

Konzept-Lernressourcen-Beziehungen als Unterstützung von Selbstreflexion in einem Learning-Analytics-Werkzeug

Sebastian Gross¹ und Niels Pinkwart¹

Abstract: In diesem Beitrag stellen wir einen mathematischen Ansatz für ein Learning-Analytics-Werkzeug vor, der es ermöglicht, Konzept-Lernressourcen-Beziehungen zu bewerten. Wir haben den Ansatz in einem Lernsystem für die Java-Programmierung prototypisch implementiert. Das Werkzeug nutzt dabei interaktive Visualisierungen, um Nutzer darin zu unterstützen, Lernfortschritte anhand von domänenspezifischen Konzepten und deren Beziehungen zu Lernressourcen nachzuvollziehen und zu reflektieren. Abschließend diskutieren wir, wie das Werkzeug durch zukünftige Erweiterungen zu einem Open Learner Model weiterentwickelt werden kann.

Keywords: Learning Analytics, Werkzeug, Visualisierung, Konzept, Lernressource, Selbstreflexion, Open Learner Model

1 Einleitung

Lernen mithilfe computergestützter Lernsysteme gewinnt in der schulischen, universitären aber auch betrieblichen Aus- und Weiterbildung zunehmend an Bedeutung. Gleichermassen steigt auch die Menge an Informationen und der Bedarf an Analysetechniken und -verfahren, um computergestützte Lernprozesse zu verstehen und zu unterstützen. Learning Analytics hat sich, als noch relative junges Forschungsfeld, als Ziel gesetzt, Daten aus dem Lehr-/Lernkontext zu erfassen, zu analysieren und in interpretierbarer Form darzustellen, um unterschiedlichen Akteuren im Lernen eine Grundlage zur Untersuchung und Interpretation von Lernprozessen zu bilden [Fe12]. Solche Daten repräsentieren (oftmals) Interaktionen zwischen Nutzern und dem Lernsystem und schließen z. B. Aktivitäten, die zum Erreichen eines (selbstgesteckten) Lernziels erforderlich sind, ein. Vor allem in Selbstlernsystemen, die keine oder nur eine geringe Unterstützung durch menschliches Lehrpersonal bieten, sondern in denen der Lerner² eigene Ziele definieren und dessen Erreichen selbstständig kontrollieren muss, ist eine Möglichkeit zur Auseinandersetzung zwischen Lernziel und Lernfortschritt erforderlich.

In diesem Beitrag stellen wir ein Learning-Analytics-Werkzeug vor, das Beziehungen zwischen domänenspezifischen Konzepten³ und Lernressourcen mithilfe interaktiver Visua-

¹ Humboldt-Universität zu Berlin, Institut für Informatik, Unter den Linden 6, 10099 Berlin, {sebastian.gross,niels.pinkwart}@hu-berlin.de

² Aus Gründen der Übersichtlichkeit verwenden wir im gesamten Beitrag die geschlechtsneutrale Form, die sowohl weibliche als auch männliche Lerner einschließt.

³ Wir verwenden den deutschen Begriff „Konzept“ im gesamten Beitrag synonym zu dem englischen Begriff „Concept“, der im Lernkontext eine Abstraktion einer Idee oder eines in sich geschlossenen thematischen Begriffs bezeichnet.

lisierungen darstellt. Das Werkzeug basiert auf einem mathematischen Ansatz zur Bewertung von Konzept-Lernressourcen-Beziehungen und verfolgt das Ziel, den Nutzer zur Selbstreflexion anzuregen, durch die dieser Aktivitäten während der Lernens untersuchen und bewerten kann. Aufbauend auf diesen Bewertungen kann der Nutzer die eigenen Lernziele hinsichtlich Fortschritt bewerten und ggf. neue Lernziele ableiten.

In Abschnitt 2 geben wir zunächst einen Überblick über Ansätze im Bereich der Learning Analytics, Lernende zur Selbstreflexion anzuregen und sie in diesen Prozessen zu unterstützen. Anschließend stellen wir in Abschnitt 3 unseren mathematischen Ansatz für ein Learning-Analytics-Werkzeug vor, das die Beziehung zwischen Konzepten und Lernressourcen bewertet. Abschnitt 4 beschreibt eine prototypische Implementierung des Ansatzes in einem Learning-Analytics-Werkzeugs, das die Beziehung zwischen Konzepten und Lernressourcen unter Berücksichtigung von Lernfortschritten mithilfe interaktiver Visualisierungen darstellt, um eine Unterstützung in Selbstreflexionsprozessen zu bieten. Abschließend geben wir einen Ausblick auf mögliche Erweiterungen des Ansatzes in Abschnitt 5 und ziehen ein Fazit in Abschnitt 6.

2 Werkzeuge zur Förderung von Awareness und Selbstreflexion

Learning Analytics umfassen Methoden und Verfahren, die Anwendung im Lehr-/Lernkontext finden. Ziel dieser Methoden und Verfahren ist dabei, Daten, die z. B. in der Interaktion zwischen Lerner und Lernsystem erfasst werden, zu analysieren, aufzubereiten und in interpretierbarer Form darzustellen [Fe12]. Adressaten sind dabei sowohl Lerner, über die das System Informationen generiert hat, als auch Lehrinstitutionen und -personal, die Informationen über die Nutzer eines Lernsystems erhalten wollen [GD12]. In der Unterstützung von Nutzern in computergestützten Lernsystemen konzentrieren sich Ansätze im Learning Analytics z. B. auf die Darstellung von Informationen, die aus Aktivitäten des Nutzers extrahiert wurden [Ve13, Se12]. Ziel ist hierbei z. B. durch Awarenessmechanismen das Bewusstsein der Nutzer zu stärken oder sie mithilfe von (interaktiven) Visualisierungen zur Selbstreflexion anzuregen, um zukünftige Aktivitäten im Lernen zu optimieren.

ALAS-KA [Ru15] ist eine Erweiterung der Learning Analytics Werkzeuge in der MOOC-Plattform Khan Academy, die zusätzliche Visualisierungen für Lehrpersonal und Lerner bereitstellt. Zu den dargestellten Informationen gehören u. a. Fortschrittsindikatoren (angefangen, Fähigkeit erlangt, abgemüht (engl. struggled)) bei der Bearbeitung von Aufgaben. Santos und Kollegen [Sa13] definierten Badges als Repräsentation unterschiedlichster Aktivitäten im Lehr-/Lernkontext, anhand derer Ziele und Fortschritte der Nutzer einer offenen Lernumgebung ermittelt und dargestellt werden. Mithilfe von Dashboards werde diese Informationen dann dargestellt, um den Nutzer zur Selbstreflexion und zur aktiven Teilnahme in der Lernumgebung anzuregen. SAM (Student Activity Meter) [Go12] ist ein weiteres Visualisierungswerkzeug zur Unterstützung von Selbstreflexion und Awareness, das neben verschiedenen Darstellungen zu Lerneraktivitäten (u. a. ein Tracker, der Logfiles von Twitter analysiert) auch Empfehlungen für (externe) Ressourcen (z. B. Dokumente oder Werkzeuge) bereitstellt. Es basiert dabei auf quantitativen Daten wie z. B. Anzahl und Typ der verwendeten Ressourcen oder der benötigten/verwendeten Zeit.

Die oben genannten Werkzeuge schaffen mithilfe von Visualisierungen für Nutzer eine Grundlage, Lernziele -und Fortschritte in computergestützten Lernarrangements zu reflektieren und Entscheidungen für zukünftige Aktivitäten zu treffen. Dabei stehen im Vordergrund quantitative Informationen oder in sich abgeschlossene Aktivitäten wie z. B. das Lösen einer Aufgabe und das Erstellen von Beiträgen in einem Forum. Es kann jedoch sinnvoller sein, Lernfortschritte qualitativ und über größere Zusammenhänge zu erfassen und zu reflektieren. In unserem Ansatz für ein Learning-Analytics-Werkzeug, welches wir im Folgenden vorstellen, unterstützen wir daher die Reflexion von Lerneraktivitäten, die sich aus Zusammenhänge zwischen Konzepten und Lernressourcen unter Berücksichtigung von Lernfortschritten ableiten lassen.

3 Ansatz zur Bewertung von Konzept-Lernressourcen-Beziehungen

Digitale Lernressourcen stellen einen wichtigen Bestandteil in computergestützten Lernumgebungen dar, mithilfe derer Wissen an Nutzer vermittelt und deren Wissensstand (anschließend) überprüft werden kann. Dabei existieren unterschiedliche Ansätze, die Vermittlung und Überprüfung technisch zu begleiten. Learning Management Systeme stellen Lerninhalte z. B. in Form von (multimedialen) Dokumenten bereit und evaluieren mithilfe automatisierbarer Testverfahren wie z. B. Multiple-Choice-Tests, die Lernfortschritte der Nutzer. Intelligente Systeme wie z. B. Kognitive Tutorensysteme [KC06], die mithilfe künstlicher Intelligenz menschliche Tutoren zu imitieren versuchen, haben ihren Fokus auf der schrittweisen Vermittlung von Wissen mithilfe (fest-)definierter Abläufe. Die Überprüfung erfolgt dabei typischerweise durch modelliertes Domänenwissen, indem der Ist-Zustand mit einem vordefinierten Soll-Zustand verglichen wird bzw. indem der Lernfortschritt anhand sogenannter *Knowledge Components* [So13, S. 130], die kognitive Fähigkeiten (z. B. die Berechnung des Flächeninhalts eines Kreises mithilfe des Radius) beschreiben, nachvollzogen wird. Wie in Abschnitt 2 gezeigt, existieren verschiedene Werkzeuge im Bereich Learning Analytics, die den Lerner bei der Reflexion seiner Lernziele und -fortschritte unterstützen. Diese versuchen jedoch meist, die Fortschritte für in sich abgeschlossene Einheiten wie z. B. Lerninhalte und Themengebiete, die die Bearbeitung mehrerer Lerninhalte erfordern, zu ermitteln. In dem von uns entwickelten Ansatz ermitteln wir die Fortschritte eines Nutzers in Abhängigkeit zu bearbeiteten bzw. erfolgreich gelösten Lernressourcen und setzen diese Fortschritte in Relation zu domänenspezifischen Konzepten. Dabei strukturieren wir diese Konzepte, so dass sich der Lerner die Zusammenhänge der Domäne anhand einer Konzepthierarchie nachvollziehen kann.

Lerninhalte repräsentieren Informationen, die ein Lerner erfassen muss, um ein Verständnis zu einzelnen oder allen Aspekten einer Lerndomäne zu entwickeln. Die Unterteilung bzw. Strukturierung solcher Lerninhalte ist dabei vielfältig und kann in sehr kleinen Einheiten wie das Lösen eines typischen Problems (z. B. Berechnung eines Winkels in einem Dreieck mithilfe von Winkelfunktionen) bis hin zu größeren und großen Zusammenhängen der Domäne wie Themen (z. B. Trigonometrie) oder ganze Themengebiete (z. B. Geometrie) erfolgen. Eine mögliche Einteilung von Lerninhalten ist u. a. auch die Zuordnung von Lerninhalten zu Konzepten. In unserem Ansatz verwenden wir eine hierarchische Anordnung von Konzepten und erweitern diese durch Beziehungen von Konzepten und durch

Lernressourcen repräsentierte Lerninhalte. Auf Grundlage dieser hierarchischen Struktur kann anschließend dargestellt werden, welche Konzepte ein Lerner bereits erfasst hat bzw. welche Konzepte er noch erfassen kann bzw. sollte.

Ausgehend einer sich mit jeder Ebene verfeinernden Strukturierung eines (übergeordneten) Konzept in Subkonzepte, lassen sich Konzepthierarchien ableiten, die eine feingranulare Zuordnung von (Sub-)Konzept zu Lerninhalt ermöglichen. In unserem Ansatz gehen wir dabei von digitalen Lernressourcen aus, die Lerninhalte zu mehreren (Sub-)Konzepten enthalten und repräsentieren können. Die Zuordnung von Konzepten zu Ressourcen kann dabei manuell (z. B. durch Experten) oder automatisch (z. B. durch eine semantische Analyse von Ressourcen) geschehen. Eine offene Frage ist, ob mehrere Konzepte eine Ressource gleichermaßen charakterisieren oder ob eine Ressource unterschiedlich relevant für eine Menge zugeordneter Konzepte sein kann. Bei der automatischen Analyse von Dokumenteninhalten ist ein verbreitetes Maß zur Messung, wie relevant ein Term für ein Dokument ist, das Tf-idf-Maß, das die inverse Dokumenthäufigkeit eines Terms ermittelt. Dadurch wird die Relevanz der Terme, die nur in wenigen Dokumenten auftauchen, höher bewertet als die Relevanz solcher Terme, die in vielen Dokumenten enthalten sind. Allerdings berücksichtigt das Maß nicht, wie häufig ein Term verschiedenen Dokumenten zugeordnet ist. In unserem Ansatz ermitteln wir zunächst die Relevanz einer Lernressource für ein Konzept, wobei einer Ressource mehrere Konzepte zugeordnet werden können und berücksichtigen dabei auch, wie häufig eine Ressource einem Konzept zugeordnet wurde. Angelehnt an das Tf-idf-Maß postulieren wir folgende Annahmen für die Beziehung zwischen Konzepten und Lernressourcen:

- Je seltener ein Konzept einer Ressource zugeordnet wurde, desto höher ist Relevanz der Ressource für eines der zugeordneten Konzepte.
- Je weniger Konzepte einer Ressource zugeordnet wurden, desto höher ist die Relevanz der Ressource für eines der zugeordneten Konzepte.

Unter Berücksichtigung der oben aufgestellten Annahmen stellen wir einen mathematischen Ansatz zur Ausbalancierung von Konzept-Ressourcen-Beziehungen vor, der die Relevanz einer Lernressource für ein Konzept ermittelt. Ausgangspunkt ist zunächst eine binäre Matrix, deren Zeilen m Konzepte und deren Spalten n Ressourcen repräsentieren. Die Einträge bilden ab, ob einer Ressource eine Konzept zugeordnet (1) oder nicht zugeordnet (0) ist.

Im nächsten Schritt werden die Einträge der Matrix alternierend zeilenweise (siehe Abb. 1) und spaltenweise (siehe Abb. 2) normalisiert. Dieses Vorgehen basiert auf dem Algorithmus von Sinkhorn und Knopp [SK67] zur Ausbalancierung von Matrizen. Knight [Kn08] hat gezeigt, dass dieses Verfahren für quadratische nichtnegative Matrizen konvergiert und das Ergebnis doppelt-stochastische Matrizen⁴ sind. Im Fall einer nichtnegativen $m \times n$ -Matrix konvergiert die Matrix zu 1 in der Spalten- und zu $\frac{n}{m}$ in der Zeilensumme. Durch

⁴ Bei einer doppelt-stochastischen Matrix betragen die Spalten- und Zeilensummen eins und die Elemente nehmen Werte zwischen 0 und 1 ein.

die abwechselnde Normalisierung der Zeilen und Spalten, werden die oben postulierten Annahmen erfüllt, indem Einträge von Ressourcen, denen viele Konzepte zugeordnet wurden, abgeschwächt und Einträge von Ressourcen, denen seltener zugeordnete Konzepte zugeordnet wurden, verstärkt werden.

$$x_{i,j} = \frac{x_{i,j}}{\sum_{k=1}^n x_{i,k}}$$

Abb. 1: Zeilenweise Normalisierung: Matrixeintrag wird durch die Zeilensumme dividiert.

$$x_{i,j} = \frac{x_{i,j}}{\sum_{k=1}^m x_{k,j}}$$

Abb. 2: Spaltenweise Normalisierung: Matrixeintrag wird durch die Spaltensumme dividiert.

Das folgende Beispiel demonstriert das Vorgehen exemplarisch anhand von 5 Konzepten und 4 Lernressourcen. Ausgangspunkt ist eine binäre Matrix (dargestellt in Abb. 3). Die Zeilen repräsentieren die Konzepte C1 bis C5, die Spalten die Ressourcen R1 bis R4. Der Ressource R1 sind die Konzepte C1, C2, C4 und C5 zugeordnet.

	R1	R2	R3	R4
C1	1	1	1	0
C2	1	0	1	1
C3	0	0	1	1
C4	1	0	1	0
C5	1	1	1	1

Abb. 3: Binäre Matrix: Zuordnung von Konzept zu Ressource.

Im nächsten Schritt werden die Zeilen und Spalten normalisiert. Abb. 4 stellt die normalisierten Matrizen nach dem ersten Durchlauf, Abb. 5 die normalisierten Matrizen nach Konvergenz dar.

	R1	R2	R3	R4		R1	R2	R3	R4
C1	0,333	0,333	0,333	0	C1	0,2353	0,5714	0,1739	0
C2	0,333	0	0,333	0,333	C2	0,2353	0	0,1739	0,307
C3	0	0	0,5	0,5	C3	0	0	0,2609	0,4615
C4	0,5	0	0,5	0	C4	0,3529	0	0,2609	0
C5	0,25	0,25	0,25	0,25	C5	0,1765	0,4286	0,1304	0,2308

(a) Normalisierung über die Zeilen.

(b) Normalisierung über die Spalten.

Abb. 4: Normalisierung der Zeilen bzw. Spalten (1. Durchlauf).

Das Ergebnis des mathematischen Verfahrens ist eine Matrix, deren Einträge die Relevanz einer Ressource für ein Konzept widerspiegelt. Basierend auf der Relevanzmatrix (siehe Abb. 5b) ist es nun möglich, Lernfortschritte in Relation zu Konzepten zu setzen und aufzuzeigen, welche Konzepte in welchem Umfang bereits erfasst bzw. bearbeitet wurden. Eine konkrete Umsetzung in einem Learning-Analytics-Werkzeugs unter Verwendung des mathematischen Verfahrens stellen wir im folgenden Abschnitt vor.

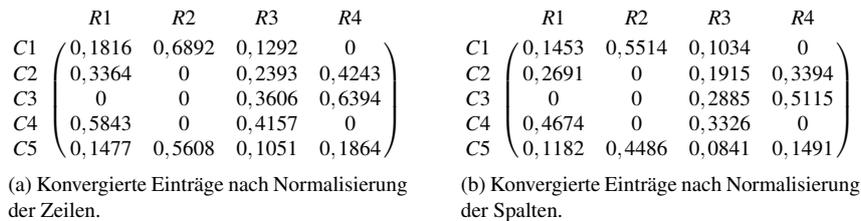


Abb. 5: Konvergierte Einträge nach Normalisierung der Zeilen bzw. Spalten.

4 Prototypische Implementierung

Den in Abschnitt 3 beschriebenen Ansatz haben wir prototypisch in JavaFIT⁵ - einem web-basierten Lernsystem für die Java-Programmierung - implementiert und eingesetzt. Als Grundlage des Ansatzes dienten die ACM Curriculum Guidelines von 2001⁶ zu den Kernthemen der Grundlagen der Programmierung.

Programming fundamentals		
<i>Concept</i>	<i>Description</i>	<i>Associated activities</i>
Data models	Standard structures for representing data; abstract (described by a model) and concrete (described by an implementation) descriptions	Read and explain values of program objects; create, implement, use, and modify programs that manipulate standard data structures
Control structures	Effects of applying operations to program objects; what an operation does (described by a model); how an operation does it (described by an implementation)	Read and explain the effects of operations; implement and describe operations; construct programs to implement a range of standard algorithms
Order of execution	Standard control structures: sequence, selection, iteration; function calls and parameter passing	Make appropriate use of control structures in the design of algorithms and then implement those structures in executable programs
Encapsulation	Indivisible bundling of related entities; client view based on abstraction and information-hiding; implementer view based on internal detail	Use existing encapsulated components in programs; design, implement, and document encapsulated components
Relationships among encapsulated components	The role of interfaces in mediating information exchange; responsibilities of encapsulated components to their clients; the value of inheritance	Explain and make use of inheritance and interface relationships; incorporate inheritance and interfaces into the design and implementation of programs
Testing and debugging	The importance of testing; debugging strategies	Design effective tests; identify and correct coding and logic errors

Abb. 6: Ausschnitt ACM Curriculum Guidelines von 2001.

Ausgehend von den 5 Kernthemen (siehe Abb. 6) haben wir eine hierarchische Struktur erstellt, die, angelehnt an [GLR11] and [LYW05], Konzepte in Subkonzepte verfeinert. Das Kernthema „Datenmodelle“ (engl. data models) gliedert sich z. B. in die Konzepte „Primitive Datentypen“, „Nicht primitive Datentypen“ und „Typumwandlung“. Das Konzept „Primitive Datentypen“ wiederum gliedert sich in die Subkonzepte „boolean“, „char“, „Ganze Zahlen“ und „Gleitkommazahlen“. Anschließend wurden den im System hinterlegten Lernressourcen⁷ solche Subkonzepte zugeordnet, die Blätter des Baums sind, und das in Abschnitt 3 vorgestellte mathematische Verfahren angewandt, um die Relevanz einer Ressource für ein Konzept zu ermitteln.

⁵ <https://javafit.de>

⁶ <http://www.acm.org/education/curricula-recommendations>

⁷ Insgesamt sind im System ca. 100 Lernressourcen (z. B. Videotutorials, Programmieraufgaben und Multiple-Choice-Tests) hinterlegt.

Die daraus resultierenden Relevanzmatrix nutzen wir, um Lernern deren Lernfortschritte (d. h. den Grad der Vollständigkeit eines Konzepts) darzustellen. Dabei wird individuell für einen Lerner der Fortschritt bei der Bearbeitung der im System hinterlegten Lernressourcen ermittelt. Die berechnete Relevanz einer Ressource für ein Konzept dient als Multiplikator. Hat ein Lerner z. B. 8 von 10 Fragen einer Quiz-Ressource korrekt beantwortet und die Relevanz der Ressource für ein Konzept beträgt 0,25, so ergibt sich ein Wert von $0,8 * 0,25 = 0,2$ bzw. 20% für den Lernfortschritt.

Wir haben drei Darstellungen (siehe Abb. 7 und 8) implementiert. Eine Baumansicht visualisiert die Konzepthierarchie. Durch Anklicken eines Knotens wird das entsprechende Konzept in seine Subkonzepte verfeinert. Dabei folgen wir dem Prinzip der Informationsvisualisierung nach Shneiderman [Sh96], nach dem zuerst ein Überblick geschaffen werden soll und Details erst bei Bedarf eingeblendet werden. Außerdem stehen für jeden Konzeptansicht zwei Diagramme zur Verfügung. Das linke Diagramm stellt dar, wie viele der zugeordneten Subkonzepte (siehe Abb. 7) bzw. Lernressourcen (siehe Abb. 8) bereits erfasst bzw. erfolgreich bearbeitet wurden. Das rechte Diagramm stellt für solche Ressourcen, bei denen die Leistung des Lerners gemessen werden kann, dar, wie erfolgreich die Bearbeitung war. Für übergeordnete Konzepte werden dabei die entsprechenden Werte der Subkonzepte aufsummiert und ins Verhältnis zur Anzahl der Subkonzepte gesetzt. Die Visualisierungen sollen den Lerner zur Selbstreflexion über seine Fortschritte und mögliche Lernziele anregen.

5 Zukünftige Erweiterungen

Das vorgestellte Konzept zur Darstellung von Lernfortschritten basierend auf einer hierarchischen Anordnung von Konzepten und Lernressourcen sowie deren Beziehungen zueinander lässt verschiedene Erweiterungen zu.

Gewichtung von Lernressourcen In unserem Ansatz dienen Lernressourcen als Gradmesser für Fortschritte in Lernprozessen. Dazu wird betrachtet, welche Lernressourcen vom Lerner verwendet wurden und, sofern möglich, ob und wie erfolgreich dieser die Ressource bearbeitet hat (in einem Quiz könnte z. B. der prozentuale Anteil korrekter Antworten ermittelt werden). Die Bearbeitung einer Ressource kann dabei einerseits Aussagen über die Art des erlangten oder angewendeten Wissens, als auch über dessen Umfang in Relation zu den enthaltenen Konzepten zulassen. Eine mögliche Gewichtung von Lernressourcen kann daher z. B. über den Typ der Ressource (Videotutorials vermitteln mehr prozedurales Wissen) oder über den Umfang des durch die Ressource repräsentierten Wissens erfolgen. Der in Abschnitt 3 vorgestellte Ansatz könnte so angepasst werden, dass der Ausgangspunkt nicht eine binäre Matrix (siehe Abb. 3) ist, sondern die Einträge die (für jedes Konzept individuelle) Gewichtung widerspiegeln.

Berücksichtigung von Querbeziehungen Im vorgestellten Ansatz (siehe Abschnitt 3) werden bislang nur hierarchische Beziehungen zwischen Konzepten und (Sub-)Konzepten berücksichtigt. Eine weitere Möglichkeit, den Ansatz zu erweitern und somit zu einer genaueren Betrachtung der Zusammenhänge zwischen Konzepten, Lernressourcen und -fortschritten zu gelangen, wäre die Berücksichtigung von Querbeziehungen zwischen

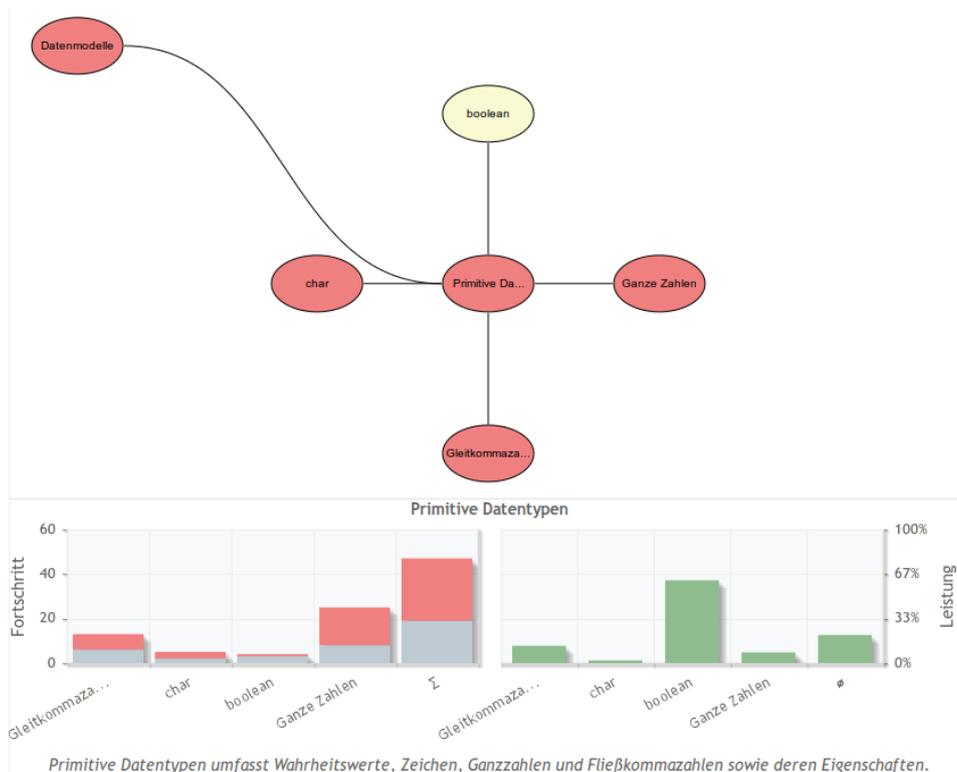


Abb. 7: Die obere Baumdarstellung dient als Navigationshilfe durch die Konzepthierarchie. Die beiden Diagramme stellen für das übergeordnete Konzept „Primitive Datentypen“ den Grad der Vollständigkeit bzw. der Leistung in Relation zu den Subkonzepten dar.

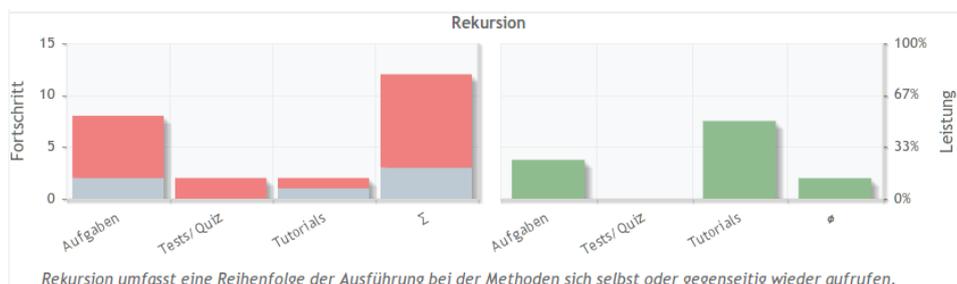


Abb. 8: Die beiden Diagramme stellen für das Konzept „Rekursion“ den Grad der Vollständigkeit bzw. der Leistung in Relation zu den Lernressourcen dar. Lernressourcen sind dabei nach Typen gruppiert (Aufgaben, Test/Quiz, Tutorials).

Konzepten (ähnlich wie es in Concept-Maps Anwendung findet). Diese könnte den Nutzer zusätzlich dabei unterstützen, neue Lernziele abzuleiten, indem dieser, ausgehend von bereits bearbeiteten (Sub-)Konzepten über Querbeziehungen neue Konzepte exploriert, die in

Zusammenhang zu dem bereits bearbeiteten Konzept stehen und somit ggf. eine sinnvolle Fortsetzung des Lernprozesses darstellen.

Awareness- und Empfehlungsfunktionen Der vorgestellte Ansatz stellt in seiner bisherigen Ausprägung dem Nutzer Informationen bei Bedarf zur Verfügung, d. h. der Nutzer muss aktiv die hierarchische Struktur explorieren und die zur Verfügung gestellten Informationen interpretieren und zur Selbstreflexion nutzen. Awareness-Funktionen sind ein verbreiteter Ansatz, um das Bewusstsein eines Nutzers z. B. durch den Vergleich mit anderen Nutzern des Systems zu schärfen und dadurch zu unterstützen. Denkbar wäre, dass z. B. Informationen bereitgestellt werden, welche Konzepte andere Nutzer, im Gegensatz zu dem betroffenen Nutzer, bereits erfasst haben. Darüber hinaus können konkret formulierte Empfehlungen Nutzer darin unterstützen, neue Lernziele abzuleiten, indem z. B. auf Grundlage von Querbeziehungen noch nicht bearbeitete Konzepte als nächstes Lernziel empfohlen werden.

6 Zusammenfassung und Fazit

In diesem Beitrag haben wir einen Ansatz vorgestellt, der auf einem mathematischen Algorithmus basiert, mithilfe dessen die Relevanz einer Lernressource für ein Konzept ermittelt wird. Basierend auf diesen Relevanzbewertungen haben wir ein Learning-Analytics-Werkzeug prototypisch in einem Lernsystem für die Java Programmierung implementiert, das das Ziel verfolgt, den Lerner zur Selbstreflexion anzuregen. Dabei visualisiert das Werkzeug die Beziehungen zwischen Konzepten und Lernressourcen und stellt dem Nutzer dar, welche Konzepte dieser bereits erfasst hat bzw. welche bearbeitet werden sollten.

Unser Werkzeug stellt, im Gegensatz zu anderen Werkzeugen (siehe Abschnitt 2), Lernfortschritte qualitativ unter Berücksichtigung von Konzepten und Lernressourcen dar, wobei die Bearbeitung einer Lernressource mehrere Konzepte betreffen kann. Dadurch ist es dem Lerner möglich, einerseits eigene Fortschritte als auch Beziehungen zwischen verschiedenen Konzepten nachzuvollziehen und aus diesen Zusammenhängen neue Lernziele abzuleiten.

Durch zukünftige Erweiterungen ist es möglich, das Werkzeug zu einem Open Learner Model auszubauen, das sämtliche Informationen, die das System über die Lerner und dessen Aktivitäten erfasst hat, darzustellen und ggf. in Awareness- und Empfehlungsfunktionen zu verwenden.

Literaturverzeichnis

- [Fe12] Ferguson, R.: Learning Analytics: Drivers, Developments and Challenges. *International Journal of Technology Enhanced Learning*, 4(5/6):304–317, Januar 2012.
- [GD12] Greller, W.; Drachsler, H.: Translating Learning into Numbers: A Generic Framework for Learning Analytics. *Journal of Educational Technology & Society*, 15(3):42–57, 2012.
- [GLR11] Ganapathi, G.; Lourdasamy, R.; Rajaram, V.: Towards ontology development for teaching programming language. In: *World Congress on Engineering*. 2011.

- [Go12] Govaerts, S.; Verbert, K.; Duval, E.; Pardo, A.: The Student Activity Meter for Awareness and Self-reflection. In: CHI '12 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems. CHI EA '12, ACM, New York, NY, USA, S. 869–884, 2012.
- [KC06] Koedinger, K. R.; Corbett, A.: Cognitive tutors. The Cambridge handbook of the learning sciences, S. 61–77, 2006.
- [Kn08] Knight, P. A.: The Sinkhorn-Knopp Algorithm: Convergence and Applications. SIAM J. Matrix Anal. Appl., 30(1):261–275, März 2008.
- [LYW05] Lee, M.-C.; Ye, D. Y.; Wang, T. I.: Java learning object ontology. In: Advanced Learning Technologies, 2005. ICAALT 2005. Fifth IEEE International Conference on. IEEE, S. 538–542, 2005.
- [Ru15] Ruiperez-Valiente, J. A.; Munoz-Merino, P. J.; Leony, D.; Kloos, C. D.: ALAS-KA: A learning analytics extension for better understanding the learning process in the Khan Academy platform. Computers in Human Behavior, 47:139 – 148, 2015. Learning Analytics, Educational Data Mining and data-driven Educational Decision Making.
- [Sa13] Santos, J. L.; Charleer, S.; Parra, G.; Klerkx, J.; Duval, E.; Verbert, K.: Evaluating the Use of Open Badges in an Open Learning Environment. In (Hernández-Leo, Davinia; Ley, Tobias; Klamma, Ralf; Harrer, Andreas, Hrsg.): Scaling up Learning for Sustained Impact. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, S. 314–327, 2013.
- [Se12] Serrano-Laguna, A.; Torrente, J.; Moreno-Ger, P.; Fernandez-Manjon, B.: Tracing a Little for Big Improvements: Application of Learning Analytics and Videogames for Student Assessment. Procedia Computer Science, 15:203 – 209, 2012. 4th International Conference on Games and Virtual Worlds for Serious Applications(VS-GAMESâ12).
- [Sh96] Shneiderman, B.: The Eyes Have It: A Task by Data Type Taxonomy for Information Visualizations. In: Proceedings of the 1996 IEEE Symposium on Visual Languages. VL '96, IEEE Computer Society, Washington, DC, USA, S. 336–, 1996.
- [SK67] Sinkhorn, R.; Knopp, P.: Concerning nonnegative matrices and doubly stochastic matrices. Pacific J. Math., 21(2):343–348, 1967.
- [So13] Sottolare, R. A.; Graesser, A.; Hu, X.; Holden, H.: Design Recommendations for Intelligent Tutoring Systems: Volume 1-Learner Modeling, Jgg. 1. US Army Research Laboratory, 2013.
- [Ve13] Verbert, J.; Duval, E.; Klerkx, J.; Govaerts, S.; Santos, J. L.: Learning Analytics Dashboard Applications. American Behavioral Scientist, 2013.