Das Gesammelte interpretieren

Educational Data Mining und Learning Analytics

In den allgemeinen Prozess der Digitalisierung sind zunehmend auch die Pädagogik und ihre mediennahen Forschungsbereiche involviert. Dabei entstehen, bei immer mehr Aktionen und Abläufen, zunehmend Bestände maschinenlesbarer Dokumentationen, also eine große Anzahl an Daten. Diese werden nicht nur immer umfangreicheren, sondern darüber hinaus auch rein automatischen Analysen, Steuerungen und Handhabungen überlassen. Völlig neue Einsichten zur Optimierung von Bildungsangeboten können hier unter Einbezug zweier Perspektiven gewonnen werden: einerseits unter der umfassenderen Perspektive von Educational Datamining (EDM) und andererseits unter der stärker auf das individuelle Lernen konzentrierten Sicht von Learning Analytics (LA). Hier zeigen sich ungeahnte Chancen und große Herausforderungen. Dieser Artikel führt in das Themenfeld ein und stellt das Potentiale, aber auch potentielle Gefahren von Datenanalysen im Lehr- und Lernbereich dar.
Autoren: Martin Schön, Martin Ebner

- Datenanalysen sind so alt wie der Computer selbst
- Educational Dataminig (EDM)
- Learning Analytics (LA)
- EDM und LA im Spannungsfeld des Datenschutzes
- Wirkung von EDM und LA auf Unterrichtsgestaltung
- Literatur

Datenanalysen sind so alt wie der Computer selbst

Seit der Errichtung der ersten Rechenzentren gibt es Überlegungen, wie Computerleistung zur Unterstützung und zur Verbesserung von Unterricht verwendet werden könnte. Neben hohen Erwartungen an den Computer als Unterstützung oder als Substitut für die Lehrperson wurde auch über den Einsatz bei ganz spezifischen diagnostischen Problemen geforscht (Brown, 1980). Einen neuen Schub bekam diese Bewegung mit dem Erscheinen von Computern (PC) in den Klassenzimmern (Schön, 1985). Bei diesen Überlegungen ist die leitende Idee: „Computer können viel größere Mengen von Daten speichern als es einzelne Lehrpersonen auch beim bestem Bemühen könnten. Computerprogramme können auch ganz unerwartete Zusammenhänge zwischen Daten der Lernenden und dem Erreichen des Kurszieles aufdecken“ (Educause, 2011). Dies führte zur Entwicklung des Forschungsbereiches Educational Datamining (EDM). In den letzten Jahren kommt der neue Begriff Learning Analytics (LA) hinzu, der durchaus große Überschneidungen mit EDM hat, so dass Göldi (2012) zurecht auf seinem Blog die Frage stellt: „Ist Learning Analytics wirklich neu?“. Dieser Beitrag soll in beide Begriffe einführen, sie voneinander abgrenzen und anhand von Beispielen zeigen, warum dieser Forschungsbereich zukünftig großes Entwicklungspotential hat.

Educational Dataminig (EDM)

Seit den 1980er Jahren wird, mangels eines deutschen Begriffes, das Datensammeln als solches, der Prozess der Auswertung und die Konsequenzen als Datamining bezeichnet. Zusammengefasst geht es dabei im Endeffekt um eine große Anzahl von (zum Teil unspezifisch) erfassten Daten, deren (mögliche) Interpretationen und daraus entstehende Konsequenzen. Geschieht dies im Bildungskontext, redet man seit etwa 1995 von Educational Datamining (nach Romero & Ventura, 2007). Die wachsende Verbreitung der Internetzugänge, die Entwicklungen rund um das Web 2.0 und die damit verbundene erhöhten Interaktivität, die zunehmende Nutzung von sozialen Netzwerken und auch die Tendenz, immer mehr Prozesse mit IT zu bearbeiten, führen dazu, dass fast beliebig Daten gesammelt werden, welche Prozesse, wie beispielweise Arbeitsabläufe von der Einlasskontrolle bis zu den täglichen Abläufen, beschreiben (engl. ‚Big Data‘).

> “
>
> !
>
> Unter Big Data versteht man eine unüberschaubare Anhäufung von Daten durch die Nutzung verschiedenster webbasierter Dienste zu deren Analyse und Interpretation.

Bei der Datensammlung wird die stark unterschiedliche Struktur der Daten deutlich: Viele Prozesse werden mit festen Strukturen protokolliert. Zum Beispiel das Aufrufen einer Webseite und der Kontakt mit der eigenen IP-Adresse, gegebenenfalls das individuelle Authentifizieren, der Aufruf bestimmter Angebote, das Absolvieren von Tests und bestimmte Auswahlen werden in Datenbanken hinterlegt.

Daneben entstehen zunehmend Texte, die häufig per Chat, E-Mail, in Wikis, Blogs und Foren, oder per Upload in verschiedensten Lernumgebungen produziert und ausgetauscht werden. Immer mehr werden unterrichtliche Angebote nicht mehr nur in Präsenzformaten ‚vor Ort‘ (Seminare, Vorlesungen), sondern auch als Telefon- und Videokonferenzen synchron und als Podcasts asynchron durchgeführt. Hier fallen die Verbindungsdaten und entsprechende Aktivitätszeiten als strukturiertes Datenmaterial an, aus denen dem Aktivitätsanteile und Dominanz- oder Partizipationswerte als Charakteristik der Kommunikation abgeleitet werden können. Aus pädagogischer Sicht ist es darüber hinaus selbstverständlich von höchstem Interesse, was inhaltlich vorgefallen ist. Worüber wurde gesprochen, in welchem Zusammenhang? Die automatische Klassifikation und inhaltliche Zuordnung (semantische Analyse) solcher Daten ist ein

ganz eigenes und wesentlich komplexeres Problem und steckt heute noch in den Kinderschuhen (Spies, 2013), wiewohl es schon erste vielversprechende Ansätze gibt (Softic et al., 2010). Noch viel aufwändiger ist die Untersuchung der Bewegungsmuster und der Mimik.

Das Ziel von EDM ist also, aus einer riesigen Datenmenge heraus überschaubare Typen, Profile, Cluster und darauf bezogen typische inhaltsbezogene Abfolgen und auch kritische Werte zu ermitteln. Pädagogisch geht es darum, Muster in den Daten zu erkennen, um daraus notwendige oder empfehlenswerte Handlungen planen zu können. Dies kann im Einzelfall eine Alarmmeldung sein, die sich auf das globale Verhalten (Engagement, Fleiß, Präsenz) bezieht, oder aber im Detail auf Prozesse, bei denen die weiteren Entfaltungsschritte durch Sackgassen, falsche Arbeitstechniken, Routinen oder Kenntnislücken blockiert sind. Zum Einsatz kommen kann dabei ein automatisches adaptives Online-Hilfsangebot oder konkrete Interventionen von Lehrpersonen, die in kritischen Alarmfällen vorgeschlagen werden. Unter einem eher ökonomischen Aspekt werden durch die Kombination verschiedener Verfahren Zusammenhänge zwischen Eingangs- und Prozessparametern und dem jeweiligen Erfolg ermittelt. Dabei wird versucht, Schulungs- und Bildungsmaßnahmen statistisch zu erklären und Prognosen für den Erfolg und auch Misserfolg konkret einzelner Akteure zu berechnen und natürlich auch Erwartungswerte für deren Gesamtheit zu prognostizieren.

> “
>
> !
>
> Das Ziel von Educational Data Mining ist es, aus riesigen Datenmengen überschaubare Typen, Profile, Zusammenhänge, Cluster und darauf bezogen typische Abfolgen, Zusammenhänge und kritische Werte zu ermitteln, um daraus Prognosen zu errechnen und Empfehlungen für sinnvolle pädagogische Handlungen ableiten zu können.

Mit der Einführung des Begriffes „Educational Datamining“ waren und sind natürlich Hoffnungen verbunden, die traditionellen Methoden aus der künstlichen Intelligenzforschung, dem Bereich des Maschinen-Lernen und der Statistik bzw. Mustererkennung zusammenzufassen und im Bildungskontext gezielt einzusetzen (ALMazroui, 2013, 9).

LMazroui (2013) referiert folgende Techniken und Inhaltsbereiche:

- Lokalisierung des Entwicklungsstandes von Individuen und Gruppen, Vorhersagemodelle für Ziele, gewünschte Leistungen: ermittlung des zukünftigen Bedarfs und der Planungsgrundlagen, Ableitungen von Empfehlungen und Feedback für alle Beteiligten
- Modellbildung, Parameterabschätzung für Wahrscheinlichkeitsaussagen, Erzeugung von Gruppen, Clustern mit ähnlichen Eigenschaften und anzunehmenden ähnlichen ‚Behandlungs‘verfahren und Konzeption von Kursen

- Untersuchung der Spuren auf sequentielle und hierarchische Abhängigkeiten, Ursache-Wirkungszusammenhänge, einfache Korrelationen, Ermittlung kritischer Werte/Alarme für Eingriffe
- Einsatz von grafischen Verfahren, um Strukturen in großen Datenmengen zu erkennen (Visualisierung)
- Kontrolle von Ausreißerdaten und Einsatz von Interventionen
- Textanalyse mit noch ungeklärtem Potential
- Ermittlung von Parametern für die Interaktion von Personen in Gruppen und Gruppen untereinander durch Soziale Netzwerkanalysen (SNA)

Differenzierung Datamining und Educational Datamining

Es besteht eine gewisse Nähe zwischen kommerziellem Datamining und EDM: Beim einen geht es darum, Kundinnen und Kunden zu beeinflussen, um mehr Profit zu generieren und damit den Verdienst zu erhöhen. Beim EDM dienen die Daten als Grundlage dafür, Lernerfolge zu ermöglichen und Kompetenzen zu vermitteln. Der Erfolg zeigt sich im kommerziellen Umfeld, indem Kundinnen und Kunden ihre Zufriedenheit mit bestimmten Aktionen bekunden. Im EDM wird ermittelt, welche Aktion mit entsprechendem Fortschritt und der Zielerreichung oder dem Gegenteil zusammenhängt.

In der Praxis des Datamining zeigt sich, dass, ausgelöst von akuten Praxisfragen, Datenmengen untersucht und im Forschungsprozess neue Fragen aufgeworfen werden, die bis dahin gar nicht im Raum standen. Wir könnten so zum Beispiel durch die abweichenden Zeitstempel und damit verbundenen Daten feststellen, dass es bei bestimmten

Lehrpersonen immer und ohne systematischen Grund länger dauert, bis die Klasse online präsent ist. Weiterhin lassen sich zum Beispiel Phänomene abbilden, bei denen spezielle Ziele abseits des vollzogenen Lehrplans ohne das Zutun einer Lehrperson plötzlich erreicht werden.

Andererseits muss hier auch betont werden, dass der praktische Einsatz von EDM in Klassenräumen und Lehrsälen überschaubar ist, was daran liegt, dass die oft hochgesteckten Erwartungen nur bedingt erfüllbar sind – also viel technologischer Einsatz einem vergleichsweise bescheidenem Ergebnis gegenübersteht. Auch heute noch verlassen die meisten Entwicklungen nicht die Forschungslabore.

> “
>
> ?
>
> Denken Sie an Ihre eigene Lernerfahrung. Ließe sich bezogen auf längere Episoden (Schuljahre) Ihr Lernen durch eine systematische Datenerfassung erheblich und nachhaltig optimieren und beschleunigen? Versuchen Sie an einem konkreten Beispiel aus Ihrer Erfahrung darzustellen, welche Daten erhoben werden sollten und wie deren automatisierte Interpretation Ihnen helfen könnte.

Learning Analytics (LA)

Der Begriff Learning Analytics tauchte erstmalig, eingebunden in eine ökonomische Analyse, in der Aufzählung von „key opportunities“ bei John Mitchell und Stuart Costello (2000, 16) auf. Danach dauerte es gut zehn Jahre, bis sich im Umfeld von George Siemens und den Learning Analytics & Knowledge Konferenzen (LAK) ein Konsens herausgebildet hat, unter Learning Analytics das Sammeln von Daten von Lernenden zu verstehen, um deren Lernen unterstützen und den Erfolg prognostizieren zu können: „Learning analytics is the use of intelligent data, learner-produced data, and analysis models to discover information and social connections for predicting and advising people's learning.“ (Siemens, 2010).

Erstes, nachstehendes, Element wird ans Ende der vorherigen Seite gestellt

Seit dem erfährt der Forschungsbereich stetigen Aufschwung, was sich auch in der Nennung des Horizon Report (siehe #zukunft) nachhaltig niederschlägt, in dem von anerkannten Expertinnen und Experten dieser Tätigkeitsbereich als einer der wichtigsten in den nächsten Jahren deklariert wurde (Buckingham Sum, 2012).

> “
>
> !
>
> Learning Analytics ist die Interpretation von lernerinnen- und lernerspezifischen Daten, um individuelle Lernprozesse gezielt zu verbessern. LA stellt dazu dem Lehrpersonal Werkzeuge bereit. Lehrpersonen gelangen so an Informationen, die sie ohne solche Tools eventuell gar nicht einholen könnten, bleiben aber auch im Zentrum des pädagogischen Handelns.

Diese im Merksatz dargestellte Auffassung von LA bedeutet eine gewisse Überlagerung mit dem Forschungsgebiet des EDM, jedoch bleibt bei LA die Lehrperson im Zentrum des pädagogischen Handelns. Nach dieser Definition erhält LA auch einen besonderen Akzent durch das Bemühen, Lernerfolge vorherzusagen und das Lernen zu unterstützen. Duval (2010) bemüht sich um Klärung des Verhältnisses, und akzentuiert sein Interesse am pädagogischen Aspekt des Datensammelns. Seiner Ansicht nach geht es darum, Spuren von Lernenden zu sammeln und für die Verbesserung des Lernens zu verwenden, wobei die Lehrperson (als Lernprozessbegleiter/in) die Interpretation vornehmen soll.

Analog zur Ausbreitung von EDM steigt die Bedeutung von LA in dem Maße, wie im Unterricht das Element des Vortragens immer mehr zurücktritt und die Inhalte, der Content, zunehmend über digitale Prozesse vermittelt werden. Somit erhält LA quasi automatisch eine schnell wachsende

Datenbasis, um die Spuren von Lernprozessen zu verfolgen – ob die Analysen gehaltvoller werden, muss auch weiterhin einer kritischen Beobachtung unterzogen werden. Laut dem U.S. Department of Education & Office of Educational Technology (2012, 5) geht es zukünftig nicht darum, dass alle Lernenden das gleiche Seminar besuchen, die gleichen Hausübungen in gleicher Abfolge erledigen und alles in derselben vorgegebenen Zeit vollziehen. Stattdessen steht die Förderung des Individuums mit Hilfe individueller digitaler Lernunterlagen und anhand individueller Lernprozesse im Mittelpunkt.

Die Stärke von Learning Analytics liegt in der Möglichkeit, feinkörnige Beobachtungen von Prozessen auch mit sehr großen Probandinnen- und Probandenzahlen zu betreiben. Vor dieser Möglichkeit wurden von Forscherinnen und Forschern auch im pädagogischen Feld zur Datenreduktion schon ‚auf Papier' Detaildaten zu Testwerten zusammengefasst und verrechnet, dabei waren viele komplexere Auswertungsverfahren aus Speichergründen auf 50 bis 80 Variablen begrenzt. Es zeichnet sich nun also ab, dass mit den heutigen und zukünftigen technischen Möglichkeiten des Internets und zentralen Datenspeicherungen auf einem sehr differenzierten Niveau individuell gezeichnete Spuren verfolgt werden können.

Hiermit eröffnen sich ganz neue Forschungsfragen und -felder. Die großen Datenmengen erlauben Statistikerinnen und Statistikern sowie anderen fachkundigen Personen gänzlich neue Einblicke. Allerdings soll auch mit Boyd und Crawford (2011, 2) kritisch unter anderem auf das Phänomen der Apophänie, hingewiesen sein. Apophänie meint die Tendenz unserer Wahrnehmung, Muster und Beziehungen auch in gänzlich zufälligen, bedeutungslosen Einzelheiten zu konstruieren – dabei liefern die aufwändigen Verfahren den Forschenden implizit immer ‚irgendwelche' Ergebnisse. Chatti et al. (2012) weisen in ihrem Referenzmodell ebenfalls auf die Komplexität von LA hin, indem sie vier Bereiche benennen, die es zu bedenken gibt: Daten und Umgebungen (Was?), Stakeholder (Wer?), Ziel (Warum?) und die Methoden (Wie?).

> “
>
> ?
>
> Unter welchen Bedingungen fühlen Sie sich als Lehrperson durch LA in Ihrem Umfeld belastet? Worin könnte eine Entlastung liegen?

In der Praxis: Mathetrainer der TU Graz

An der Technischen Universität Graz werden mathematische Trainer entwickelt, die helfen sollen, die mathematische Grundausbildung der Grundschule zu unterstützen. Unter

http://mathe.tugraz.at sind derzeit der Einmal-Eins-Trainer, der Additions- und Subtraktions-Trainer und der mehrstellige Multiplikations-Trainer verfügbar. Alle Ressourcen sind frei zugänglich und können sowohl von Schulen als auch Privatpersonen genutzt werden (Beschreibung siehe Ebner et al., 2013b).

Der an der TU Graz entwickelte Einmal-Eins-Trainer http://einmaleins.tugraz.at) verfügt über einen intelligenten Algorithmus, welcher versucht, den Wissenstand der Lernenden zu ermitteln und danach ein entsprechendes (weder zu leichtes noch zu schwieriges) Beispiel zu präsentieren. Wird ein Beispiel zweimal hintereinander richtig gelöst, wird es als ‚gut gekonnt' markiert. Das Trainer gilt als abgeschlossen, wenn alle Rechnungen gut gekonnt werden. Für die Lehrperson wird eine Übersicht angeboten (siehe Abb. 1), in der genau der Lernstand der Schulkinder nachvollzogen werden kann. Dunkelgrün entspricht gut gekonnt, grün heißt gekonnt, rot meint falsch und grau bedeutet noch nicht zugewiesen. Entscheidend ist aber die Markierung unter der Spalte ‚Skill'. Hier wird in den Ampelfarben markiert, ob eine pädagogische Intervention vorgeschlagen wird:

Der Algorithmus erkennt, wenn über eine längere Periode falsche Lösungen eingegeben werden und stellt dies in der Farbe rot dar, gelb bedeutet, dass in letzter Zeit vermehrt Fehler aufgetreten sind, und grün, dass die einzelnen Lernenden vorankommen, Lernzuwachs verzeichnen. Also auch bei der Signalfarbe grün dürfen Fehler gemacht werden, aber insgesamt ist ein Lernzuwachs zu verzeichnen. Der Einmal-Eins-Trainer verfügt mit Stand August 2013 über mehr als 250000 Einträge von Rechnungen in der Datenbank und ist insofern weltweit einzigartig. Als Ergebnis zeigt sich, dass zum Beispiel die Rechnungen 6*8 und 7*8 eine höhere Fehlerrate aufweisen als die umgekehrten Operation (8*6 und 8*7). Eine mögliche Erklärung ist, dass in der Schulklasse zwar die 6er-Reihe gelernt und automatisiert wird, die Umkehrung aber sehr lange als eigenständige Rechnung der später gelernten 8er-Reihe betrachtet wird.

Abb. 1: Einmal-Eins-Trainer (http://einmaleins.tugraz.at) - Übersi

Abb. 1: Einmal-Eins-Trainer (http://einmaleins.tugraz.at) -
Übersicht über eine Klasse (anonymisiert)

EDM und LA im Spannungsfeld des Datenschutzes

‚Was mit Daten passieren kann, wird passieren'. Dieses Sprichwort der Informatik weist darauf hin, dass Daten sowohl im positiven als auch negativen Sinne interpretiert und ausgewertet werden können. Aus dem Blickwinkel der Forschung besteht selbstverständlich das Bedürfnis, aus analytischen Gründen weiter Daten zu gewinnen. Wird zum Beispiel beim Abruf eines Videos in den Logfiles des Servers aufgezeichnet, ob dabei auch vor- oder zurückgespult wurde oder ob Pausen gemacht wurden, stellt sich Wissenschaftlerinnen und Wissenschaftlern die Frage, ob das Video mit Aufmerksamkeit verfolgt wurde. Dazu werden weitere Datenspuren gesucht oder weitere Systemkomponenten geschaffen, die entsprechende Daten erzeugen (Ebner et al, 2013a). Wenn in der Datenbank sichtbar wird, dass Aufgaben nicht gelöst wurden, steht die Frage im Raum, ob die Fehler nach konzentrierten Überlegungen und vielleicht systematisch durch Anwendung falscher Regeln entstanden sind oder vielmehr zufällig durch oberflächliche Eingabe des Ergebnisses. Mit einem Mikrofon lässt sich ein möglicherweise störender Geräuschpegel ermitteln, mit einer Kamera gelingt es, Gesichtsausdrücke zu bestimmen. Aus oft ganz unscheinbaren Daten, wie den Zeitstempeln der Beobachtungen, lassen sich allerdings auch ganz andere Untersuchungen betreiben und zum Beispiel Rückschlüsse auf das Unterrichtsverhalten der Lehrpersonen ziehen. Damit stellt sich die Frage, wieweit durch ein solches Setting bei allen Beteiligten der Eindruck einer Überwachung entsteht und sie spezifisch darauf reagieren, also ihr normales Verhalten ändern und womöglich den Einsatz solcher Tools überhaupt sabotieren.

Erstes, nachstehendes, Element wird ans Ende der vorherigen Seite gestellt

Durch das Sammeln von Daten besteht zweifelsfrei ein hoher Anspruch an den Datenschutz. Bei dem Tool, welches hier in der Rubrik ‚### In der Praxis' beschrieben ist, sind die beteiligten Personen über eine beliebige E-Mail-Adresse identifiziert, man kann also nicht wirklich von personenbezogenen Daten sprechen. In einem typischen LMS (Lernmanagmentsystem) verhält sich das ganz anders, im Hinblick auf den Erwerb von Qualifikationen ist eine Authentifizierung der Teilnehmenden obligatorisch. Bei allem Enthusiasmus, der LA entgegen gebracht wird, ist es zwingend nötig, Lehrende und Lernende darüber aufzuklären, welche Daten zu welchem Zweck gespeichert, analysiert und möglicherweise weitergegeben werden. Auch sollten Mechanismen und Sicherheiten eingebaut werden, die es gewährleisten, dass auch später keine missbräuchliche Verwendung stattfindet.

?

Wo sehen Sie Eingriffe in Ihr Persönlichkeitsrecht, wenn in Ihrem Umfeld Daten für LA erhoben werden? Stellen Sie sich dabei in beiden Rollen vor!

Wirkung von EDM und LA auf Unterrichtsgestaltung

Grundsätzlich sollte von der Idee, Prozesse bei Individuen steuerbar zu machen, Abstand genommen werden, nur weil pädagogische Abläufe detailliert erfasst werden können. Dieser sehr technischen Auffassung von Unterrichten wird hier erwidert, dass die Kunst des Unterrichtens im Wesentlichen darin besteht, mit verschiedenen Vorgaben Handlungsräume festzulegen, die den Lernenden individuelle Lernfortschritte ermöglichen. Lernende treffen im Umfeld solcher Angebote subjektive und oft ganz spontane Entscheidungen, Optionen werden eingebunden oder sie weisen aus gänzlich subjektiven Gegebenheiten das Angebot zurück (Hattie, 2013, 2). Die Daten zeigen, Lernen erfolgt im Detail nicht immer stetig, wie es eine vorausbedachte Konstruktion als Ideal vorgibt (Schön et al., 2012, 78-89). Gerade die empirische Beschreibung und Bestätigung dieser praktischen Erfahrung ist ein wichtiges Ergebnis von Detail-Erhebungen, wie sie mit Learning Analytics und Educational Datamining möglich geworden sind. Neue Einsichten über Lehr- und Lernprozesse werden dabei gewonnen, wobei deutlich wird, warum Bildung sich als ein derart komplexer Prozess präsentiert.

Aus rein praktischer Sicht ist auch der Einsatz von LA noch sehr in den Kinderschuhen, so gibt es zwar vereinzelte Berichte über die Analyse im Bereich von Lernumgebungen (Softic et al., 2013), der große Durchbruch steht aber noch aus. Nichtsdestotrotz gehen die Autoren davon aus, dass diese Entwicklung stetig voranschreiten wird.

Es sei hier nochmals ausdrücklich darauf hingewiesen, dass die gewonnenen Daten und eine etwaige anschließende Analyse nicht als unfehlbare Quelle des Wissens anzusehen sind und dass man zu keiner Zeit die kritische Auseinandersetzung vergessen darf. Je umfassender Prozesse automatisiert werden, desto größer ist die Gefahr, dass man sich zu weitgehend auf diese verlässt und Förderansätze vernachlässigt werden.

> “
>
> ?
>
> Planen Sie einen Unterricht mit dem Einmal-Eins-Trainer (http://einmaleins.tugraz.at). Lesen Sie dafür nochmals die Rubrik ,### In der Praxis‘ und überlegen Sie sich die Anweisungen an die Lernenden und wie Sie mit den Ergebnissen umgehen. Vergleichen Sie kritisch diese Möglichkeit mit dem traditionellen Unterricht und halten Sie Vor- beziehungsweise Nachteile

fest.

> “
>
> ?
>
> Besuchen Sie die Webseite http://mathe.tugraz.at und registrieren Sie einen Account. Spielen Sie mit den Programmen und machen Sie bewusste Fehler. Halten Sie fest, ob und wie das Programm darauf reagiert.

Literatur

- ALMazroui, Y. A. (2013). A survey of Data mining in the context of E-learning. In: International Journal of Information Technology & Computer Science (IJITCS), 7(3), 8-18. URL: http://www.ijitcs.com/volume %207_No_3/Yousef+Almazroui.pdf [25-7-2013]
- Boyd, D.; Crawford, K. (2011). Six Provocations for Big Data. A Decade in Internet Time: Symposium on the Dynamics of the Internet and Society. September 2011. URL: http://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm? abstract_id=1926431 [31-5-2013]
- Brown, J. S., VanLehn, K. (1980). Repair Theory: A generative theory of bugs in procedural skills. In: Cognitive Science, 4, 379-426.
- Chatti, M. A., Dyckhoff, A. L., Schroeder, U. & Thüs, H. (2012). A reference model for learning analytics. Int. J. Technology Enhanced Learning, 4(5/6), 318-331.
- Duval, E. (2012). Learning Analytics and Educational Data Mining. Weblog Artikel http://erikduval.wordpress.com/2012/01/30/learning-analytics-and-educational-data-mining/ [25-7-2013]
- Ebner, M. & Schön, M. (2012). Vortrag von Martin Ebner auf OPCO12, Open Course 16.4.-15.7.2003 http://opco12.de/files/2012/06/Ebner_OPCO_2012.pdf [10.8.2013].
- Ebner, M. & Schön, M. (2013). Why Learning Analytics in Primary Education Matters!. In: Bulletin of the Technical Committee on Learning Technology, 15(2), 14-17.
- Ebner, M.; Wachtler, J. & Holzinger, A. (2013a). Introducing an Information System for successful support of selective attention in online courses. HCI conference 2013, Las Vegas (akzeptiert, in Druck).
- Ebner, M; Neuhold, B. & Schön, M. (2013b). Learning Analytics – wie Datenanalyse helfen kann, das Lernen gezielt zu verbessern. In:A. Hohenstein & K. Wilbers. Handbuch E-Learning. 48. Erg.-Lfg., 1-20.
- Educause (2011). 7 Things You Should Know About First- Generation Learning Analytics. http://www.educause.edu/library/resources/7-things-you-should-know-about-first-generation-learning-analytics [19-8-2013]
- Göldi, S. (2012). Ist Learning Analytics wirklich neu? Weblog Artikel. http://esomea.goeldi.org/?p=62 [2013- 07-25].
- Hattie, J. (2013). Lernen sichtbar machen. Überarbeitete deutschsprachige Ausgabe von „Visible Learning“. Baltmannsweiler: Schneider Verlag GmbH.
- Mitchell, J. & Costello, S. (2000). A Report On International Market Research For Australian VET Online Products And Services. Sydney 2000. www.jma.com.au/upload/pages/marketing-planning/research_2000.rtf [25-7-2013]
- Romero, C. & Ventura, S. (2007). Educational data mining: A survey from 1995 to 2005. In: Expert Systems with Applications, 33, 135-146. http://140.118.5.28/MIS_Notes/Lit_Data.Mining.Applc/2007-Educational %20data%20mining%20A%20survey%20from%201995%20to%202005.pdf [25-7-2013]

- Schön, M. (1985). Computereinsatz im Bemühen um Innere Differenzierung. In: Sonderpädagogik, 85(1), 34-43.
- Schön, M.; Ebner, M. & Kothmeier, G. (2012). It's Just About Learning the Multiplication Table. In: Proceedings of the 2nd International Conference on Learning Analytics and Knowledge, 73-81.
- Siemens, G. (2010). What Are Learning Analytics? Elearnspace, August 25, 2010. http://www.elearnspace.org/blog/2010/08/25/what-are-learning-analytics/ [25.7.2013].
- Softic, S.; Ebner, M.; Mühlburger, H.; Altmann, T. & Taraghi, B. (2010). @twitter Mining #Microblogs Using #Semantic Technologies. In: 6th Workshop on Semantic Web Applications and Perspectives (SWAP 2010), 1- 12.
- Softic, S.; Tarahi, B.; Ebner, M.; De Vocht, L.; Mannens, E. & Van De Walle, R. (2013) Monitoring Learning Activities in PLE Using Semantic Modelling of Learner Behaviour. In: A. Holzinger; M. Ziefle; M. Hitz & M. Debevc (Hrsg.). Human Factors in Computing and Informatis. Berlin/Heidelberg: Springer, 74-90.
- Spies, C. (2013). Textanalyse-Tools für SEO – die semantische Suche kommt. Weblog Artikel http://www.kawumba.de/die-semantische-suche-kommt-textanalysetools-fuer-die-seo-arbeit/ [25-7-2013]
- U.S. Department of Education & Office of Educational Technology (2012). Enhancing Teaching and Learning Through Educational Data Mining and Learning Analytics: An Issue Brief, Washington, D.C. http://www.ed.gov/edblogs/technology/files/2012/03/edm-la-brief.pdf [25-7-2013]