

Sascha Schanze<sup>1</sup>  
 Andreas Nehring<sup>1</sup>  
 Gunnar Friege<sup>1</sup>  
 Jos Oldag<sup>1</sup>  
 Marvin Roski<sup>1</sup>  
 Tom Bleckmann<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Leibniz Universität Hannover

### **Digitalgestütztes Lernen und Datennutzung: Daten in der naturwissenschaftsdidaktischen Forschung**

Durch die zunehmende Digitalisierung und die wachsende Integration von technologischen Entwicklungen, wie Künstliche Intelligenz (KI), Virtual Reality (VR) oder Eyetracking, werden in der naturwissenschaftsdidaktischen Forschung immer mehr und immer unterschiedlichere Datentypen relevant. „Klassische“ Datentypen, die bspw. aus Paper-Pencil-Tests resultieren, können digital erfasst zusätzliche Informationen liefern, wenn z. B. Zeitstempel oder Bewegung der Augen automatisch aufgezeichnet werden. KI-basierte Methoden vermögen diese unterschiedlichen Datenstrukturen zu kombinieren und auszuwerten, was über menschliche Leistung hinausgeht. Standardisierte Methoden der Lehr-Lernforschung können sinnvoll durch KI ergänzt werden, sodass z.B. individuelle Lernwege im Detail betrachtet und evaluiert werden können oder nutzbar für reale Unterrichtsettings werden, bspw. durch Zeitersparnis.

Auch das Promotionsprogramm LernMINT ([www.lernmint.org](http://www.lernmint.org)) hat sich speziell für die naturwissenschaftlichen Fächer und die Mathematik als Leitfrage gestellt: Wenn in Lehr- und Lernprozessen digitale Daten anfallen, inwiefern kann zukünftig künstliche Intelligenz (KI) für eine Unterstützung dieser Prozesse eingesetzt werden?

Ein Schlüssel für eine zuverlässige Analyse von Lernenden- und Lernprozessdaten ist das Trainieren von Algorithmen mit Vergleichsdaten. Welche Herausforderungen treten aber bei der Analyse unstrukturierter Daten aus offenen Aufgabenformaten und Handlungsabläufen auf, die gerade für tiefergehendes Lernen (Harris, Krajcik, Pellegrino & DeBarger, 2019) relevant sind? Wie und unter welchen Bedingungen kann fachdidaktische Expertise die Analyse unterstützen? Unter diesen Leitfragen werden aus LernMINT exemplarisch Erfahrungen aus den Fächern Chemie und Physik vorgestellt.

#### **LernMINT - Datengestützter Unterricht in den MINT-Fächern**

Möglichkeiten der Digitalen Transformation zur Qualitäts- und Effizienzsteigerung in Schule und Hochschule im Spannungsfeld von Fachdidaktik, Learning Analytics und Datenschutz? Gezielte Entwicklung und fachdidaktische Evaluierung von datengestützten, intelligenten Methoden und deren sinnvolle Einbeziehung in den Unterricht der MINT-Fächer  
 Themenkomplexe:

- (1) Learning-Analytics-Methoden für den MINT-Unterricht,
- (2) Datengestützte Nutzung von Lernpotenzialen,
- (3) Informelles Lernen in Schule und Hochschule,
- (4) Übergang von Schule zu Hochschule,
- (5) Datenschutz, Fairness und Akzeptanz von Learning Analytics.

### **Herausforderungen der Lehr- Lernprozessunterstützung mit unstrukturierten Daten**

Texte, Zeichnungen, Strukturdiagramme wie Concept-Maps Audio- oder Videodaten gehören zum Typ unstrukturierter Daten, die von Computerprogrammen zunächst schwer zu verarbeiten sind. Während bei strukturierten Daten, die z.B. aus Multiple Choice Aufgaben durch ihr eindeutig vorgegebenes Format hervorgehen, sich alle Informationen (z.B. Setzen eines Kreuzes) in eine Datenbank einordnen lassen, muss bei den oben angegebenen offenen Formaten eine Struktur in den Daten zunächst erst entwickelt werden. Bei offenen Texten sind die einzelnen Objekte (Buchstaben, Satzzeichen) zunächst leicht zu identifizieren und einer Syntax (Worte, Sätze) zuzuordnen. In Zeichnungen müssen vergleichbar im ersten Schritt erst einmal einfache Formen, wie Kreise, Quadrate oder Pfeile (sogenannte „Primitive“) identifiziert werden, die in einem zweiten Schritt über immer wieder auftretende vergleichbare Anordnungen größeren zusammenhängenden Clustern zugeordnet werden können. Für eine weitere Bearbeitung im Lernprozess bedarf es dann sowohl bei Texten als auch bei Zeichnungen einer Kontextualisierung, um den Clustern eine Bedeutung zuzuweisen, eine Bewertung vorzunehmen, um daraufhin Informationen in den Lernprozess zurückspielen zu können. In LernMINT wird dieser Prozess durch eine enge Kooperation zwischen Informatik und Fachdidaktik vorgenommen. Das Ziel ist es, Kenntnisse aus der Fachdidaktik z.B. über erwartbare Lernenden-Eingaben so zu nutzen, dass eine hinreichende Genauigkeit der Kontextualisierung auch bei geringen Trainingsdaten erzielt werden kann (s. a. Bertolini, Finch & Nehm, 2021). In den folgenden Abschnitten werden Beispiele aus den Teilprojekten dargestellt.

#### **Beispiel 1: Analyse von Texten und Zeichnungen in Chemieaufgaben**

In diesem Teilprojekt (s.a. Oldag & Schanze in diesem Band) bearbeiten die Lernenden Aufgaben mit unterschiedlichen Antwortformaten: offene Texte oder Reaktionsgleichungen bzw. Zeichnungen in der Regel verbunden mit textlichen Erläuterungen. Die Lernenden werden oft direkt aufgefordert, die Zeichnung auf der submikroskopischen Ebene anzufertigen. *Herausfordernd* bei der Zeichenauswertung ist, dass Primitive wie Kreise, Linien und Pfeile sowie Buchstaben und mathematische Symbole dominieren und immer wieder eine unterschiedliche Bedeutung annehmen können. Kreise können z.B. Atome darstellen oder bereits Repräsentanten für ein Molekül sein (s.a. Tang, Wong & Treagust, 2019).

#### **Beispiel 2: Analyse von Concept Maps in Physikaufgaben**

Bei diesem Teilprojekt (s.a. Bleckmann & Friege in diesem Band) erstellen Lernende basierend auf dem computerbasierten CmapTools Concept Maps zum Thema Mechanik. Unter der Annahme, dass die Lernenden der Regel entsprechend zwei Begriffe mit einem Pfeil in Relation setzen, die dann auch durch die Beschriftung eine Bedeutung erhalten, kann hier von semistrukturierten Daten ausgegangen werden. Eine kleinste zu bewertende Einheit wäre dann eine solche Proposition. *Herausforderungen* sind hier neben unvollständigen Propositionen Rechtschreib- und Grammatikfehler oder die Vermischung lebensweltlicher Ausdrücke mit der Fachsprache.

#### **Beispiel 3: Lernen in der Lernumgebung webbasierten Lernplattform *I3Lern***

In diesem Teilprojekt (s.a. Roski, Hoppe & Nehring in diesem Band) nutzen Lernende eine webbasierte Lernplattform in denen strukturierte Aufgaben eingebunden sind aber auch eine Interaktivität z.B. mit Videos oder interaktiven Lernaufgaben möglich ist. Hier liegt der Fokus

auf der Analyse der individuellen Lernaktivitäten mit dem Ziel der Aussage und Förderung konzeptionellen Wissens. Als unstrukturierte Daten liegen log files vor, die das Verhalten der Lernenden innerhalb der Lernplattform *I<sub>3</sub>Lern* widerspiegeln. *Herausfordernd* ist einerseits die Datenmenge: Jede Interaktion mit *I<sub>3</sub>Lern* führt zu einem Datenpunkt mit jeweils 21 Informationen wie ID des Lernenden, des betrachteten Inhalts, Zeitstempel, Wert der Interaktion etc. Eine zusätzliche Herausforderung liegt in der Bewertung einer Abfolge von Interaktionen, die eine Interpretation der Handlung vornehmen muss: Worauf beruht z.B. eine zügige (Verständnis vs. Trial&Error) oder verzögerte (Nachdenken vs. Ablenkung) Handlung?

### **Einbezug fachdidaktischer Erkenntnisse in die Analyse**

In LernMINT besteht eine große fachdidaktische Expertise für die Entwicklung der Instruktionen. Sie sind bereits so erstellt, dass das Lernverhalten eine Aussage über das (Konzept)Verständnis der Lernenden zum Lerngegenstand zulässt (z.B. Heeg, Hundertmark & Schanze, 2020). Bekannte Analyse- und Diagnoseverfahren sind zuverlässig, in der Regel aber manuell sehr zeitaufwändig und damit für eine unmittelbare Unterstützung im Lernprozess bisher nicht geeignet.

Für die Genauigkeit einer automatisierten Analyse bieten fachdidaktische Entscheidungen, die in die Gestaltung der Lernumgebung einfließen, Potenzial. So können Kontextfaktoren (Thema, Aufgabenstamm) herangezogen werden um einen Raum zu erwartender Objekte bzw. Handlungen aufzuspannen. Das Wissen über (alternative) Konzepte die der Aufgabe potenziell zugrunde liegen kann diesen Erwartungsraum sinnvoll erweitern. Es gilt damit aufgabenübergreifend Kategoriensysteme mit zu erwartbaren Objekten und Handlungen zu bilden, die über das Erkennen des Aufgabenkontexts als potenzielle Filter die Analysegenauigkeit erhöhen lassen. Hinweise zur Aufgabenbearbeitung schränken den Erwartungsraum sinnvoll ein (z.B.: Nutze zur Darstellung das Atommodell nach Dalton, Beachte die Richtung des Pfeils und beschrifte ihn)

Eine andere Option zur Erhöhung der Analysegenauigkeit wäre die konkrete Vorgabe von gängigen Objekten (per Drag&Drop) oder Schlüsselbegriffen und im Falle von *I<sub>3</sub>Lern* geschlossene Aufgaben. Dies schränkt aber auch die Individualität der Lösungen ein, die dann nicht unbedingt ein Abbild des Verständnisses der Lernenden sein müssen.

### **Ausblick: Von der Analyse in kleinen Schritten zum globalen Feedback an Lernende**

Im Fokus einer Unterstützung des Lernprozesses steht oft ein Feedback im Sinne einer Leistungsbewertung. Bei unstrukturierten Daten ist dies maximal in Bezug auf mögliche Referenzergebnisse denkbar und immer noch sehr ambitioniert, wenn das Produkt als Ganzes beurteilt werden soll. Aber bereits im Lernprozess sind Feedback-Möglichkeiten basierend auf der automatisierten Analyse von Handlungen denkbar. So z.B. der Einbau einer Aufforderung, für bereits analysierte aber noch nicht ausreichend spezifizierte Objekte und Handlungen diese zu überprüfen, eine Legende anzufertigen oder im Falle von Concept Maps, Pfeile zu beschriften oder Beschriftungen zu überprüfen. Derartige Unterstützungen reduzieren das Auftreten bekannter Charakteristika (z.B. bei Zeichnungen: alternative Ausdrücke, verwirrende Beschriftung, inkonsistente Größen, inkonsistente Positionen, redundante Informationen, Zhai, He & Krajcik, 2022) und ermöglichen eine Bewertung zumindest auf der Objektebene.

**Literatur**

- Bertolini, R., Finch, S.J. & Nehm, R.H. (2021). Enhancing data pipelines for forecasting student performance: integrating feature selection with cross-validation. *Int J Educ Technol High Educ* 18 (44). <https://doi.org/10.1186/s41239-021-00279-6>
- Harris, C. J., Krajcik, J. S., Pellegrino, J. W., & DeBarger, A. H. (2019). Designing Knowledge-In-Use Assessments to Promote Deeper Learning. *Educational Measurement: Issues and Practice*, 38(2), 53–67. <https://doi.org/10.1111/emip.12253>
- Heeg, J., Hundertmark, S., & Schanze, S. (2020). The interplay between individual reflection and collaborative learning-seven essential features for designing fruitful classroom practices that develop students' individual conceptions. *Chemistry Education Research and Practice*, 21(3), 765–788. <https://doi.org/10.1039/c9rp00175a>
- Tang, K.-S., Won, M., & Treagust, D. (2019). Analytical framework for student-generated drawings. *International Journal of Science Education*, 41(16), 2296–2322. <https://doi.org/10.1080/09500693.2019.1672906>
- Zhai, X., He, P., & Krajcik, J. (2022). Applying machine learning to automatically assess scientific models. *Journal of Research in Science Teaching*, (March), 1–30. <https://doi.org/10.1002/tea.21773>