

Variablen- und Personenzentrierte Sichtweise auf Heterogenität einer Kurzska im Large-Scale Assessment

Joerg-Henrik Heine¹, Christine Sälzer¹ & Christian Tarnai²

Einleitung

In den meisten Large-Scale Studien ist der Raum für zusätzliche psychometrische Skalen begrenzt. Als Folge daraus werden meist Kurzska mit reduziertem Item-Umfang zur Erfassung zusätzlicher latenter Konstrukte eingesetzt. Aus variablenzentrierter Perspektive im Rahmen der Item Response Theorie (IRT) wird bei solchen Kurzska meist die Eindimensionalität der dahinterliegenden latenten Variablen postuliert. Die Überprüfung dieser a-priori-Annahme über eine vergleichende IRT-Skalierung mit ein- und mehrdimensionalen IRT-Modellen stellt vor dem Hintergrund der reduzierten Anzahl von Items, ohne zusätzliche theoriegeleitete Annahmen zu einer eventuell bestehenden Mehrdimensionalität, eine Herausforderung dar. Darüber hinaus besteht meist die Annahme einer, hinsichtlich der Skalierbarkeit, homogenen Personenstichprobe.

Die vorliegende Studie untersucht aus variablen- und personenzentrierter Perspektive die (Sub-)Dimensionalität einer Sechs-Item Skala zum Schulschwänzen (z.B. Sälzer, Heine & Prenzel 2014). Daneben wird die Homogenität der Personenstichprobe hinsichtlich ihres Antwortverhaltens untersucht.

Forschungsfragen

1. Identifikation von Item Heterogenität bzw. Subdimensionalität in der Kurzska zum Schulschwänzen: Ist Schulschwänzen ein multidimensionales Konstrukt?
2. Methodenvergleich zur Identifikation von Personenzentrierter Heterogenität in Bezug auf die Operationalisierung von Schulschwänzen

Methode

Stichprobe

- PISA 2012 Stichprobe der 15-jährigen Schüler und Schülerinnen in Deutschland ($n = 5001$ - Heine, Sälzer, Borchert, Sibers & Mang, 2013).
- 51 % weiblich, 14 % mit Migrationshintergrund

Instrument

- Skala aus Fragen zum Schulschwänzen-Verhalten in sechs Fächern (Mathe, Deutsch Physik Biologie, Chemie und Sport) als Teil des internationalen Schülerfragebogens.

Analysen

Forschungsfrage 1 Eindimensionale IRT-basierte Paarvergleichs-Skalierung mit den sechs fachspezifischen Items zum Schulschwänzen mit dem R-Paket *pairwise* (Heine, 2014; Heine & Tarnai, 2015). Rasch-Residual-Faktor-Analyse (z.B. Wright, 1996; Linacre, 1998) zur Untersuchung der Item-Homogenität.

Überprüfung der Personen-Homogenität mit **Forschungsfrage 2** Mixed-Rasch-Modellen (Rost, 1990; 1991) und der Konfigurationsfrequenzanalyse (z.B. Krauth & Lienert, 1973; Lienert, 1971; Stemmler, 2014) mit dem R-Paket *confreq* (Heine, 2015).

Deskriptive Ergebnisse – Kategorie-Häufigkeiten

Absolute Häufigkeiten der Antworten von Schülerinnen und Schülern zum Schulschwänzen: Die meisten Schülerinnen und Schüler schwänzen im Fach Sport ($n = 463$).

In den anderen Fächern wird in etwa gleich häufig geschwänzt. Insgesamt werden die Items in etwa gleich häufig ausgeblendet – Missing-Rate von 21,4% bis 21,7%.

Table 1: Absolute Häufigkeiten der Antworten von Schülerinnen und Schülern zum (fachspezifischen) Schulschwänzen, $n = 5001$.

	Missing	Score 0	Score 1	Score 2
Biologie	1083	3630	209	79
Chemie	1077	3593	243	88
Physik	1094	3617	192	98
Mathematik	1085	3572	214	130
Sport	1072	3203	463	263
Deutsch	1086	3632	191	92

Ergebnisse

Forschungsfrage 1 Die Faktorenanalyse der Rasch-Residuen aus der eindimensionalen Skalierung indiziert eine Subdimensionalität des Konstrukts *Schulschwänzen*. Die nebenstehende Abbildung zeigt die Ladungen auf der ersten Hauptkomponente (Y-Achse) der Items aus der Rasch-Residuen-Faktoren-Analyse (Linacre, 1998) gegen deren Schwierigkeiten (X-Achse) aus der eindimensionalen Skalierung geplottet. Hinsichtlich der Ladungen lassen sich vier Subdimensionen identifizieren. Sport ist das am meisten geschwänzte Fach und hebt sich deutlich von den anderen Fächern ab. Mathe und Deutsch bilden als Hauptfächer jeweils eigene Subdimensionen. Die vierte Subdimension bildet sich als Konglomerat aus den naturwissenschaftlichen Fächern Physik, Chemie und Biologie. Schülerinnen und Schüler, welche eines dieser Fächer schwänzen, tun dies mit hoher Wahrscheinlichkeit auch in einem der anderen naturwissenschaftlichen Fächer.

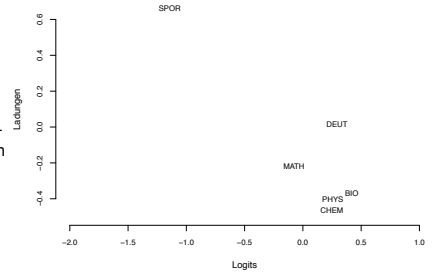


Abbildung 1. Erste Hauptkomponente der Rasch-Residual-Faktor-Analyse; 6 Items zum fachspezifischen Schulschwänzen; PISA 2012 Subsample Deutschland; $n = 3939$.

Forschungsfrage 2

Variablenzentrierte Analysen

Table 2: Relativer Modellvergleich: Partial-Credit-Modell und Mixed-Rasch Modelle; $n = 3850$.

	Log-Likelihood	Parameter	AIC	BIC	CAIC
1 Klasse	-6515,69	23	13077	13221	13244
2 Klassen	-6384,78	45	12860	13141	13186
3 Klassen	-6348,98	67	12832	13251	13318
4 Klassen	-6314,60	89	12807	13364	13453
5 Klassen	-6303,00	111	12828	13522	13633

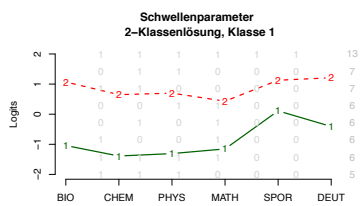


Abbildung 2. Partial-Credit Schwellenparameter der 2-Klassenlösung für Klasse 1

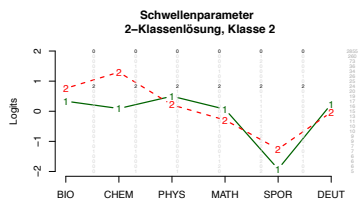


Abbildung 3. Partial-Credit Schwellenparameter der 2-Klassenlösung für Klasse 2

1. Mixed-Rasch-Modell mit zwei latenten Klassen nach BIC und CAIC ist das am besten passende Modell (Tab. 2).
2. Zwei latente Klassen repräsentieren die Wahl eher mittlerer (Klasse 1) und extremer (Klasse 2) Antwortkategorien (vgl. Abb. 2 u. 3).

Personenzentrierte Analysen

1. Haupteffekt-KFA: 39 Typen und 58 Antitypen → Erwartungswidrige Antitypen (Tab. 3).
2. Funktionelle-KFA (Victor, 1989) ; Pattern 000000 und 222222 als Victor-Zellen (Tab. 4).

Table 3: Neun signifikante Pattern von insgesamt 97 aus Haupteffekt-KFA für sechs Items zum fachspezifischen Schulschwänzen.

Pattern	f beobachtet	f erwartet	Typ	p exakter Binomial Test
0 0 0 0 0	2855	2121,7233	+ ²	0,000000000
0 0 0 1 0	260	301,3735	- ¹	0,000000000
0 0 0 2 0	73	166,8318	- ¹	0,000000000
0 1 0 0 0	36	137,8910	- ¹	0,000000000
0 1 0 1 0	34	124,7364	- ¹	0,000000000
0 0 0 0 1	26	107,8641	- ¹	0,000000000
1 0 0 0 0	25	119,3247	- ¹	0,000000000
2 2 2 2 2	24	0,0000	+ ²	0,000000000
0 1 0 1 0 0	20	111,1690	+ ¹	0,000000000

Anmerkungen: Bonferroni adj. Alpha: $\alpha_{adj} = 0,00006858711$; 1) Antityp; 2) Typ.

Table 4: Signifikante Pattern aus funktionaler-KFA mit zwei Victor-Zellen für sechs Items zum fachspezifischen Schulschwänzen.

Pattern	f beobachtet	f erwartet	Typ	p exakter Binomial Test
0 0 0 0 0	2855	2855,0000	b ¹	-
0 0 0 1 0	260	103,2850	+ ²	0,000000000
2 2 2 2 2	24	24,0000	b ¹	-
1 1 1 1 1	13	0,1087	+ ²	0,000000000
1 1 1 1 0	6	0,4221	+ ²	0,000005461
0 1 2 2 1	4	0,0388	+ ²	0,000000091
1 0 2 2 2	4	0,0114	+ ²	0,000000001
1 1 1 2 1	3	0,0544	+ ²	0,000025693
1 1 1 2 2	3	0,0091	+ ²	0,000000123
1 2 1 2 1	3	0,0045	+ ²	0,000000015
2 2 2 1 0	3	0,0099	+ ²	0,000000162
2 2 2 1 2	3	0,0004	+ ²	0,000000000
2 2 2 2 1	3	0,0006	+ ²	0,000000000
1 2 1 0 1	2	0,0111	+ ²	0,000060757
1 2 2 2 2	2	0,0008	+ ²	0,000000352
2 2 2 1 1	2	0,0026	+ ²	0,000003269

Anmerkungen: Bonferroni adj. Alpha: $\alpha_{adj} = 0,00006858711$; 1) Victor Zelle - Funktionale KFA; 2) Typ.

Diskussion

1. Forschungsfrage 1: Rasch-Residual-Faktor-Analyse ist ein geeignetes Verfahren zur Überprüfung der Item Homogenität einer Kurzska.
2. Forschungsfrage 2:
 - I. Häufigste, signifikante Pattern aus Haupteffekt-KFA (Pattern ,000000' und ,222222') charakterisieren die latente Klasse 2 der variablenzentrierten Analyse.
 - II. Variablenzentrierte Klassifikation der Personen aus inhaltlicher Perspektive evtl. irreführend, da Personen mit unterschiedlichem Verhalten beim Schulschwänzen in einer latenten Klasse verortet werden, (Pattern ,000000' und ,222222' in Klasse 2 – vgl. Abb. 3).
 - III. (Mixed-)Raschmodell angemessen? unipolare Verhaltensdisposition mit natürlichem, absolutem Nullpunkt (kein Schwänzen) – evtl. eher Modelle für Zähl-Daten anwenden.

Literatur

Heine, J.-H., Sälzer, C., Borchert, L., Sibbers, H., & Mang, J. (2013). Technische Grundlagen des fünften internationalen Vergleichs. In M. Prenzel, C. Sälzer, E. Klieme, & O. Köller (Eds.), *PISA 2012: Fortschritte und Herausforderungen in Deutschland* (pp. 309–346). Münster: Waxmann.

Heine, J.-H. (2015). *confreq: Configural Frequencies Analysis Using Log-linear Modeling (V 1.3-1)*. Abgerufen von <http://cran.r-project.org/web/packages/confreq/index.html>

Heine, J.-H. (2014). *pairwise: Rasch Model Parameters by Pairwise Algorithm (V 0.2.5)*. Abgerufen von <http://cran.r-project.org/web/packages/pairwise/index.html>

Heine, J.-H., & Tarnai, C. (2015). Pairwise Rasch model item parameter recovery under sparse data conditions. *Psychological Test and Assessment Modeling*, 5(71), 3–36.

Krauth, J., & Lienert, G. A. (1973). Die Konfigurationsfrequenzanalyse (KFA) und ihre Anwendung in Psychologie und Medizin: ein multivariates nichtparametrisches Verfahren zur Aufdeckung von Typen und Syndromen; mit 70 Tabellen. Freiburg: München: Alber Karl.

Linacre, J. M. (1998). Detecting multidimensionality: which residual data-type works best? *Journal of outcome measurement*, 2, 266–283.

Lienert, G. A. (1971). Die Konfigurationsfrequenzanalyse: I. Ein neuer Weg zu Typen und Syndromen. *Zeitschrift für Klinische Psychologie und Psychotherapie*, 19(2), 99–115.

Rost, J. (1990). Rasch Models in Latent Classes: An Integration of Two Approaches to Item Analysis. *Applied Psychological Measurement*, 14(3), 271–282.

Rost, J. (1991). A logistic mixture distribution model for polychotomous item responses. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*, 44(1), 75–92.

Stemmler, M. (2014). *Person-Centered Methods*. Cham: Springer International Publishing.

Sälzer, C., Heine, J.-H., & Prenzel, M. (2014). Ohne regelmäßigen Mathematikunterricht keine Kompetenz? Der Zusammenhang von mathematischer Kompetenz und regelmäßigen Unterrichtsbesuch. Vortrag gehalten auf dem Kongress der Schweizerischen Gesellschaft für Bildungsforschung 2014 in Luzern.

Wright, B. D. (1996). Comparing Rasch measurement and factor analysis. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 3(1), 3–24.

Victor, N. (1989). An Alternativ Approach to Configural Frequency Analysis. *Methodika*, 3, 61–73.