

Learning Analytics meets Mathematics Teacher Education – Digital geschärfte Einblicke in das Lernverhalten zu Beginn des Lehramtsstudiums

Im Zuge einer fortschreitenden Digitalisierung der Hochschullehre gewinnt die Debatte um die Analyse der in diesem Zusammenhang produzierten Daten in jüngerer Zeit stetig an Relevanz. Durch die Analyse des digital dokumentierten Lernverhaltens, bekannt unter dem Begriffspaar „Learning Analytics“ (Mattox, Martin, & Van Buren, 2016), erscheint die Angabe zuverlässiger Information bzgl. des Lernerfolgs der Studierenden just in time möglich. Im Rahmen dieses Beitrags loten wir diese vielversprechenden Perspektiven anhand von Daten aus, die wir im Zusammenhang mit der Einführungsveranstaltung in die Mathematikdidaktik an der PH Karlsruhe erheben konnten.

Der Entstehungskontext – e:t:p:M@Math

Besagte Lehrveranstaltung wurde nach einem eigens entwickelten Blended Learning Konzept durchgeführt (vgl. Mundt & Hartmann, 2015). Ein Bestandteil des sogenannten e:t:p:M[®] Konzepts (vgl. Hoyer & Mundt, 2014; 2016) ist eine speziell entwickelte Web-App. Diese ermöglicht, neben einer intensiven Interaktion mit audiovisuellen Inhalten, das Aufzeichnen detaillierter Nutzungsdaten. Sowohl die Häufigkeit bestimmter Aktionen (Downloads, Klicks etc.) als auch differenzierte Profile in Bezug auf die Art und Weise der Videonutzung (abspielen, pausieren, spulen etc.) werden, sofern die Studierenden dem zustimmen, gespeichert. Als Web-Analysesoftware kommt dafür eine angepasste Piwik-Installation zum Einsatz.

Da es sich bei e:t:p:M@Math um ein Pilotprojekt handelt, bilden lediglich drei Lerneinheiten, sogenannte „online-Lektionen“, die Datenbasis für die durchgeführte Analyse. Insgesamt haben 101 Studierende der Aufzeichnung und Analyse zugestimmt.

Die Daten

Die folgende Analyse beziehen sich auf einen Datensatz, der 12 Variablen umfasst. Die Variablen lassen sich in drei Bereiche zusammenfassen: Dauer (2), Web-App Interaktionen (5), Videointeraktionen (5).

Das Ziel der Analyse ist es, die Zusammenhänge zwischen allen Variablen zu erkunden und im besten Fall zu (Interaktions-)Profilen zusammenzufassen. Diese, so die langfristige Idee, lassen sich weiter zu Lernprofilen verdichten, indem zusätzliche Erhebungsmethoden, beispielsweise Fragebögen

und/oder Interviews, verwendet werden. Im Rahmen der bisherigen Umsetzung von e:t:p:M@Math wurde das allerdings noch nicht umgesetzt. Um das Ziel erreichen zu können sind jedenfalls multivariate Auswertungsverfahren gefragt, die vergleichsweise unempfindlich bzgl. ihrer Voraussetzungen sind.

Das Auswertungsinstrumentarium

Aus diesem Grund haben wir uns für die Multiple Korrespondenzanalyse (MCA) entschieden. Dabei handelt es sich um ein Verfahren der „Geometrischen Datenanalyse“ (Le Roux, 2014). Einerseits erlaubt die MCA die Analyse von Daten, die nominales oder ordinales Skalenniveau aufweisen, andererseits unterscheidet sie sich in mindestens einem entscheidenden Punkt von gängigen statistischen Alternativen. Im Kern folgt das Verfahren einer „induktiven Philosophie“ (Le Roux & Rouanet, 2010), was eine explorative Ausrichtung mit sich führt. Anstatt Modelle zu prüfen werden diese geometrisch konstruiert. In Abhängigkeit der ausgewerteten Variablen werden hochdimensionale Vektorräume generiert, die durch den Algorithmus der MCA auf wenige Dimensionen projiziert werden. Ein entscheidender Vorteil der Vorgehensweise ist, dass sie sich grafisch interpretieren lässt. Ausgewertet werden demnach primär Diagramme und allenfalls sekundär die numerischen Resultate.

Die Konstruktion des Interaktionsraums

Um eine MCA berechnen zu können muss der Datensatz aufbereitet werden. Da es sich um 12 metrisch skalierte Variablen handelt, gilt es diese zu Kategorien zusammenzufassen. Dadurch erhält man 12 ordinal skalierte Variablen, die sich mithilfe der MCA auf Zusammenhänge untersuchen lassen. Um ein möglichst aussagekräftiges Ergebnis zu erzielen, wurden die Variablen in je vier relativ homogene Kategorien eingeteilt. Diese reichen von „sehr viel/sehr lang“ bis „sehr wenig/sehr kurz“. Da es uns um einen groben Blick auf die Daten geht, wurde darauf verzichtet genaue Häufigkeitsangaben bzgl. der verbrachten Zeit oder den durchgeführten Klicks anzugeben. Eine detaillierte Rekonstruktion und Reproduktion ist über das online verfügbare Analyseskript möglich.¹

Die MCA wurde mithilfe der Statistiksoftware R und den Paketen FactoMineR (Lê, Josse, & Husson, 2008) und factoextra (Kassambara & Mundt, 2017) durchgeführt. Nach Anwendung des Scree-Tests und mit Blick auf die aufgeklärte Gesamtvariant von 86,19% bietet sich eine zweidimensionale

¹ <https://github.com/inventionate/learning-analytics>

Lösung an. D. h., die 12 Variablen können angemessen durch Abbildung 1 beschrieben werden.

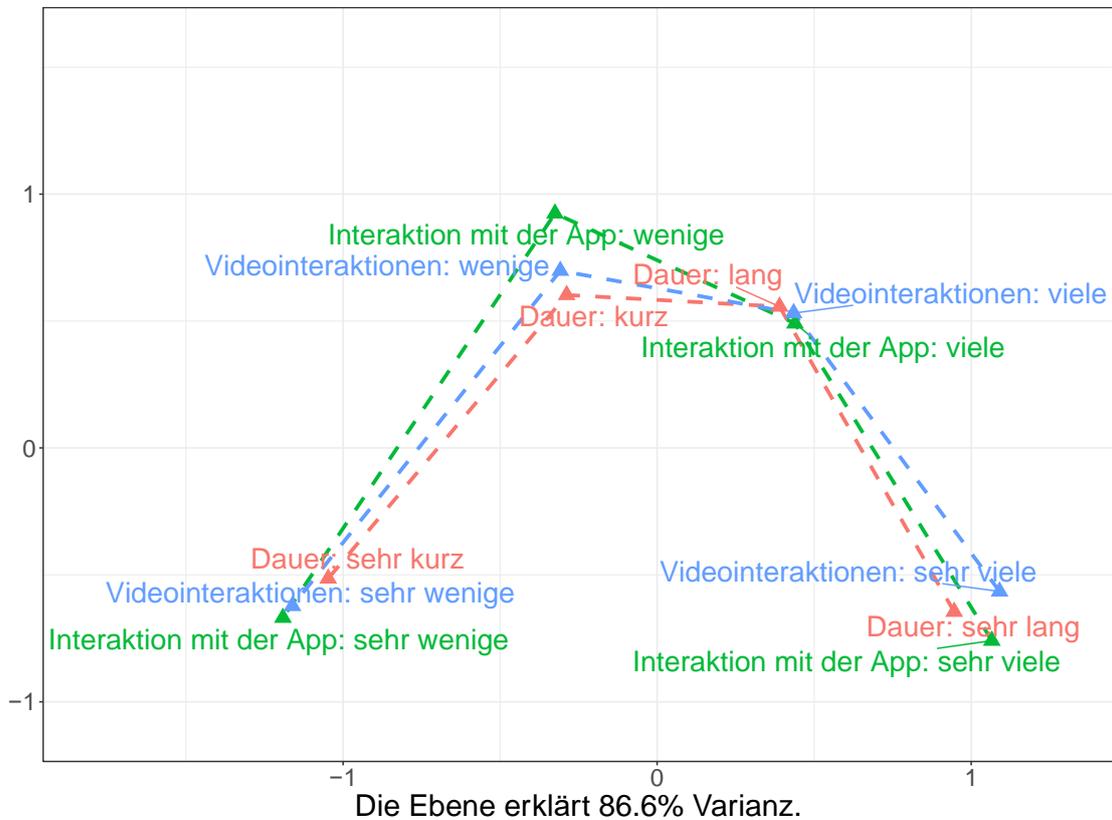


Abbildung 1: Ergebnis der Multiplen Korrespondenzanalyse

Die Visualisierung entspricht einem Biplot. Es werden sowohl die einzelnen Variablen/Kategorien als auch die entsprechenden Individuen/Fälle abgebildet. Um eine größere Übersicht zu erzielen wurden lediglich die Gesamtschwerpunkte der jeweiligen Bereiche geplottet. Die Position der Kategorie „Interaktion mit der App: sehr wenige“ ergibt sich also aus den Positionen der entsprechenden Kategorien der fünf Variablen dieses Bereichs usw. Auffällig ist zum einen, dass die Kategorien aller drei Bereiche annähernd gleich angeordnet sind. Insgesamt ergibt sich daher das Bild einer Parabel. Dieser Effekt lässt sich methodisch begründen, da er die ordinale Struktur der untersuchten Variablen ausdrückt (Franco, 2015). Inhaltlich gewendet macht er deutlich, dass Personen, die mit den Inhalten sehr viel interagiert haben, die App auch wesentlich länger als die anderen Personen besucht haben. Das gilt auch für alle anderen Kategorien. Es lassen sich also vier vergleichsweise scharf separierte Cluster bilden, die mit der Intensität der Interaktionen einhergingen. Mit anderen Worten, es ist nahezu auszuschließen, dass Personen intensiv mit den Videoelementen arbeiten, dafür aber mit anderen Elementen der App eher weniger interagieren. Fokussiert man darüber hinaus die Punkte (Individuen) fällt auf, dass sich insbesondere die Gruppe der sehr

wenig Nutzenden separiert (links unten). Das verweist auf zirka 25% der Studierenden, die den angebotenen online-Lektionen sehr wenig abgewinnen konnten. Im Unterschied hierzu findet sich eine Streuung der Punkte entlang der anderen drei Kategorien statt. Das verweist auf die vergleichsweise intensive und zielgerichtete Nutzung der Angebote, was sich durch die Auswertung der absoluten Häufigkeitsverteilungen bestätigen lässt.

Ausblick

Die bisherigen Analysen konnten das Potential des Ansatzes allenfalls bruchstückhaft wiedergeben. Insbesondere in der Kombination von Interaktionsprofilen mit quantitativen Befragungen und/oder qualitativen Gesprächen eröffnen sich vielversprechende Perspektiven aufschlussreiche Lerngeschichten und -profile zu rekonstruieren. Im Idealfall *just in time*, so dass Lehrende nicht nur Hinweise für die Überarbeitung des Lehr-Lern-Arrangements erhalten, sondern auch unmittelbar auf Lernschwierigkeiten reagieren können. Indem die Analysedaten den Lernenden selbst zur Verfügung gestellt werden, eröffnet das ihnen zudem die Möglichkeit den eigenen Lernprozess kontinuierlich zu reflektieren.

Literatur

- Franco, G. (2015). Multiple correspondence a or several techniques? *Quality & Quantity*, 50(3), 1–19. <http://doi.org/10.1007/s11135-015-0206-0>
- Hoyer, T., & Mundt, F. (2014). e:t:p:M. In K. Rummler (Hg.), *Lernräume gestalten - Bildungskontexte vielfältig denken* (pp. 249–259). Münster.
- Hoyer, T., & Mundt, F. (2016). Den Studienanfang pädagogisch gestalten. In R. Bolle & W. Halbeis (Hg.), *Zur Didaktik der Pädagogik* (Band 6). Jena: Garamond.
- Kassambara, A., & Mundt, F. (2017). *factoextra – Extract and Visualize the Results of Multivariate Data Analyses*. CRAN.
- Le Roux, B. (2014). *Analyse géométrique des données multidimensionnelles*. Paris: Dunod.
- Le Roux, B., & Rouanet, H. (2010). *Multiple Correspondence Analysis*. London: SAGE.
- Lê, S., Josse, J., & Husson, F. (2008). FactoMineR: an R package for multivariate data analysis. *Journal of Statistical Software*, 25(1).
- Mattox, J., Martin, J., & Van Buren, M. (2016). *Learning Analytics*. London: Kogan Page.
- Mundt, F., & Hartmann, M. (2015). Klasse trotz Masse am Studienanfang. In H. Linneweber-Lammerskitten (Hg.), *Beiträge zum Mathematikunterricht 2015*. Münster: WTM.