

Offene Concept Maps knacken Validierung eines Algorithmus

Brauchen wir neue Methoden zum Messen von erfolgreichem Lernen?

In unserer Disziplin hat sich eine erfolgreiche Kultur des Messens von Lernerfolg etabliert mit einem Fokus auf dem Erfassen von Fachwissen und Kompetenzen. Messungen entsprechender Variablen sind mit standardisierten Instrumenten gut umsetzbar und können ökonomisch ausgewertet werden.

Komplexe Lerninhalte wie bspw. Socio-Scientific Issues, die zunehmend an Relevanz gewinnen, können zwar auch mit eben jenen Instrumenten beforscht werden, aber eigentlich bedarf es hier der Messung der Vernetzung von Wissen und damit von kognitiven Strukturen, da über reine Fachwissenstests die Komplexität der Probleme nur bedingt erfasst werden kann. Erfolgreiches Lernen lässt sich dann daran erkennen, dass für einen gegebenen Kontext vor allem relevante Konzepte in den kognitiven Strukturen vertreten sind (Mintzes & Quinn, 2007), und dass zwischen diesen Konzepten nur kontextrelevante Verknüpfungen bestehen. Insbesondere treten nur wenige nicht relevante Verknüpfungen auf (Rikers et al., 2000) und die bestehenden Verknüpfungen lassen sich für den jeweiligen Kontext präzise ausformulieren (Schwendemann, 2016).

Stellen wir uns ein anschauliches Modell vor, wie eine kognitive Struktur nach erfolgreichem Lernen in einem komplexen Kontext wie dem Klimawandel aussehen kann: Dann ergibt sich ein Bild aus Konzeptclustern, innerhalb derer eine hohe Verbindungsichte besteht.

Wie erfassen wir kognitive Strukturen bislang?

Zum Erfassen kognitiver Strukturen eignen sich offene Concept-Mapping-Tasks (Graf, 2014). Für die so entstehenden Concept Maps bestehen verschiedene Auswertungsmethoden. Eine Meta-Analyse von de Ries et al. (2022) zeigt hier zwei dominante Linien: qualitative Verfahren für Studien mit kleinen und quantitative Verfahren für Studien mit großen Stichproben. Qualitative Ansätze berücksichtigen den semantischen Inhalt der Maps, sind jedoch nur mit hohem Aufwand auswertbar und für große Stichproben daher nicht ökonomisch umsetzbar. Quantitative Ansätze umfassen verschiedene Methoden. Häufig entsteht dabei ein erheblicher Informationsverlust, etwa wenn nur die Topologie, also der strukturelle Aufbau der Concept Map, statt der semantischen Knoten- und Kantenbeschriftungen analysiert wird. Dadurch sind Aussagen über kognitive Strukturen nur eingeschränkt möglich.

Ziel unseres Projekts ist die Entwicklung und Validierung einer ökonomischen, quantitativen Auswertungsmethode für offene Concept-Mapping-Tasks, die strukturelle und semantische Informationen integriert und den Informationsverlust minimiert.

Der entwickelte Auswertungsalgorithmus und sein aktueller Validierungsstand

Der im Rahmen des Forschungsprojekts entwickelte Concept Map Cluster (CoMaCl) Algorithmus identifiziert Konzeptcluster in Concept Maps aus offenen Concept Mapping tasks (Schuck & Höttecke, 2025). Ein Beispiel für eine solche Clusterstruktur ist weiter unten in Abbildung 2 dargestellt. Nach einer erfolgreichen Validierung durch Expert:innen, aus der

deutlich wurde, dass der Cluster Algorithmus signifikant bessere Cluster Strukturen identifiziert als alternative Cluster Algorithmen, blieb die Frage offen, ob diese gefundenen Clusterstrukturen auch aus Perspektive von Testpersonen sinnvoll sind.

Forschungsfrage

Daher gehen wir in diesem Beitrag der Frage nach:

Inwiefern stellen die von dem entwickelten CoMaCl Algorithmus identifizierten Konzeptcluster sinnvolle Konzeptcluster dar?

Forschungsmethode

Zur Beantwortung der Forschungsfrage wird die Methode der kommunikativen Validierung verfolgt, um durch Testpersonen selbst einschätzen zu lassen, inwiefern eine gefundene Clusterstruktur sinnvoll ist. Hierfür wurde eine Stichprobe aus $n = 20$ wissenschaftlich Mitarbeitenden der Universität Hamburg, EW-Fakultät generiert. Die Testpersonen dieser Stichprobe haben jeweils einzeln an einer Erhebung mit Ablauf, wie in Tabelle 1 dargestellt, teilgenommen. Besonders hervorzuheben bei dieser Erhebung ist die direkte Nähe der kommunikativen Validierung zu der Erhebungssituation durch das schnelle Finden der Cluster Struktur durch den CoMaCl Algorithmus.

Tabelle 1: Tabellarische Darstellung des Ablaufs der Erhebung.

Phase	Dauer	Beschreibung
Training	Ca. 15 min	Schauen von Erklärvideo Erstellen einer Beispiel Concept Map in „CMapTools“
Concept Mapping	30 min	Erstellen einer Concept Map für den Prompt „Was ist der Klimawandel?“
Pause/ Cluster Phase	Ca. 5 min	Pause für Teilnehmende Identifizieren von Clusterstruktur durch CoMaCl
Interview	30-45 min	Erarbeiten von Kriterien: Sinnvolle Cluster-Struktur Bewertung der CoMaCl Cluster-Struktur

Nach der Erhebung liegen Concept Maps der Testpersonen inklusive der Cluster Struktur durch CoMaCl sowie die transkribierte und anonymisierte Aufzeichnung des Interviews für die Analyse vor. Zusätzlich wurde zum Ende jedes Interviews ein Gesamturteil in Form von Schulnoten für die algorithmisch bestimmte Clusterstruktur von den Testpersonen erhoben.

Die Interviews werden mithilfe einer qualitativen Inhaltsanalyse nach Mayring (2015) ausgewertet, um herauszuarbeiten, inwiefern die Testpersonen die gefundenen Cluster in der Clusterstruktur als sinnvoll ansehen, und um aus der Clusterstruktur von CoMaCl eine von den Testpersonen intendierte Clusterstruktur zu konstruieren.

Ergebnisse

In Abbildung 1 ist die Verteilung der vergebenen Gesamturteile für die Clusterstruktur von CoMaCl dargestellt. Deutlich wird eine annähernde Normalverteilung mit Median bei der Note „2-“. Beispielhaft wird in Abbildung 2 eine Concept Map mit entsprechender Clusterstruktur dargestellt, bei der die Testperson als Gesamturteil eine 2- vergeben hat. Zudem ist dort auch die Clusterstruktur dargestellt, die sich aus dem Interview als intendierte Clusterstruktur durch die Testperson ergeben hat.

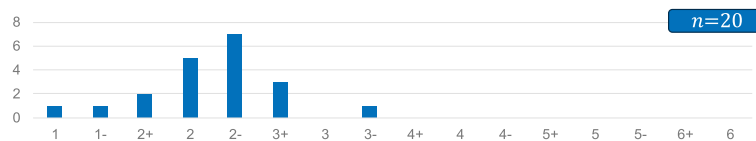


Abb.1: Ergebnisse der Verteilung der Gesamtnoten für die von CoMaCl identifizierte Cluster Struktur.

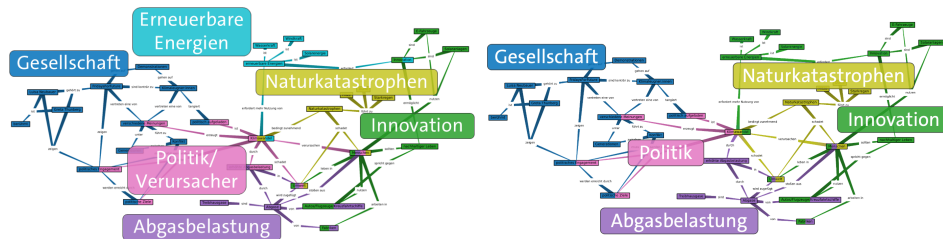


Abb.2: Concept Map mit von CoMaCl identifizierter Cluster Struktur (links) und von Testperson angepasster Cluster Struktur (rechts). Die Beschriftungen für die einzelnen Cluster wurden für beide Varianten von der Testperson vergeben.

Aus dem Abgleich der beiden Clusterstrukturen wird deutlich, dass CoMaCl das blaue Cluster genauso eingeteilt hat, wie die Testperson es auch eingeteilt hätte. Das türkise Cluster mit dem Titel „Energiewende“ hätte die Testperson eher dem grünen „Innovation“ Cluster zugehörig empfunden, hat hier aber eher eine leichte Vorliebe geäußert. Bedeutende Abweichungen ergaben sich für drei Aussagen (Aussage = Begriff+Relation+Begriff), die die Testperson aus dem pinken Cluster in das Cluster „Naturkatastrophen“ bzw. „Abgasbelastung“ zugeordnet hat. Dadurch ergab sich nur für das pinke Cluster eine leicht andere inhaltliche Ausrichtung, die nach der Anpassung rein auf den Inhalt „Politik“ von der Testperson eingeschätzt wurde.

Diskussion

Der Algorithmus erscheint nach aktuellem Stand der Auswertung also grundsätzlich Strukturen zu erzeugen, die im Großteil von den Testpersonen als sinnvoll eingeschätzt werden. Dies äußert sich auch dadurch, dass CoMaCl einen Großteil der Cluster richtig einteilt, zwar Abweichungen vorkommen, diese aber oft die Kernaussagen der Cluster nicht verändern.

Ausblick

Im nächsten Projektschritt untersuchen wir, inwiefern aus den identifizierten Clustern gewonnene Informationen Rückschlüsse auf die Qualität der Concept Map und damit auf die zugrunde liegende kognitive Struktur erlauben. Wir vermuten, dass die Anzahl und Größe der Cluster, clusterübergreifend vorkommende Konzepte sowie die Kontexte einzelner Cluster als Qualitätsindikatoren dienen können. Diese Annahmen bedürfen der empirischen Überprüfung.

Literatur

- de Ries, K. E., Schaap, H., van Loon, A.-A. M. J. A. P., Kral, M. M. H. & Meijer, P. C. (2022). A literature review of open-ended concept maps as a research instrument to study knowledge and learning. *Quality & Quantity*, 56, 73–107.
- Graf, D. (2014). Concept Mapping als Diagnosewerkzeug. In D. Krüger, I. Parchmann, & H. Schecker (Hrsg.), *Methoden in der naturwissenschaftsdidaktischen Forschung* (S. 325–337). Springer Spektrum.
- Mayring, P. (2015). *Qualitative Inhaltsanalyse. Grundlagen und Techniken* (12. überarb. Aufl.). Beltz.
- Mintzes, J. & Quinn, H. J. (2007). Knowledge restructuring in biology: Testing a punctuated model of conceptual change. *International Journal of Science and Mathematics Education*, 5(2), 281–306.
- Rikers, R. M. J. P., Schmidt, H. G. & Boshuizen, H. P. A. (2000). Knowledge encapsulation and the intermediate effect. *Contemporary Educational Psychology*, 25(2), 150–166.
- Schuck, P. & Höttecke, D. (2025). Kognitive Strukturen erheben in Studien mit großen Stichproben: Entwicklung eines Algorithmus. In H. van Vorst (Hrsg.), *51. Jahrestagung der Gesellschaft für Didaktik der Chemie und Physik (GDCP)—Entdecken, lehren und forschen im Schülerlabor* (S. 365–368).
- Schwendimann, B. A. (2016). Comparing expert and novice concept map construction through a talk-aloud protocol. In A. Cañas, P. Reiska, & J. Novak (Hrsg.), *Innovating with Concept Mapping* (S. 16–28). Springer International Publishing.