wert zielgerichteten Handelns ab. In Pilotbefunden zeigen sich bereits erste positive Effekte dieses Ansatzes, die eine weitere Exploration nahelegen. Basierend darauf wird eine mögliche curriculare Einbindung im Lernfeld Schule sowie Implikationen für die Rolle der Lehrkräfte diskutiert.

Schlüsselbegriffe: Selbstreguliertes Lernen, Exekutive Funktionen, Lernfeld Schule, KI-gestützte Bildung

Summary

Learning requires a multitude of metacognitive activities that support knowledge acquisition and direct one's own learning process. These include selecting and planning goals, applying, observing and evaluating learning strategies as well as regulatory efforts required for goal achievement. The article introduces an example of how learners can be supported to set goals, implement periods of focused work and integrate a meaningful break management by using an AI-based training software. Metacognitive feedback based on principles of machine learning conveys the value of staying focused on goal-related activities. Pilot results already indicate positive effects of the presented approach and suggest further exploration. Finally, concepts of curricular integration in schools and their implications for the role of teachers are discussed.

Keywords: self-regulated learning, executive functions, learning in schools, AI in education

1. Einleitung

Hand aufs Herz: Eine Situation wie diese kennen Sie sicher nur allzu gut - der Abgabetermin eines Artikels oder einer Hausarbeit steht unmittelbar bevor, eigentlich sollten Sie sich fokussiert dem Schreiben widmen, aber Sie können sich einfach nicht konzentrieren. Die Gedanken schweifen ständig ab und mit einem Mal erscheint das lustige Online-Video tausendmal interessanter und – zumindest für den Moment – auch lohnenswerter. Obwohl auf lange Sicht gesehen der erfolgreich veröffentlichte Artikel oder das gute Abschneiden in der Prüfung eigentlich den größeren Nutzen bringt. Situationen wie diese stellen uns immer wieder aufs Neue vor die Herausforderung, am Ball zu bleiben. Ein Problem, das wunderbar vor Augen führt, wie allgegenwärtig das Thema des selbstregulierten Lernens doch in unserem Leben ist und warum es so wichtig ist, Lernende beim Aufbau stabiler Selbstregulationsfertigkeiten zu unterstützen. Doch welche Prozesse und Mechanismen liegen diesen Fertigkeiten zugrunde? Wie lassen sich diese gezielt im Alltag von Schüler*innen fördern? Und welche Rolle können intelligente Technologien dabei einnehmen? Mögliche Antworten auf diese Fragen sollen nachfolgend im Fokus stehen.

2. Mechanismen und Prozesse selbstregulierten Lernens

Was genau versteht man eigentlich unter selbstreguliertem Lernen, das bisweilen auch als selbstgesteuertes, selbstbestimmtes, selbstorganisiertes oder autonomes Lernen bezeichnet wird? Ein wohl zentrales Charakteristikum besteht darin, dass Lernende ihr Denken und Handeln ganz systematisch auf ihre eigenen, selbst gewählten Lernziele hin ausrichten und ausgerichtet halten (Landmann et al. 2009; Schunk / Zimmerman 2003). Konkret bedeutet dies, eigene Lernziele zu definieren und mit entsprechenden Strategien zu verfolgen, die Wirksamkeit des eigenen Handelns in Bezug auf das Erreichen der Lernziele auszuwerten und falls notwendig die eigenen Strategien anzupassen (Artelt / Demmrich / Baumert 2001). In gängigen Definitionen selbstregulierten Lernens werden häufig drei Komponenten unterschieden, die kognitive, motivationale und metakognitive Aspekte umfassen (Landmann et al. 2009). Zur kognitiven Komponente gehört zum einen das konzeptionelle und strategische Wissen, zum anderen jedoch auch die Fähigkeit zur Anwendung förderlicher Strategien, beispielsweise Mnemotechniken, die eine Elaboration der Informationen unterstützen und zur Steigerung der Merkfähigkeit beitragen (Hasselhorn / Gold 2017). Unter die motivationale Komponente werden jene Aktivitäten subsumiert, die Lernenden dazu anregen, Aufgaben anzufangen und bis zum Ende weiterzuführen, auch bei möglicherweise auftretenden Schwierigkeiten. Ein besonderer Stellenwert kommt hier den Attributionen von Erfolg bzw. Misserfolg zu (Weiner 1986) und der eigenen Selbstwirksamkeit (Bandura 1997). Sind Lernende nicht davon überzeugt, mit ihrem eigenen Handeln etwas bewirken zu können, ist es sehr viel wahrscheinlicher, dass eine Aktivität – in diesem Fall das Lernen – gar nicht erst aufgenommen wird (Bandura 1997). Das eigene Lernen zu planen und zu strukturieren, kontinuierlich zu überwachen und ggf. anzupassen sind typische Aktivitäten der metakognitiven Komponente. Ein Blick auf den Forschungsstand zeigt ferner die Verbindung zentraler exekutiver Funktionen wie Arbeitsgedächtnisoperationen, Verhaltensinhibition oder Aufgabenwechsel mit Mechanismen der Selbstregulation (Hofmann / Schmeichel / Baddeley 2012). Nachdem die Plastizität exekutiver Funktionen hinreichend belegt ist (Smid / Karbach / Steinbeis 2020) lässt sich durch deren Stärkung selbstreguliertes Lernen wirksam und gezielt unterstützen.

Beim näheren Blick auf das Konstrukt selbstregulierten Lernens nehmen insbesondere die Regulationsmechanismen eine instrumentelle Rolle dabei ein, die eigenen Ziele zu erreichen. Sitzmann und Ely (2011) beschreiben insgesamt 12 solcher Mechanismen: Aktivitäten der *Planung* umfassen das Nachdenken über eigene Lernbedarfe, das Ableiten aufgabenspezifischer Ziele (Pintrich 2000; Zimmerman 2000) sowie die Entwicklung zielorientierter Pläne und Strategien, um neue Aufgaben zu bewältigen (Locke / Latham 2002). Prozesse der *Überwachung* schaffen ein Bewusstsein für das eigene Fähigkeitsniveau. Auf diese Weise kann sich die Regulation des Lernens verbessern, weil sich damit zeigt, wo es sich lohnt, freie Ressourcen zu investieren und so die eigene Leistung gezielt zu steigern (Pintrich 2000; Zimmerman 2000). *Metakognition* als Metakonstrukt umfasst verschiedene Komponenten der Selbstregulation. Pintrich (2000) verweist hier auf das implizite Bewusstsein von Aspekten des eigenen Selbst, der Aufgabe und des Kontexts. *Aufmerksamkeit* bezieht sich auf das Ausmaß, in dem Lernende in der Lage sind, den kognitiven Fokus aufrecht zu erhalten

und sich während des Lernens zu konzentrieren (Zimmerman 2000). Motivation und Zielsetzung spielen eine wichtige Rolle dabei, die Aufmerksamkeit auf die aufgabenbezogenen Aktivitäten auszurichten (Locke / Latham 2002). Ebenfalls bildet die Auswahl und Nutzung von *Lernstrategien* einen zentralen Mechanismus regulatorischer Kontrolle. Darunter wird die Anwendung von Techniken gefasst, um das Lernmaterial zu verstehen und alle enthaltenen Komponenten miteinander und mit bestehendem Vorwissen zu integrieren (Pintrich 2000). Mit Hilfe von Lernstrategien lassen sich Aufgaben in kleinere Schritte aufteilen und Lernende dabei unterstützen, bedeutsame und kohärente Wissensstrukturen aufzubauen, die im Langzeitgedächtnis gespeichert werden (Rey et al. 2019; Zimmerman 2000). Verfügen Lernende über eine hohe *Ausdauer*, sind sie in der Lage, ein Lernziel auch dann weiterzuverfolgen, wenn das Interesse nachlässt oder Schwierigkeiten auftreten (Elliot / McGregor / Gabele 1999). Hat ein Ziel einen hohen Wert für die Lernenden, beispielsweise das Bestehen des Führerscheins, um mobil und unabhängig zu sein, dann wird es mit größerer Wahrscheinlichkeit auch bei Schwierigkeiten weiterverfolgt, beispielsweise wenn der erste Versuch der Theorieprüfung nicht erfolgreich ausfällt. Dabei hat sich gezeigt, dass Zielsetzung, Selbstwirksamkeit und Feedback eine positive Wirkung auf die Ausdauer besitzen (Bandura 1997; Locke / Latham 2002). Lernende mit stark ausgeprägtem *Zeitmanagement* sind gut in der Lage, sich Zeitpläne zu machen, gezielt Zeit für Lernaktivitäten einzuplanen und die Zeit und Anstrengung zu überwachen, die für die Erfüllung von Aufgabendecklines notwendig ist (Pintrich 2000). Demgegenüber bezeichnet Prokrastination, ein unnötiges und dysfunktionales Aufschieben intendierter Aktivitäten, worunter neben der eigenen Leistungsfähigkeit auch die Gesundheit und das Wohlbefinden leiden (Riediger 2016). In der Forschung wird Prokrastination unter anderem damit erklärt, dass Lernende auf diese Weise zukünftige Enttäuschungen vermeiden wollen (Zimmerman 2000). Mit der *Strukturierung der Umwelt* ist die bewusste Wahl einer lernförderlichen Umgebung verbunden, die möglichst frei von Ablenkungen ist (Pintrich 2000). Dies ist insbesondere in Kontexten, in denen Lernende selbst die Kontrolle über den Umgang mit dem Lernmaterial haben, wie beispielsweise in Onlinekursen, von großer Bedeutung. Die *Suche nach Unterstützung* bei Verständnisschwierigkeiten bildet ebenfalls einen zentralen Regulationsmechanismus und keinesfalls ein Zeichen mangelnder Kompetenz. Ganz im Gegenteil: Fähige Lernende wissen wann, wie und bei wem sie Unterstützung suchen sollten (Pintrich 2000). Im Zusammenhang mit der *Motivation* steht neben dem Interesse am Lernmaterial der erwartete Wert des Lernens. Werden Lernaktivitäten als nur wenig lohnenswert eingeschätzt, besteht wenig Motivation, sie überhaupt zu verfolgen (Schunk / Ertmer 2000). *Emotionskontrolle* soll dazu dienen, lernhinderliche Einflüsse negativer Emotionen während des Lernens zu beschränken (Kanfer / Ackerman & Heggstad 1996). Um in der Lage zu sein, diese auszublenden, eignen sich beispielsweise gezielte Entspannungsübungen (Pintrich 2000). Die eigene *Anstrengung* lässt sich schließlich durch die Überwachung des eigenen Verhaltens und des damit zusammenhängenden Leistungsfeedbacks regulieren (Pintrich 2000).

Das theoretische Modell von Zimmerman (2000) stellt das mit Abstand am häufigsten rezipierte Erklärungsmodell zum Prozess selbstregulierten Lernens dar (Panadero 2017). Charakteristisch werden hier drei Phasen eines fortlaufenden Prozesses differenziert, die eine kontinuierliche Adaption des eigenen Lernverhaltens bedingen (Landmann et al. 2009;

Panadero 2017; Zimmerman 2000). Dabei dient die präaktionale Phase, im Original als *forethought* bezeichnet, dazu, die Aufgabe und situativen Bedingungen zu analysieren und daraus Ziele und dazugehörige Handlungspläne abzuleiten. Hier nehmen die individuellen Selbstwirksamkeitserwartungen (Bandura, 1977) und motivationalen Voraussetzungen der Lernenden Einfluss auf die Aktivierung entsprechender Lernstrategien. Die in dieser Phase definierten Ziele wirken im Sinne einer Referenzgröße, die in späteren Phasen zum Abgleich und der Adjustierung des eigenen Verhaltens dienen. In der aktionalen Phase, von Zimmerman (2000) mit *performance* beschrieben, steht die Ausführung der Lernaufgabe im Fokus, während der eine kontinuierliche Überwachung des Prozesses stattfindet. Eine besondere Rolle spielen dabei die Selbstbeobachtung (Landmann et al. 2009) und damit verbunden die Anwendung von Regulationsmechanismen, um die Ausführung der Aufgabe auch bei auftretenden Schwierigkeiten aufrecht zu erhalten und die zur Verfügung stehende Lernzeit möglichst effektiv zu nutzen (Sitzmann / Ely 2011). Das wesentliche Ziel der postaktionalen Phase, mit *self-reflection* überschrieben, besteht darin, die eigenen Lernergebnisse zu evaluieren, Attributionen des Erfolgs oder Misserfolgs abzuleiten und daraus Schlüsse für das zukünftige Lernverhalten zu ziehen (Panadero 2017). In diesem Zusammenhang bildet die Reflexion über zugrundeliegende Ergebnisursachen und Prozessverläufe eine essentielle Komponente, um notwendige Anpassungen vorzunehmen oder beispielsweise erfolgreiche Strategien des Umgangs mit Herausforderungen nachhaltig zu etablieren (Landmann et al. 2009).

Bei der Planung von Fördermaßnahmen zur Stärkung selbstregulierten Lernens sind drei grundlegende Fragen handlungsleitend (Landmann et al. 2009): Um welche Inhalte soll es gehen? Soll das Ziel eine ganzheitliche Förderung sein, die alle Regulationsphasen betrachtet, oder werden lediglich ausgewählte kognitive, motivationale oder metakognitive Aspekte einzelner Phasen trainiert, beispielsweise die Zielsetzung? Auf welche Altersgruppe bezieht sich die Intervention? In Bezug auf das methodische Vorgehen würde eine direkte Förderung bei den Lernenden selbst ansetzen, beispielsweise indem Schüler*innen darin geschult werden, sich Ziele für das eigene Lernen zu setzen, sich zu motivieren, wenn die Lust zu den Hausaufgaben fehlt oder darin Ablenkungen auszublenden. Bei einer indirekten Intervention optimiert eine gezielte förderliche Gestaltung der Lernbedingungen das Lernverhalten. Dabei ist die Einbindung von Eltern und Lehrkräften als Gestalter*innen der Lernumwelt wichtig. Hinsichtlich der Altersstufe ist zu beachten, dass selbstreguliertes Lernen mit zunehmendem Alter der Lernenden eine immer größere Rolle spielt, weil nicht nur die Komplexität des Lernmaterials steigt, sondern auch die Anforderung, sich Inhalte in Eigenregie anzueignen, an Bedeutung gewinnt. Mit einer möglichst frühen Förderung selbstregulierten Lernens lassen sich günstige Lerngewohnheiten schon von Beginn an etablieren und die Gefahr sinkt, dass Lernende dysfunktionale Lerngewohnheiten entwickeln (Landmann et al. 2009). Wie sich eine solche Förderung möglicherweise durch den Einsatz einer intelligenten Software erreichen lässt, soll im Folgenden exploriert werden.

3. Förderung der Selbstregulation durch KI

Kennzeichnend für das Gebiet der künstlichen Intelligenz (KI) ist der Versuch der Nachbildung intelligenten menschlichen Verhaltens mittels computerbasierter Algorithmen (Wichert 2000).

Ein wichtiges Teilgebiet der KI bildet in diesem Zusammenhang das maschinelle Lernen als Werkzeug zur Mustererkennung, der Ableitung von Vorhersagen sowie der Übertragung von Mustern auf neue Kontexte (Popenici / Kerr 2017). Die Anwendung von KI in Bildungskontexten kann bereits auf rund 30 Jahre Forschungsaktivitäten zurückblicken (Pinkwart 2016). Intelligente tutorielle Systeme (ITS) stellen dabei eine spezifische Form des individuellen, elektronisch unterstützten Lernens dar. Die Inspirationsquelle bildet hier der Dialog mit einer menschlichen Lehrperson nach sokratischem Vorbild. Hinsichtlich der Wirksamkeit reichen solche Systeme mittlerweile beinahe an menschliche Lehrende heran (Kulik / Fletcher 2016). Die Anfänge der ITS reichen zurück bis in die 1970er Jahre und sind untrennbar verbunden mit der Entwicklung computerbasierter Modelle zur Erklärung menschlicher Kognition (Anderson et al. 1995). Von Beginn an zeichnen sich die entstehenden Ansätze durch die Verbindung eines starken kognitionspsychologischen Theoriefundaments mit Methoden der künstlichen Intelligenz aus. Auf diese Weise gelingt es, aus dem Verhalten der Lernenden, beispielsweise welche Inhalte angeklickt wurden, wie lange Inhalte betrachtet wurden, und den erreichten Leistungen in bereitgestellten Lernaufgaben oder Wissenstests, eine optimale Anpassung des Lernmaterials abzuleiten (Corbett / Anderson 1995).

Charakteristisch für die Komplexität solcher Systeme ist das Zusammenwirken von vier zentralen Basiskomponenten: der Wissensdomäne der vermittelten Lerninhalte, des Zustands der Lernenden, des Unterstützungsverhaltens des Systems sowie der Bedienschnittstelle, die Eingaben ermöglicht und Informationen bereitstellt (Nwana 1990). Die Anforderungen an die technische Umsetzung solcher Systeme sind damit extrem hoch, denn sowohl die Ableitung des Zustands der Lernenden als auch die darauf abgestimmte Systemreaktion müssen in Echtzeit erfolgen. Menschliche Lehrpersonen leisten dies häufig intuitiv, technischen Systemen gelingt dies nur auf Basis umfassenden Datenmaterials. Aus diesem Grund ist die Mehrzahl der existierenden Systeme auf die Anwendung in klar strukturierten technischen Lernfeldern wie Mathematik (Ritter et al. 2016) oder Programmiersprachen (Anderson / Conrad / Corbett 1989) beschränkt. Eine Anwendung in domänenübergreifenden Lernfeldern mit der Verortung in institutionalisierten Bildungskontexten fehlt bislang ebenfalls. Eine Synthese des Forschungsstands zeigt ferner den Bedarf einer bildungsbezogenen Perspektive auf die Technikentwicklung, da Bildung zu komplex ist, um allein auf Datenanalyse und Algorithmen reduziert zu werden (Zawacki-Richter et al. 2019).

Dass sich starke Aufmerksamkeitskontrollfertigkeiten förderlich auf die Lernleistung auswirken, konnten beispielsweise Wirzberger und Rey (2018) zeigen. In einer computerbasierten Lernaufgabe wurden mehrfach typische systembezogene Mitteilungen eingeblendet, unter anderem die Information zu einem geplanten Systemupdate. Mit dieser und ähnlichen Unterbrechungen konnten Lernende besser umgehen, wenn sie im zuvor durchgeführten Aufmerksamkeitsstest eine höhere Leistung erzielt hatten. Exekutive Funktionen zielen in solchen Kontexten auf die Inhibition ablenkender Impulse und die top-down Kontrolle der Aufmerksamkeit, hin auf zielrelevante Informationen und weg von ablenkenden Stimuli (Hofmann / Schmeichel / Baddeley 2012). Um diese Funktionen gezielt zu stärken, eignen sich, anknüpfend an Erkenntnisse zur kognitiven Plastizität, kognitive Trainingsansätze (z.B. Karbach / Verhaegen 2014), denen jedoch eine Problematik gemeinsam

ist: die meist unzureichende Sicherstellung des Transfers der erworbenen Fertigkeiten in den Alltag (Smid / Karbach / Steinbeis 2020). Genau an dieser Stelle setzt die computerbasierte, KI-gestützte Software ACTrain (Wirzberger, 2019; Wirzberger et al. 2020a) an und schafft einen generischen Rahmen, um Aufmerksamkeitskontrollfertigkeiten als wichtige Determinante der Selbstregulationskompetenz zu fördern. Lernende können hier domänenübergreifend für vielfältige Szenarien ihres Lern- und Arbeitsprozesses eigene Ziele definieren und damit ihren Alltag in ein mentales Fitnessstudio umwandeln. Als Instrument einer direkten, ganzheitlichen Förderung setzt die Software in allen drei Phasen des selbstregulierten Lernens an: In der präaktionalen Phase können mit Hilfe des Programms eigene Handlungsziele definiert und angestrebte Aktivitäten bis hin zur Ebene verwendeter Programme und Webseiten im Voraus definiert werden (z.B. einen Text zu schreiben unter Nutzung von Textverarbeitungssoftware oder Online-Wörterbüchern). Über die individuelle Festlegung der Dauer der durchgeführten Trainingseinheiten lässt sich der eigene Arbeitsprozess strukturieren und auf diese Weise auch ein intelligentes Pausenmanagement einbinden. Dieses knüpft an etablierte Produktivitätsstrategien an, wie beispielsweise die Pomodoro-Technik (Cirillo 2006), bei der sich längere Phasen fokussierten Arbeitens mit geplanten kurzen Pausen abwechseln. Während der aktionalen Phase unterstützt Feedback zur eigenen Handlung die Überwachung der investierten Ressourcen und zeigt Anpassungsmöglichkeiten im Hinblick auf die zuvor definierten Ziele auf. Reflexionsprozesse in der postaktionalen Phase werden unterstützt durch ein summatives Feedback am Ende einer Trainingseinheit. Dieses bietet die Möglichkeit, die Entwicklung der eigenen Aufmerksamkeitskontrollfertigkeiten im Blick zu behalten und die eigene Produktivität rückblickend einzuschätzen.

Mit dem Einsatz elaborativen Feedbacks bedient sich ACTrain eines mächtigen Werkzeugs, das Lernende beim Erreichen von Lernzielen unterstützen kann (Shute 2008). Im Allgemeinen zeichnet sich Feedback in Lernsituationen dadurch aus, dass Lernende eine Rückmeldung zu vorab gegebenen Antworten oder gezeigtem Verhalten erhalten, welche sich im Detailgrad und Informationsgehalt unterscheiden kann. Neben der schlichten Verifizierung von Antworten, dem Aufzeigen von Fehlern oder korrekten Lösungen umfassen elaboriertere Formen häufig strategische Hinweise, Informationen oder Erklärungen ohne direkten Verweis auf die korrekte Lösung (Shute 2008). Durch die in ACTrain eingebetteten audiovisuellen Mitteilungen wird nicht nur das korrekte Verhalten verifiziert, in diesem Fall das kontinuierliche Fokussieren auf das eigene, zuvor gesetzte Arbeitsziel, sondern auch dessen Wert anschaulich kommuniziert. Damit wird ein metakognitiver Prozess in Gang gesetzt, in dem das eigene Verhalten in Relation zu den damit angestrebten Zielen strategisch reflektiert wird. Inspiriert ist dieser Ansatz vom Prinzip des Reward-Shaping (Ng / Harada / Russell 1999) aus dem Reinforcement Learning (Sutton / Barto 2018), bei dem das Verhalten eines Systems eine als *Reward* bezeichnete positive oder negative Bewertung erhält. Über den daraus resultierenden Lernprozess soll ein vorab definierter Zielzustand erreicht werden. Aufbauend auf diesem Prinzip vermittelt das Feedback in Form eines Punktesystems den Wert der tatsächlich investierten Aufmerksamkeit im Vergleich zum Wert optimaler Aufmerksamkeit (Shenhav / Botvinick / Cohen 2013). Um das summative Feedback am Ende jeder Trainingseinheit zu ermöglichen, kommt ein Kalman-Filter zum Einsatz. Kalman-Filter (z.B. Marchthaler / Dingler

2017) bezeichnen eine Gruppe mathematischer Verfahren, die aus Datenpunkten unter Bereinigung von Messfehlern zugrundeliegende Systemzustände schätzen können. Eingesetzt in ACTrain ermöglicht ein solches Verfahren, aus den Anteilen konzentriert und abgelenkt verbrachter Zeit Rückschlüsse zu ziehen auf die zugrundeliegenden Aufmerksamkeitskontrollfertigkeiten und deren Veränderung über die Zeit hinweg.

Eine Evaluationsstudie im Feld mit einer Stichprobe von 99 Studierenden verglich ACTrain mit einer Placebo-Variante ohne das beschriebene metakognitive Feedback (Wirzberger et al. 2020b). Die teilnehmenden Personen nutzten die Software in ihren alltäglichen Lern- und Arbeitskontexten an sechs von insgesamt acht Tagen der Studie. Von den rund 54 Prozent der Teilnehmenden, die am Ende die Logfiles zur Verfügung stellten, wurden dabei durchschnittlich etwa 18 Trainingseinheiten durchgeführt, mit einer Dauer von jeweils rund 30 Minuten. Die Mehrheit der Teilnehmenden nutzte die Software über den untersuchten Zeitraum hinweg für mindestens 10 Stunden. Dabei zeigte sich, dass durch das Feedback ein fokussierteres Arbeitsverhalten erzielt werden konnte. Ebenfalls wiesen die Daten auf eine intensivere Nutzung der Software in der Bedingung mit Feedback hin, deutlich anhand längerer und häufigerer Trainingseinheiten.

4. KI-gestütztes Training im Lernfeld Schule

Selbstregulation bildet eine wichtige Determinante erfolgreichen Lernens, daher wird der Einbindung des vorgestellten KI-gestützten Trainingsansatzes in das Lernfeld Schule hohe Relevanz zugeschrieben. Diese könnte auf vielfältige Weise erfolgen und besonders eignen sich dazu längere Phasen selbstständiger Arbeit der Schüler*innen. In diesen hat die Lehrperson meist nur wenig Möglichkeiten, direkte Rückmeldung zu geben. Auch erfolgt die Rückmeldung häufig nur zum Endergebnis der Lernphase und nicht zum eigentlichen Lernprozess. Für die Lehrperson verändert sich mit einer solchen Aufgabengestaltung der Arbeitsschwerpunkt: Während sonst die Arbeitsphasen aktiv betreut wurden, tritt sie in diesen nun stärker in den Hintergrund. Über die Software besteht jedoch die Möglichkeit, einen Einblick in die Produktivität der Arbeitsphasen und den dafür investierten Arbeitsaufwand zu erhalten. Treten häufig Arbeitsphasen auf, die weniger produktiv sind, könnte dies beispielsweise auf vorliegende Lernschwierigkeiten oder eine Über- bzw. Unterforderung der Schüler*innen hindeuten (Paas et al. 2003). Der Lehrperson wird es mit diesem Wissen möglich, solche Zustände gezielt zu diagnostizieren und anhand dessen gemeinsam an den zugrundeliegenden Ursachen zu arbeiten. Damit übernimmt die Lehrperson die Funktion der Lernbegleitung, bei der beispielsweise die Analyse und Anpassung von Lernstrategien oder die gezielte Reflexion von Ablenkungsgründen im Fokus stehen. Basierend darauf lassen sich neben Strategien zur Vermeidung von Ablenkungen auch förderliche Wiederaufnahmestrategien bei Aufgabenunterbrechungen erarbeiten (Wirzberger / Russwinkel 2015). Eine mögliche curriculare Einbindung der Software soll im Folgenden anhand von zwei konkreten Entwürfen aufgezeigt werden.

Beispiel 1: Strukturierter Einsatz im Projektunterricht. Eine Gemeinsamkeit über verschiedene Schulsysteme hinweg bildet das Element der Projektwoche. In dieser werden

fächerübergreifende Themen meist auch über verschiedene Klassenstufen hinweg bearbeitet. Charakteristisch ist eine Projektwoche häufig mit einem übergeordneten Thema verknüpft. Ein solcher Rahmen eignet sich gut zur Einführung einer Trainingssoftware wie ACTrain, da zum einen die Lehrperson mehr Zeit dafür hat, bei individuellen Fragen im Umgang mit der Software zu unterstützen. Zum anderen können die Schüler*innen die enthaltene Funktionalität ohne den Druck der Benotung in verschiedenen fachlichen Anwendungskontexten ausprobieren. Die Software kann in der Projektwoche begleitend eingesetzt werden, wobei sich der zeitliche Umfang nach der verfügbaren Ausstattung der Schulen richtet. In den meisten Schulen ist lediglich eine begrenzte Anzahl an Computern oder Laptops vorhanden. Um mehreren Gruppen die Gelegenheit zu ermöglichen, kann die Zeit, welche mit den Geräten zur Verfügung steht, begrenzt sein. Da ACTrain eine flexible zeitliche Strukturierung des eigenen Lern- und Arbeitsprozesses ermöglicht, können auch kürzere Trainingseinheiten eingebunden werden. Im Rahmen einer Projektwoche könnten beispielsweise täglich ein bis zwei Einheiten mit Softwareunterstützung erfolgen, wobei sich die Software sehr vielseitig einsetzen lässt. In einer Projektwoche mit einem naturwissenschaftlichen Thema könnte die themenbezogene Einführung möglicherweise über ein Experiment erfolgen. Den Schüler*innen lässt sich dabei die Aufgabe der Beobachtung übertragen, mit dem Computer verbunden wäre die anschließende Ausarbeitung eines Protokolls. Mit Hilfe von ACTrain kann die Lehrkraft dazu eine Zeit definieren, die für die Aufgabe zur Verfügung steht. Nach deren Ablauf erfolgt eine Rückmeldung, die eine Einschätzung über die eigene Leistungsfähigkeit in der definierten Zeitspanne ermöglicht, und darüber hinaus auch zum Zeitumfang, der für die Fertigstellung der Aufgabe noch benötigt wird. In einer anderen Einheit der Projektwoche könnte beispielsweise eine Rechercheaufgabe auf dem Plan stehen. Für die Lehrkraft besteht hierbei vorab die Anforderung, genau zu überlegen, welche Webseiten sich zur Recherche eignen. Diese können dann vorab gemeinsam mit den Schüler*innen zur Rechercheaktivität in der Software hinzugefügt werden.

Beispiel 2: Intelligentes Ressourcenmanagement in Selbstlernphasen. Die Nutzung der Software kann auch im Regelbetrieb gewinnbringend eingeführt werden. Gerade in den höheren Klassenstufen verlängern sich die Zeitintervalle von Selbstlernphasen zunehmend. In diesen erhalten die Schüler*innen Gelegenheit, sich eigenständig mit einem Thema auseinanderzusetzen. Solche Phasen bergen jedoch ein erhöhtes Ablenkungspotential: Findet die Selbstlernphase im Klassenraum statt, gibt es häufig Störgeräusche, beispielsweise durch Gespräche unter den Sitznachbar*innen. Um in einem solchen Rahmen die Möglichkeit zur kontinuierlichen Überwachung der eigenen Konzentrationsfähigkeit und ggf. notwendiger regulierender Eingriffe zu bieten, kann ACTrain eingesetzt werden. Dafür ist es allerdings notwendig, dass die Lehrperson die Aufgaben in einem für den Computer geeigneten Format bereitstellt. Dies bedeutet beispielsweise, bei Schreibaufgaben die dazu notwendigen Programme zu definieren und einen Zeitrahmen vorzugeben. Für die Lehrperson zeigt sich an dieser Stelle auch der diagnostische Wert der Software, wird so doch evident, wenn eine gestellte Aufgabe in der vorgegebenen Zeit nicht zu bearbeiten ist. Ebenfalls ergibt sich ein großes Potential für die Unterstützung der Hausaufgabenbearbeitung. Im Einklang mit bestehenden schulgesetzlichen Regularien erhöht sich das Hausaufgabenpensum mit zunehmendem Fortschritt in der schulischen Laufbahn von etwa 30 Minuten in der Primarstufe

auf etwa 75 Minuten in der Sekundarstufe I. Diese Zeit sollten Schüler*innen möglichst effektiv in Eigenregie nutzen, darum kann eine entsprechende Kompetenz mit Hilfe von ACTrain schon zu einem frühen Zeitpunkt aufgebaut, unterstützt und verbessert werden. Korrespondierend zu dem mit steigender Expertise abnehmendem Unterstützungsbedarf (Rey / Buchwald 2011) könnten Lehrpersonen in der Primarstufe noch sehr genau vorgeben, wieviel Zeit für eine Aufgabe zur Verfügung steht und welche Einstellungen der Software für die Aufgabenbearbeitung passend sind. Mit fortschreitender Anwendung der Software können die Anweisungen zunehmend reduziert werden, um damit einen Entwicklungskorridor hin zum eigenverantwortlichen Zeitmanagement zu schaffen. ACTrain kommt an dieser Stelle die Funktion eines Lerncoachs zu, welcher den Schüler*innen eine Rückmeldung über die absolvierte Leistung gibt, beim Abdriften im Internet oder zu einem Computerspiel an die selbst gesetzte Priorität erinnert oder auf den Bedarf von Pausen aufmerksam macht.

5. Ausblick und Fazit

Situationen wie die aktuelle globale COVID-19 Pandemie und die damit einhergehenden Veränderungen für den Bildungssektor führen uns anschaulich die hohe Relevanz selbstregulierten Lernens vor Augen. In einer Welt mit sich stetig wandelnden beruflichen Anforderungen bilden Strategien des lebenslangen Aneignens von Wissen auch jenseits formaler Bildungsstrukturen eine unabdingbare Kernkompetenz. Gleichzeitig durchzieht die Präsenz KI-gestützter Systeme unseren digitalisierten und vernetzten Alltag. Auch wenn bereits eine Vielzahl intelligenter Systeme und Prototypen zur Unterstützung von Lernprozessen existieren, so fehlen doch häufig angemessene Konzepte, die eine nachhaltige Verortung in der Bildungswelt ermöglichen könnten. Die KI-gestützte Software ACTrain stellt ein Beispiel einer intelligenten Technologie dar, die gezielt Prozesse der Selbstregulation in vielfältigen Bildungssituationen anstoßen kann. Dabei soll die Software im Schulkontext die menschliche Lehrkraft nicht ersetzen, sondern vielmehr im Rahmen einer gezielten Lernbegleitung wirksam unterstützen. Erste Pilotbefunde zur Erprobung der Software weisen trotz hoher Ausfallraten in eine vielversprechende Richtung. Ein nächster Schritt, um bestehende Potenziale im Lernfeld Schule zu erproben, besteht nun darin, ACTrain in den skizzierten Szenarien zu testen. Weitere technische Entwicklungsperspektiven liegen aufbauend darauf in einer personalisierten, adaptiven Feedbackgestaltung sowie einer modularen Erweiterung zur gezielten Vermittlung förderlicher Wiederaufnahmestrategien. KI und Pädagogik zusammenbringen – damit kann ein weiterer Schritt auf dem Weg gelingen, unsere Bildungswelt so zu gestalten, dass alle Lernenden ihre Potenziale optimal entfalten können.

6. Danksagung

Die Software ACTrain entstand am Max-Planck-Institut für Intelligente Systeme in Tübingen aus einer Zusammenarbeit des Software Workshops und der Rationality Enhancement Group mit freundlicher Unterstützung durch das CyberValley.

7. Literatur

- Anderson, John R. et al. (1995): Cognitive tutors: Lessons learned. In: *The Journal of Learning Sciences*, 4, 167–207.
- Anderson, John R. / Conrad, F. G. / Corbett, Albert T. (1989): Skill acquisition and the LISP Tutor. In: *Cognitive Science*, 13, 467–506.
- Artelt, Cordula / Demrich, Anke / Baumert, Jürgen (2001): Selbstreguliertes Lernen. In: Deutsches Pisa-Konsortium (Hrsg.): *PISA 2000. Basiskompetenzen von Schülerinnen und Schülern im internationalen Vergleich*, 271–298.
- Bandura, Albert (1997): Self-efficacy: Toward a unifying theory of behavioral change. In: *Psychological Review*, 84, 191–215.
- Cirillo, Francesco (2006): The Pomodoro technique (the Pomodoro).
- Corbett, Albert T. / Anderson, John R. (1995): Knowledge tracing: Modeling the acquisition of procedural knowledge. In: *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 4, 253–278.
- Elliot, Andrew J. / McGregor, Holly A. / Gabele, Shelly (1999): Achievement goals, study strategies, and exam performance: A mediational analysis. In: *Journal of Educational Psychology*, 91, 549–563.
- Hasselhorn, Marcus / Gold, Andreas (2017): *Pädagogische Psychologie. Erfolgreiches Lernen und Lehren* (4. aktualisierte Auflage), Stuttgart.
- Hofmann, Wilhelm / Schmeichel, Brandon J. / Baddeley, Alan D. (2012): Executive functions and self-regulation. In: *Trends in Cognitive Science*, 16 (3), 174–180.
- Kanfer, Ruth / Ackerman, Phillip L. / Heggstad, Eric D. (1996): Motivational skills and self-regulation for learning: A trait perspective. In: *Learning and Individual Differences*, 8, 185–209.
- Karbach, Julia / Verhaegen, Paul (2014): Making working memory work: A meta-analysis of executive control and working memory training in younger and older adults. In: *Psychological Science*, 25, 2027–2037.
- Kulik, James A. / Fletcher, J. D. (2016): Effectiveness of intelligent tutoring systems: A meta-analytic review, *Review of Educational Research*, 86, 42–78.
- Landmann, Meike et al. (2009): Selbstregulation. In: Wild, Elke / Möller, Jens (Hrsg.): *Pädagogische Psychologie*, Heidelberg.
- Locke, Edwin A. / Latham, Gary P. (2002). Building a practically useful theory of goal setting and task motivation: A 35-year odyssey. In: *American Psychologist*, 57, 705–717.
- Marchthaler, Reiner / Dingler, Sebastian (2017): *Kalman-Filter. Einführung in die Zustandsschätzung und ihre Anwendung für eingebettete Systeme*. Berlin.
- Ng, Andrew. Y. / Harada, Daishi / Russell, Stuart (1999): Policy invariance under reward transformations: Theory and application to reward shaping. In: *Proceedings of the 16th Annual International Conference on Machine Learning*, 278–287.
- Nwana, Hyacinth S. (1990): Intelligent tutoring systems: An overview. In: *Artificial Intelligence Review*, 4, 251–277.
- Paas, Fred et al. (2003): Cognitive load measurement as a means to advance cognitive load theory. In: *Educational Psychologist*, 38, 63–71.
- Panadero, Ernesto (2017): A review of self-regulated learning: Six models and four directions of research. In: *Frontiers in Psychology*, 8, 422.

- Pinkwart, Niels (2016): Another 25 years of AIED? Challenges and opportunities for intelligent educational technologies of the future. In: *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 26, 771–783.
- Pintrich, Paul R. (2000): The role of goal orientation in self-regulated learning. In: Boekaerts, Monique / Pintrich, Paul R. / Zeidner, Moshe (Hrsg.): *Handbook of self-regulation*, San Diego, CA, 451–502.
- Popenici, Stefan A. D. / Kerr, Sharon (2017): Exploring the impact of artificial intelligence on teaching and learning in higher education. In: *Research and Practice in Technology Enhanced Learning*, 12, 22.
- Rey, Günter Daniel et al. (2019): A meta-analysis of the segmenting effect. In: *Educational Psychology Review*, 31, 389–419.
- Rey, Günter Daniel / Buchwald, Florian (2011): The expertise reversal effect: Cognitive load and motivational explanations. In: *Journal of Experimental Psychology: Applied*, 17 (1), 33–48.
- Riediger, Michaela (2016): Prokrastination als Coaching-Anliegen. In: *Organisationsberatung, Supervision, Coaching*, 23, 381–390.
- Ritter, Steve et al. (2016): How mastery learning works at scale. In: *Proceedings of the 3rd ACM Conference on Learning@Scale*, 71–79.
- Schunk, Dale H. / Ertmer, Peggy A. (2000): Self-regulation and academic learning: Self-efficacy enhancing interventions. In: Boekaerts, Monique / Pintrich, Paul R. / Zeidner, Moshe (Hrsg.): *Handbook of self-regulation*. San Diego, CA, 631–649.
- Shute, Valerie (2008): Focus on formative feedback. In: *Review of Educational Research* 78, 153–189.
- Shenhav, Amitai / Botvinick, Matthew M. / Cohen, Jonathan D. (2013): The expected value of control: an integrative theory of anterior cingulate cortex function. In: *Neuron*, 79, 217–240.
- Sitzmann, Traci / Ely, Katherine (2011): A meta-analysis of self-regulated learning in the work-related training and educational attainment: What we know and where we need to go. In: *Psychological Bulletin*, 137 (3), 421–442.
- Smid, Claire R. / Karbach, Julia / Steinbeis, Nikolaus (2020): Toward a science of effective cognitive training. In: *Current Directions in Psychological Science*, 29 (6), 531–537.
- Sutton, Richard S. / Barto, Andrew G. (2018): *Reinforcement learning: An introduction* (2. Auflage), Cambridge, MA.
- Weiner, Bernard (1986): *An attributional theory of motivation and emotion*. New York, NY.
- Wichert, Andreas (2000): *Künstliche Intelligenz*. In: *Spektrum Akademischer Verlag* (Hrsg.): *Lexikon der Neurowissenschaft*, Heidelberg.
- Wirzberger, Maria (2019): Pädagogik trifft Psychologie und Informatik. Interdisziplinäre Perspektiven zur Gestaltung intelligenter Bildungstechnologien. In: Höppel, Dagmar (Hrsg.): *Positionen 34/2019. Maria Gräfin von Linden-Preis 2019*, Esslingen, 55–63.
- Wirzberger, Maria et al. (2020a): ACTrain: Ein KI-basiertes Aufmerksamkeitstraining für die Wissensarbeit. In: GfA, Dortmund (Hrsg.): *Frühjahrskongress 2020, Digitaler Wandel, digitale Arbeit, digitaler Mensch?* Dortmund, C.8.8.
- Wirzberger, Maria et al. (2020b): How to navigate everyday distractions: Leveraging optimal feedback to train attention control. In: Denison, Stephanie et al. (Hrsg.): *42nd Annual Meeting of the Cognitive Science Society*, 1736.

- Wirzberger, Maria / Rey, Günter Daniel (2018): Attention please! Enhanced attention control abilities compensate for instructional impairments in multimedia learning. In: *Journal of Computers in Education*, 5, 243–257.
- Wirzberger, Maria / Russwinkel, Nele (2015): Modeling interruption and resumption in a smartphone task: An ACT-R approach. In: *i-com*, 14, 147–154.
- Zawacki-Richter, Olaf et al. (2019): Systematic review of research on artificial intelligence applications in higher education – where are the educators? In: *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 16, 39.
- Zimmerman, Barry J. (2000): Attaining self-regulation: A social cognitive perspective. In: Boekaerts, Monique / Pintrich, Paul R. / Zeidner, Moshe (Hrsg.): *Handbook of self-regulation*, San Diego, CA, 13–39.