

e-Learning Neue Wege um individuell zu fördern

Feedback und e-Learning

Feedback ist eine der stärksten Einflussgrößen für den Lernerfolg von Studierenden (Hattie & Timperley, 2007). Studierende haben ohne ein entsprechendes Feedback Schwierigkeiten ihren aktuellen Lernstand sowie den noch notwendigen Lernaufwand korrekt einzuschätzen (Hattie, 2013). Dabei stehen vor allem Universitäten vor einer großen Hürde, Studierende ausreichend mit formativen Feedback zu versorgen (Yorke, 2003). Gleichzeitig leiden gerade Studierende in ihren ersten Semestern unter der deutlich anonymeren Betreuungssituation im Vergleich zur Schule (Seery & Donnelly, 2012). Lehrende, wie auch die Institution Universität selbst, stehen deshalb vor der großen Aufgabe diese Informationslücke der Studierenden zu füllen und für ein ausreichendes Angebot an formativem Feedback zu sorgen.

Durch die Auslagerung bzw. die Ergänzung der Präsenzlehre durch elektronische Lernangebote kann nur oberflächlich eine Abhilfe geschaffen werden. Denn Studierende erfahren in einem elektronischen Lernangebot ebenfalls nur wenig Unterstützung (Baker, Lindrum, Lindrum, & Perkowski, 2015). Darüber hinaus liefert ein Lern-Management-System (LMS) Lehrenden zu wenige Informationen, um adäquat auf Lernschwierigkeiten der Studierenden reagieren zu können (Baker et al., 2015; Zorrilla, Menasalvas, Marín, Mora, & Segovia, 2005). Als eine erste Maßnahme beginnen einige Universitäten damit automatische Frühwarnsysteme in den Lernangeboten zu implementieren, die Studierende mit entsprechenden Warnungen über „kritisches Studierverhalten“ informieren können (Baker et al., 2015; Fritz, 2011; Macfadyen & Dawson, 2010). Während die Universität automatisierte Verfahren des Educational Data Minings (EDM) auf ihrem LMS laufen lässt, verbleibt so das Ableiten von Maßnahmen ausschließlich auf Seiten der Studierenden. Studierende erfahren zwar, dass ihr Verhalten (Frequentierung, Nutzungsdauer und -art des Lernangebots) kritisch ist, werden aber ohne Informationen darüber zurückgelassen, in welcher Weise sie ihr Lernverhalten ändern müssen. Insbesondere individuelle Rückmeldungen, welche Defizite als nächstes anzugehen sind, werden nicht gemacht.

Das LMSA Kit verschafft Lehrenden den fehlenden Einblick

Das Lern-Management-System Analysis Kit (LMSA Kit) ist eine von uns entwickelte Software, die Lehrende dabei unterstützen soll, die fehlenden Einblicke in das Online-Lernen ihrer Studierenden zu erlangen (Hedtrich & Graulich, in press). Als Datengrundlage werden lediglich die Export-Dateien verwendet, die Lehrende für ihren Kurs in allen gängigen LMS selbstständig erstellen können. Dadurch ist das LMSA Kit unabhängig vom jeweils eingesetzten LMS. Gleichzeitig kann die Software von jedem Lehrenden auf seinem eigenen PC betrieben werden, es werden keine Anpassungen am LMS notwendig und der Einsatz ist nicht von Dritten abhängig.

Ein LMS bietet lediglich summative Bewertungen an, indem erreichte Gesamtpunktzahlen in einzelnen, isolierten Lernkontrollen rückgemeldet werden. Mit dem LMSA Kit kann nun der Lernfortschritt der Studierenden vor dem Hintergrund eines ausgewählten Kriteriums innerhalb des gesamten elektronischen Lernangebots betrachtet werden. Statt die erreichten Punktzahlen in allen Aufgaben einer einzelnen Lernkontrolle zu addieren, werden alle

Aufgaben innerhalb des LMS, die zu einem gemeinsamen Kriterium gehören, gemeinsam betrachtet und ausgewertet. Ein Kriterium kann hierbei eine Aufgabenzusammenstellung unter verschiedenen Gesichtspunkten sein. Es kann sich um eine Zusammenstellung von Aufgaben handeln, die das gleiche Lernziel oder die gleiche zu erwerbende Kompetenz adressieren, oder schlicht das gleiche Thema ansprechen. Für die didaktischen Gesichtspunkte der Aufgabenauswahl ist der Lehrende verantwortlich.

Das LMSA Kit nutzt zur Auswertung der Daten Verfahren des sogenannten Matchmakings verschiedener Online-Spiele. Diese Verfahren werden eigentlich dazu verwendet, um die Fähigkeit einzelner Spieler zu ermitteln, mit dem Ziel möglichst spannende Spiele zwischen ebenbürtigen Gegnern anzusetzen. Sie können für pädagogische Zwecke zweckentfremdet werden, indem statt Spielern Studierende und Aufgaben „gegeneinander spielen“. Die so ermittelte Fähigkeit einer Aufgabe kann als deren Aufgabenwert σ und die Fähigkeit eines Studierenden kann als dessen Fähigkeitswert θ gesehen werden. Die Nutzbarkeit solcher Verfahren für pädagogische Diagnostik konnte bereits unter anderen Einsatzbedingungen gezeigt werden (Pelánek, 2016). Verschiedene Matchmaking-Verfahren sind im LMSA Kit hinterlegt: das ELO Verfahren (Elo, 1978), das vom Weltschachverband genutzt wird, oder verschiedene Weiterentwicklungen davon, wie TrueSkill (Dangauthier, Herbrich, Minka, & Graepel, 2008) oder Glicko (Glickman, 1999).

Pilotierung des LMSA Kits

Um die hinterlegten Verfahren zu testen und zu kalibrieren, wurde auf Daten einer bereits abgeschlossenen Lehrveranstaltung zurückgegriffen. Es handelt sich um 750 Studierende mit Chemie im Nebenfach, die im Wintersemester 2015/16 ein Laborpraktikum belegt haben. Alle Studierende mussten semesterbegleitend elektronische Lernkontrollen absolvieren und bestehen. 240 von ihnen führten die Abschlussprüfung ebenfalls im LMS durch. Die absolvierten Aufgaben konnten in 12 Kriterien, wie „sicheres Arbeiten“, „Verständnis organischer Mechanismen“ etc., zusammengestellt werden. Anschließend wurde die Übereinstimmung der geschätzten Fähigkeiten mit der später gezeigten Klausurleistung verglichen (Abb. 1).

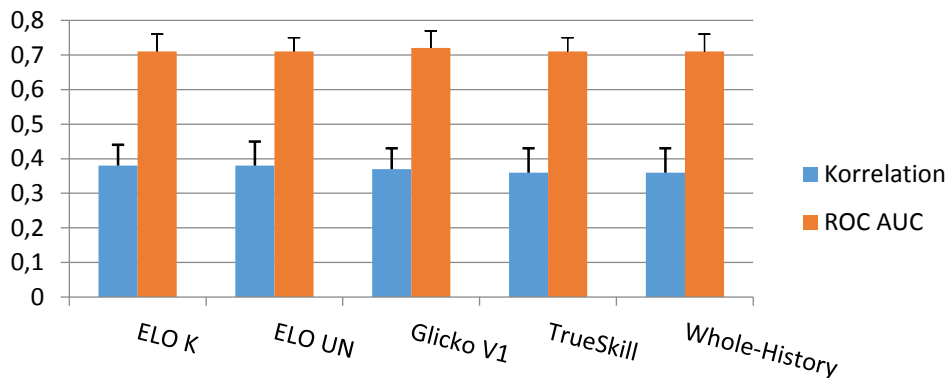


Abb. 1: Übereinstimmung der Prognose mit der tatsächlichen Klausurleistung

Die durchschnittliche Korrelation der Kriterien mit den entsprechenden Klausuraufgaben liegt bei $r \approx 0.37$. Bewerten zwei Personen die gleiche Arbeit so liegt deren Übereinstimmung bei $r = 0.59$ (Liu, Rios, Heilman, Gerard, & Linn, 2016). Da hier die Daten der Lernkontrollen für eine Prognose genutzt wurden, ist ein geringerer Wert nicht verwunderlich. Die kalibrier-

ten Verfahren zeigten eine hinreichend hohe Prognosegüte, um sie als eine Grundlage für weiteres pädagogisches Handeln zu nutzen.

Automatisches Feedback für eine individuelle Förderung

Lehrende sind an einer Universität allerdings kaum in der Lage individuelle Förderangebote für alle Kursteilnehmer anzubieten. Sie benötigen weitere Unterstützung beim Anbieten dieser Fördermaßnahmen und -angeboten. Aus diesem Grund wird das LMSA Kit um den Easy Snippet Feedback Edit (ESF Edit) ergänzt, in ihm kann eine Bauanleitung für die Feedbackgabe erstellt werden. Der ESF Edit ist eine Integrierte Entwicklungsoberfläche (IDE), die für die Anwendungsentwicklung eine visuelle Programmiersprache nutzt. Lehrer müssen also keine Kenntnisse in einer Programmiersprache beherrschen; sie setzen stattdessen grafische Bausteine zusammen, um die Feedbackgenerierung zu beschreiben.

Das System aus LMSA Kit und ESF Edit wurde zunächst in Laborpraktika an unserem Institut einem ersten Praxistest unterzogen (Tab 1.). Die Studierenden erhielten dabei ca. eine Woche vor der Abschlussklausur ein Feedback, das sie über ihre momentane Leistung informierte, welche Entwicklungen in welchen Bereichen noch notwendig sind. Zusätzlich wurden zu jedem Bereich dem jeweiligen Leistungsstand angepasste weitere Lernangebote unterbreitet.

	WiSe 15/16 (n=19)	SoSe 2016 (n=22)	SoSe 2017 (n≈35)
Empfänger (abgerufenes Feedback)	43	48	781 (93)
Nutzen (Allgemein)	1,9	1,8	2,0
Nutzen (Klausurvorbereitung)	3,0	2,7	1,9
Weiteres Feedback	2,0	1,9	1,6

Tab. 1: Ergebnisse der Evaluation des Feedbacksystems („Vergeben Sie Schulnoten.“)

Während der ersten und der zweiten Feedback-Runde wurden sowohl die Modelle des LMSA Kits als auch das Feedback im ESF Edit weiter verbessert, daraus resultiert die leichte Verbesserung der Bewertung. Anschließend konnte das Feedbacksystem in einer großen Lehrveranstaltung getestet werden. Es wurde daher im Sommersemester 2017 im Nebenfachpraktikum getestet, in dem auch schon die Modelle des LMSA Kits getestet und kalibriert wurden. Hier zeigt sich besonders deutlich der Nutzen des Feedbacksystems für die Studierenden, da in einer solchen großen Lehrveranstaltung mit mehr als 700 Teilnehmern keine individuelle Betreuungssituation mehr gegeben ist. Das System kommt den Studierenden zugute, die mit dieser anonymen Lehre im Vergleich zur Schule ihre Schwierigkeiten haben.

Fazit und Ausblick

Gerade in den ersten Semestern haben Studierende besondere Schwierigkeiten mit dem fehlenden, individuellen, formativen Feedback, das sie aus der Schulzeit gewohnt sind. Auch in einem LMS wird ihnen dieses notwendige formative Feedback nur unzureichend bereitgestellt. Dieser Orientierungslosigkeit kann durch die Kombination des LMSA Kits mit dem ESF Edit erfolgreich entgegengewirkt werden. Das LMSA Kit eröffnet Lehrenden einen Einblick in das digitale Lernen ihrer Studierenden. Es lassen sich erstmals zielgerichtete Maßnahmen für die Präsenzphase ableiten. Darüber hinaus erlaubt der ESF Edit die Gabe eines formativen Feedbacks, das den individuellen Bedürfnissen der Studierenden deutlich besser gerecht wird als bisherige Informationsquellen. Eine gezielte, individuelle Förderung wird so erstmals auch in großen Kursen möglich.

Literatur

- Baker, R. S., Lindrum, D., Lindrum, M. J., & Perkowski, D. (2015). Analyzing Early At-Risk Factors in Higher Education eLearning Courses. In O. C. Santos, J. G. Boticario, C. Romero, M. Pechenizkiy, A. Merceron, P. Mitros, M. Desmarais (Eds.), *Proceedings of the International Conference on Educational Data Mining (EDM) (8th, Madrid, Spain, June 26-29, 2015)*, International Educational Data Mining Society, 150–155
- Dangauthier, P., Herbrich, R., Minka, T., & Graepel, T. (2008). TrueSkill Through Time: Revisiting the History of Chess. In J. C. Platt, D. Koller, Y. Singer, & S. T. Roweis (Eds.), *Advances in Neural Information Processing Systems 20*, Curran Associates, Inc., 337–344
- Elo, A. E. (1978). *The rating of chessplayers, past and present*. Batsford chess book: Batsford.
- Fritz, J. (2011). Classroom walls that talk: Using online course activity data of successful students to raise self-awareness of underperforming peers. *The Internet and Higher Education*, 14(2), 89–97
- Glickman, M. E. (1999). Parameter Estimation in Large Dynamic Paired Comparison Experiments. *Journal of the Royal Statistical Society: Series C (Applied Statistics)*, 48(3), 377–394
- Hattie, J., & Timperley, H. (2007). The Power of Feedback. *Review of Educational Research*, 77(1), 81–112
- Hattie, J. (2013). Calibration and confidence: Where to next? *Learning and Instruction*, 24, 62–66
- Hedtrich, S., & Graulich, N. (in press). Crossing Boundaries in Electronic Learning: Combining Fragmented Test Data for a New Perspective on Students' Learning. In *Computer-Aided Data Analysis in Chemical Education Research (CADACER)*. -Advances and Avenues.
- Liu, O. L., Rios, J. A., Heilman, M., Gerard, L., & Linn, M. C. (2016). Validation of automated scoring of science assessments. *Journal of Research in Science Teaching*, 53(2), 215–233
- Macfadyen, L. P., & Dawson, S. (2010). Mining LMS data to develop an “early warning system” for educators: A proof of concept. *Computers & Education*, 54(2), 588–599
- Pelánek, R. (2016). Applications of the Elo rating system in adaptive educational systems. *Computers & Education*, 98, 169–179
- Seery, M. K., & Donnelly, R. (2012). The implementation of pre-lecture resources to reduce in-class cognitive load: A case study for higher education chemistry. *British Journal of Educational Technology*, 43(4), 667–677
- Yorke, M. (2003). Formative assessment in higher education: Moves towards theory and the enhancement of pedagogic practice. *Higher Education*, 45(4), 477–501
- Zorrilla, M., Menasalvas, E., Marín, D., Mora, E., & Segovia, J. (2005). Web Usage Mining Project for Improving Web-Based Learning Sites. In R. Moreno Díaz, F. Pichler, & A. Quesada Arencibia (Eds.), *Computer Aided Systems Theory – EUROCAST 2005: 10th International Conference on Computer Aided Systems Theory*, Las Palmas de Gran Canaria, Spain, February 7 – 11, 2005, Revised Selected Papers, Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 205–210