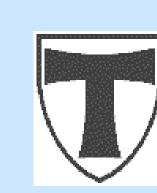
Beurteilung der Validität von Wissensstrukturen durch den Diskrepanzindex



Florian Wickelmaier und Jürgen Heller

¹Department of Acoustics, Aalborg University, 9220 Aalborg, Dänemark ²Abteilung Psychologische Methodik, Justus-Liebig-Universität Gießen, 35394 Gießen, Deutschland



Theorie der Wissensstrukturen

Die Theorie der Wissensstrukturen (Doignon & Falmagne, 1985) bietet einen formalen Rahmen zur Erfassung und effizienten Diagnose des Wissens von Probanden in einem bestimmten Wissensbereich:

- ullet Ein Wissensbereich wird als Menge Q von Aufgaben formalisiert.
- ullet Menge $K\subseteq Q$ aller Aufgaben, die ein Proband lösen kann, kennzeichnet dessen Wissenszustand.
- ullet Eine Wissensstruktur beschreibt die Menge ${\mathcal K}$ der möglichen Wissenszustände.

Aufgrund von Flüchtigkeitsfehlern und/oder Raten wird sich im Allgemeinen das Antwortmuster $R \subseteq Q$ eines Probanden von seinem Wissenszustand K unterscheiden.

Problem: Empirische Validierung einer Wissensstruktur

Wie läßt sich entscheiden, ob eine gegebene Wissensstruktur die empirisch erhobenen Antwortmuster adäquat beschreibt?

Diskrepanzindex

Als Beschreibung der Ahnlichkeit einer Wissensstruktur ${\mathcal K}$ zur Menge ${\mathcal R}$ der Antwortmuster wurde der Diskrepanzindex vorgeschlagen (Kambouri et al., 1994):

ullet Die Ähnlichkeit des Antwortmusters R zum Wissenszustand K ergibt sich durch die symmetrische Mengendifferenz

$$d(R, K) = |(R \setminus K) \cup (K \setminus R)|$$

(Anzahl der R und K unterscheidenden Aufgaben).

- ullet Zu jedem Antwortmuster R bestimmt man die minimale Distanz zu einem der Wissenszustände in der Wissensstruktur ${\mathcal K}$ (bezeichnet mit $d(R,\mathcal{K})$) und betrachtet die sogenannte Diskrepanzfunktion, d.h. die Verteilungsfunktion der minimalen Distanzen über alle Antwortmuster.
- Der Erwartungswert der Diskrepanzfunktion heißt Diskrepanzindex.

Der Diskrepanzindex als Validitätsmaß

Der Diskrepanzindex gibt an, wie stark sich die Antwortmuster im Durchschnitt von den Wissenszuständen unterscheiden: Je größer der Wert, desto schlechter die Anpassung der Wissensstruktur an die Daten. Es stellt sich folgendes Problem:

Ab welchem Wert kann die Wissensstruktur nicht mehr als adäquate Beschreibung der Antwortmuster angesehen werden?

Probabilistische Wissensstrukturen und Diskrepanzindex

Obwohl dem Diskrepanzindex ein rein deterministischer Zusammenhang zwischen der Wissensstruktur und den Antwortmustern zugrundeliegt, lassen sich damit Schätzfunktionen gewinnen für

ullet die Auftretenswahrscheinlichkeit p(K) für jeden Wissenszustand K:

$$\hat{p}(K) = \frac{1}{N} \sum_{\substack{R \in \mathcal{R}:\\ l(R,K) = l(R,K)}} N(R)/\alpha(R), \tag{1}$$

ullet die Fehlerwahrscheinlichkeit eta_q , d. h. die bedingte Wahrscheinlichkeit für eine falsche Antwort bei Aufgabe q, obwohl der Proband die Aufgabe qeigentlich beherrscht:

$$\hat{\beta}_{q} = \frac{\sum_{K \in \mathcal{K}: q \in K} \sum_{\substack{R \in \mathcal{R}: q \notin R \\ d(R,K) = d(R,\mathcal{K})}} N(R)/\alpha(R)}{\sum_{K \in \mathcal{K}: q \in K} \sum_{\substack{R \in \mathcal{R}: \\ d(R,K) = d(R,\mathcal{K})}} N(R)/\alpha(R)},$$
(2)

ullet die Ratewahrscheinlichkeit η_q , d. h. die bedingte Wahrscheinlichkeit für eine richtige Antwort bei Aufgabe q, obwohl der Proband die Aufgabe qeigentlich nicht beherrscht:

$$\hat{\eta}_{q} = \frac{\sum_{K \in \mathcal{K}: q \notin K} \sum_{\substack{R \in \mathcal{R}: q \in R \\ d(R,K) = d(R,\mathcal{K})}} N(R)/\alpha(R)}{\sum_{K \in \mathcal{K}: q \notin K} \sum_{\substack{R \in \mathcal{R}: \\ d(R,K) = d(R,K)}} N(R)/\alpha(R)}$$
(3)

 $(\alpha(R))$ gibt an, zu wievielen Wissenszuständen das Antwortmuster R minimale Distanz aufweist, N(R) bezeichnet die absolute Häufigkeit des Antwortmusters R).

Grundidee der Validitätsprüfung

Beurteilung der empirischen Validität einer Wissensstruktur ${\mathcal K}$ im Rahmen eines statistischen Tests:

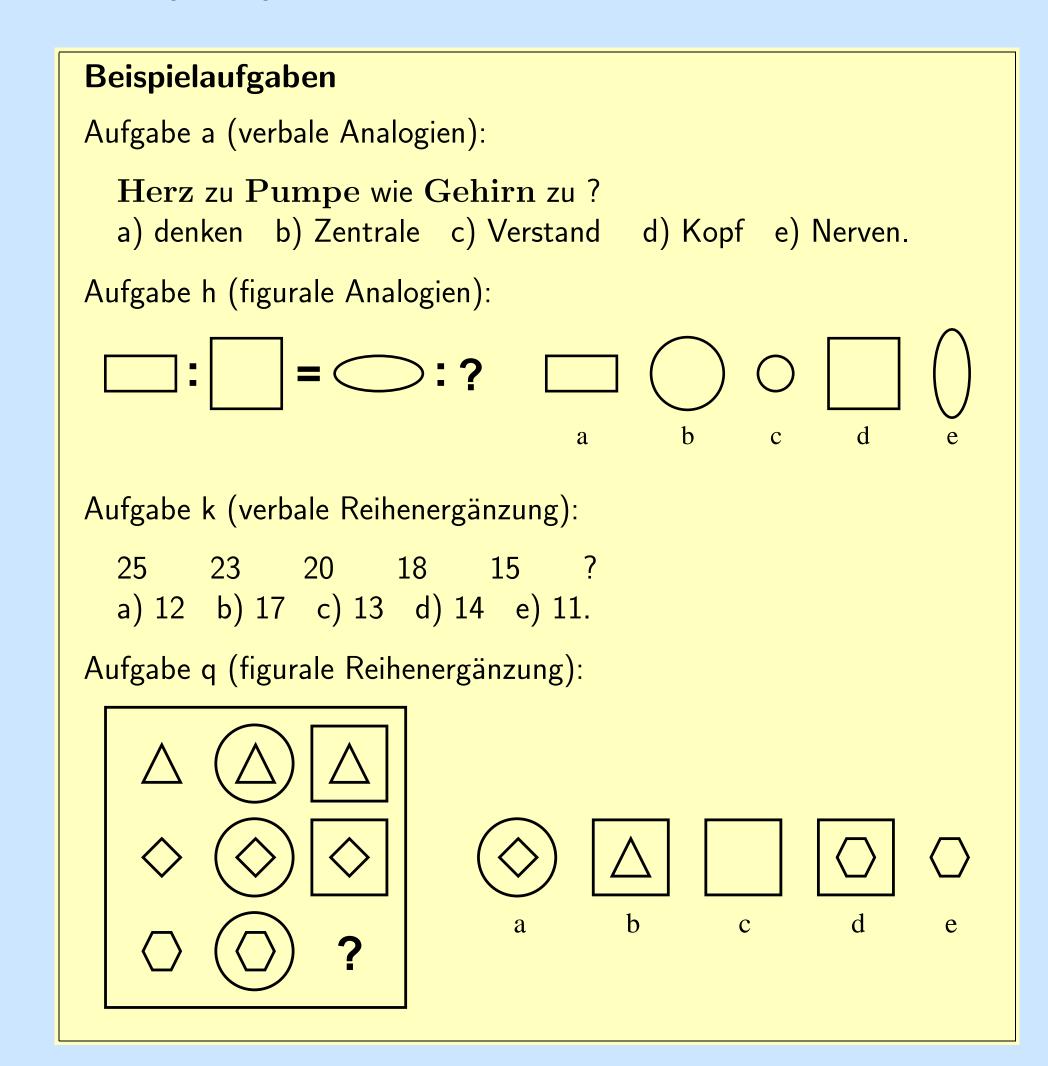
- Nullhypothese
- Die Antwortmuster gehen aus der Wissensstruktur ${\mathcal K}$ hervor, mit unbekannten stochastischen Parametern p(K), β_q und η_q .
- Teststatistik
- Ermittelung des Diskrepanzindexes zwischen den empirisch erhobenen Antwortmustern und der Wissensstruktur \mathcal{K} .
- Prüfverteilung
 - Schätzung der stochastischen Parameter der probabilistischen Wissensstruktur \mathcal{K}
 - Monte-Carlo-Simulation von Antwortmustern auf der Basis der probabilistischen Wissensstruktur ${\cal K}$ und Berechnung des resultierenden Diskrepanzindexes zwischen simulierten Antwortmustern und Wissensstruktur ${\cal K}$
 - ⇒ Die Verteilung der Diskrepanzindizes dient als Prüfverteilung.
- Testentscheidung

Ablehnung der Nullhypothese, falls der empirisch gefundene Diskrepanzindex größer ist als das 95%-Perzentil der Prüfverteilung.

Empirische Anwendung

Antwortmuster

Reanalyse der Daten aus einer an der Karl-Franzens-Universität Graz durchgeführten Untersuchung zum induktiven Denken (Wesiak & Albert, 2001). Der verwendete Test bestand aus vier Subtests mit je fünf Aufgaben: verbale Analogien, figurale Analogien, verbale Reihenergänzung und figurale Reihenergänzung.

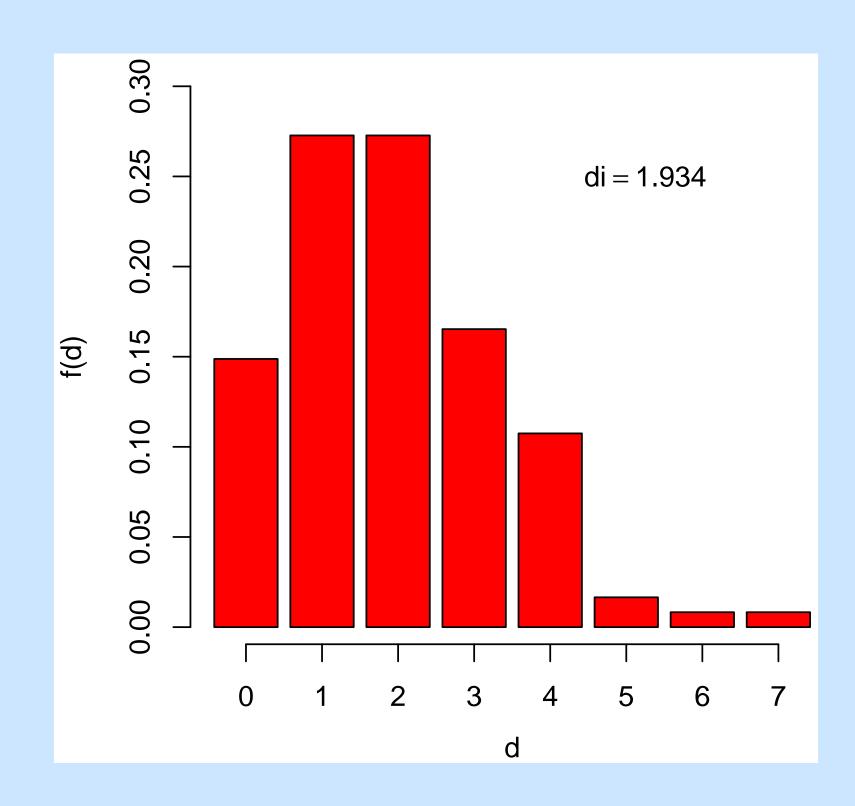


Wissensstruktur

Zur Beschreibung der Daten von 121 Probanden schlugen Wesiak & Albert (2001) eine Wissensstruktur ${\cal K}$ vor, die aus 438 Wissenszuständen bestand (bei insgesamt 2^{20} möglichen Wissenszuständen!). Die empirische Validität dieser durch Item-Tree-Analyse (Leeuwe, 1974) ermittelten Wissensstruktur K wird nachfolgend untersucht.

Ergebnisse

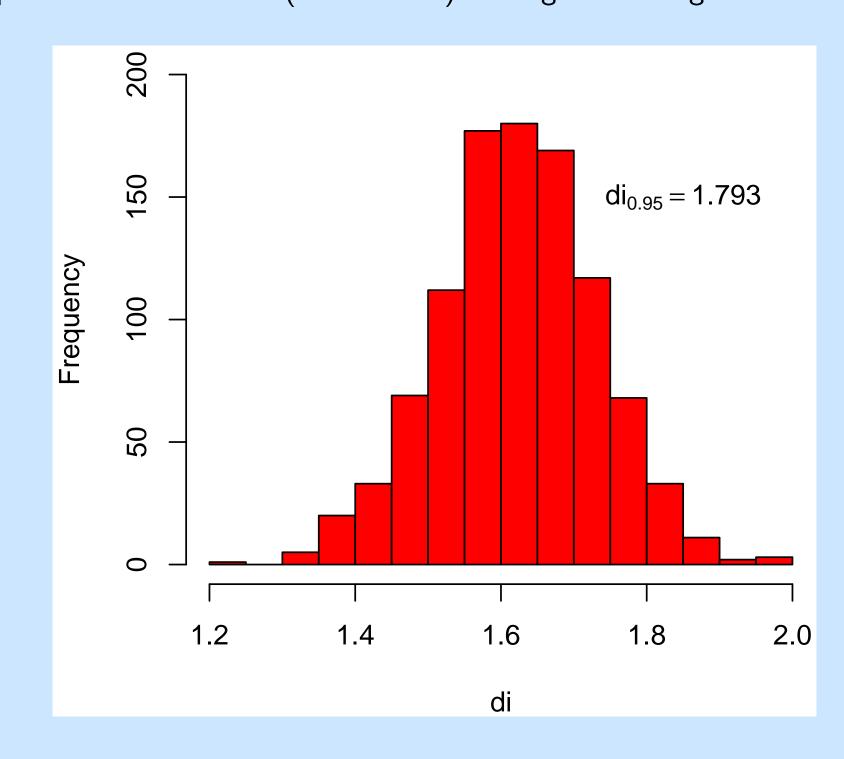
Die folgende Abbildung zeigt die Verteilung der minimalen Distanzen. Der Diskrepanzindex di = 1.934 zwischen den Antwortmustern und der unterlegten Wissensstruktur ist der Erwartungswert dieser Verteilung.



Die gemäß (2) und (3) geschätzten Fehler- und Ratewahrscheinlichkeiten für alle 20 Aufgaben (a-t):

	Parameter	Schätzung	Parameter	Schätzung
Fehlerwahr-				
scheinlichkeit	eta_a	0.0965	eta_k	0.0622
	eta_b	0.0309	eta_l	0.1197
	eta_c	0.0087	eta_m	0.1983
	eta_d	0.0525	eta_n	0.1512
	eta_e	0.0485	eta_o	0.0331
	eta_f	0.0158	eta_p	0.0606
	eta_g	0.2003	eta_q	0.0000
	eta_h	0.0996	eta_r	0.1203
	eta_i	0.0472	eta_s	0.1068
	eta_j	0.0238	eta_t	0.0000
Ratewahr–				
scheinlichkeit	η_a	0.0634	η_k	0.0000
	η_b	0.0162	η_l	0.0733
	η_{c}	0.1267	η_m	0.0000
	η_d	0.1863	η_n	0.0000
	η_e	0.2102	η_{o}	0.1376
	η_f	0.0295	η_p	0.0000
	η_g	0.0000	η_q	1.0000
	η_h	1.0000	η_r	0.0000
	η_i	0.0482	η_s	0.1938
	η_j	0.0000	η_t	0.1324

Mit diesen Parameterschätzungen für die unterliegende probabilistische Wissensstruktur ${\mathcal K}$ werden im Rahmen einer Monte-Carlo-Simulation Diskrepanzindizes berechnet (1000 Werte). Es ergibt sich folgende Verteilung:



Als 95%-Perzentil der resultierenden Verteilung bestimmt man den Wert 1.793. Der empirisch gefundene Diskrepanzindex di = 1.934 fällt somit in den Ablehnungsbereich.

Schlußfolgerung: Empirische Validität der Wissensstruktur

Der statistische Test des Diskrepanzindexes führt zur Ablehnung der Hypothese, dass die Wissensstruktur $\mathcal K$ den empirisch erhobenen Antwortmustern zugrunde liegt.

Diskussion

Der Diskrepanzindex ordnet jedem Antwortmuster den Wissenszustand mit geringster Distanz zu. Dieser unterscheidet sich aber möglicherweise stark vom wahren Wissenszustand des Probanden. Alle auf der Basis der minimalen Distanzen berechneten Parameterschätzer sind deshalb verzerrt. Insbesondere werden die Fehler- und Ratewahrscheinlichkeiten unterschätzt. Wegen der auftretenden Konfundierung der Validität der Wissensstruktur mit der Güte des Parameterschätzverfahrens erscheint der Diskrepanzindex – zumindest ohne weitere Modifikationen – als Grundlage eines statistischen Tests nur bedingt geeignet.

Ausblick

Die geschätzten (minimalen) Fehler- und Ratewahrscheinlichkeiten liefern, auch abgesehen von statistischen Signifikanzüberlegungen, wertvolle Informationen über strukturelle Aspekte der den Antwortmustern zugrunde liegenden Wissensstruktur.

Literatur

Doignon, J.-P. & Falmagne, J.-C. (1985). Spaces for the assessment of knowledge. International Journal of Man-Machine Studies, 23, 175-196. Kambouri, M., Koppen, M., Villano, M. & Falmagne, J.-C. (1994). Knowledge assessment: tapping human expertise by the QUERY routine. International Journal of Human-Computer Studies, 40, 119-151. Leeuwe, J. F. J. v. (1974). Item tree analysis. Nederlands Tijdschrift voor

de Psychologie, 29, 475-484.

Wesiak, G. & Albert, D. (2001). Ordering Inductive Reasoning Tests based on Knowledge Space Theory. Poster presented at the 5th Meeting of the German Cognitive Science Society, Leipzig, Germany, September 2001.