

Methode

[...]

Um die postulierten Fragestellungen bezüglich der Unterschiede von Selbstberichten und Leistungstests im geeigneten Maße beantworten zu können, müssen zunächst einige methodische Überlegungen, wie man die kombinierte Wirkung von zwei Prädiktoren auf eine dritte abhängige Variable untersucht werden kann, angestellt werden. Aus diesem Grund wird in dem folgenden Abschnitt die response surface analysis (RSA) vorgestellt, die für das Vorhaben eine ideale und leistungsfähige Methode zur Untersuchung der kombinierten bzw. unterschiedlichen Wirkung von zwei Prädiktorvariablen auf eine dritte Variable darstellt (Edwards, 2002).

Response Surface Analysis

Allgemein stellen Differenzwerte, die Kongruenz oder aber auch Diskrepanz anzeigen, als Prädiktoren ForscherInnen vor einige Herausforderungen. So sind sie ungeeignet für Fragestellungen, die den spezifischen Anteil jedes Prädiktors für das beobachtete Ergebnis behandeln und können nicht dafür verwendet werden, abzuleiten, welcher Prädiktor für den vorliegenden Kontext von größerer Bedeutung ist. Ein weiteres Problem ist, dass die jeweiligen Ausprägungen der Prädiktoren nicht berücksichtigt werden und dementsprechend zum Beispiel ein mittlerer Effekt nicht geschätzt werden kann. Weiter ist eine Voraussetzung für die Berechnung von Differenzwerten das Vorliegen einer Skalenäquivalenz, die in der Praxis nur selten zu erreichen ist. Dementsprechend ist die Interpretation von Differenzwerten nicht eindeutig. Die Alternative, eine Regressionsanalyse mit Interaktionseffekt, wie bei der Überprüfung von möglichen Moderatoren, bietet dabei auch keine zufriedenstellende Lösung. Hierbei können keinerlei Abschätzungen dazu angestellt werden, inwieweit sich die Diskrepanzen zweier Prädiktoren auf die abhängige Variable auswirken, also wie sich zum

Beispiel große Über- und Unterschätzung in der Wahl bzw. Präferenz von Quellen äußert. Diese Art von Effekten der Inkongruenz bzw. Passung können nicht in einem zweidimensionalen Raum betrachtet werden, wie sie in konventionellen Regressionsmodellen verwendet werden. Darüber hinaus werden dabei nur lineare Beziehungen zwischen Prädiktoren und der abhängigen Variable getestet.

Die verschiedenen Nachteile und Limitationen können durch die Verwendung der RSA verhindert werden (Edwards, 2002; Shanock, Baran, Gentry, Pattison, & Heggstad, 2010; Schönbrodt, 2015a). Das Ziel der RSA ist es dabei explizit, herauszufinden, ob die Kongruenz oder Diskrepanz zweier Variablen, wie beispielsweise die Selbsteinschätzung und das objektive Leistungsmaß einer bestimmten Fähigkeit, in Beziehung zu einer dritten, abhängigen Variable stehen. Die RSA erlaubt es zudem für mittlere Ausprägungs- und Passungs-Effekte zu testen. Dabei ermöglicht sie es, die Ergebnisse in einem dreidimensionalen Surface Plot darzustellen, welcher die Interpretation leitet und erleichtert. Insgesamt sind RSA-Modelle eine ideale Möglichkeit Passungs- und Kongruenzfragestellungen, wie sie hier vorliegen, zu beantworten.

Analyse

Alle verwendeten Variablen wurden im Vorfeld der Analysen z-standardisiert. Alle Analysen wurden mit Hilfe der Software RStudio 1.2.1335 (RStudio Team., 2019) durchgeführt. Für die Analysen wurden die Paarungen des Selbstberichts und Leistungstests, jeweils für die HIL als auch für die kognitiven Fähigkeiten, mit den drei abhängigen Variablen der Präferenz der Quelleneigenschaften separat kombiniert. So ergaben sich insgesamt sechs Analysen, die genauer betrachtet werden. Diese polynomialen Modelle wurden mithilfe des R-Pakets *RSA* (Schönbrodt, 2015b) durchgeführt und grafisch dargestellt. Es wurden bei jeder einzelnen Analyse acht unterschiedliche Modelle geschätzt und auf das bestmöglich passende getestet: ein vollständiges

polynomiales Modell, drei „rising ridge“-Modelle (RR=Rising Ridge, SRR=Shifted Rising Ridge, SRRR=Shifted and Rotated Rising Ridge), drei „flat ridge“-Modelle (SQD=Basic Squared Difference, SSQD=Shifted Squared Difference, SRSQD=Shifted and Rotated Squared Difference) sowie ein Null-Modell. Robuste Schätzer der *SEs*, *p*-Werte und *Cis* werden berichtet.

Das RSA Verfahren

Da die Anwendung von RSA-Modellen noch relativ wenig verbreitet ist, wird ein verkürzter Überblick über das Verfahren gegeben. Das RSA-Modell ist ein polynomiales Regressionsmodell zweiter Ordnung mit zwei Prädiktoren X und Y . Durch die gleichzeitige Berücksichtigung der Interaktion beider Prädiktoren ($X*Y$) und der jeweiligen Quadrierung (X^2 und Y^2) resultiert die folgende Regressionsgleichung:

$$Z = b_0 + b_1X + b_2Y + b_3X^2 + b_4XY + b_5Y^2 + e$$

Dabei können die Regressionsgewichte nicht isoliert interpretiert werden und die resultierenden Parameter der grafischen Oberfläche können bezüglich Kongruenz- und Diskrepanz-Hypothesen interpretiert werden.

Für Kongruenz-Hypothesen müssen beide Prädiktoren mehr oder weniger auf demselben Niveau agieren, d.h. die Kongruenz wäre ideal bei $X=Y$. Grafisch dargestellt als Linie nennt man diese auch „line of congruence“ (LOC), welche als blaue Linie in den Grafiken dargestellt ist, die vom Nullpunkt ausgeht. Kongruenz-Hypothesen basierend auf dem vollständigen polynomialen Modell testen somit lineare und quadratische Beziehungen, inwieweit das Ausmaß der Kongruenz mit der abhängigen Variable zusammenhängt. Orthogonal zur LOC ist die „line of incongruence“ (LOIC), in der $X = -Y$ entspricht. Alternativ zur grafischen Darstellung können spezifische Linien auf der Oberfläche auch numerisch dargestellt werden. So kann ein numerischer Kongruenz- oder Inkongruenzeffekt über die Krümmung der LOC oder LOIC

getestet werden. Hierzu können aus den Regressionsgewichten (b_1 - b_5) die sogenannten Oberflächenparameter (a_1 - a_4) abgeleitet werden. Wenn zum Beispiel getestet werden soll, ob es einen kurvenlinearen Effekt entlang der LOIC gibt, kann dies durch $b_3 - b_4 + b_5$ erfolgen. Diese Menge wird als a_4 bezeichnet (Shanock, et al., 2010). Ein signifikanter a_4 -Koeffizient zeigt dementsprechend an, inwieweit der Grad der Inkongruenz mit einer Erhöhung (positiver Koeffizient, Aufwärtskurve) oder einer Verringerung (negativer Koeffizient, Abwärtskurve) der abhängigen Variable zusammenhängen kann.

Ein solch komplexes Modell birgt jedoch die Gefahr der Überidentifikation. Um dem entgegen zu wirken, werden im RSA Verfahren weitere, simplere Modelle, die zum vollständig polynomialen Modell genestet sind getestet, aber geringere Freiheitsgrade haben. Gleichzeitig können weitere, bisher nicht berücksichtigte Annahmen getestet werden. Dies geschieht durch die Hinzunahme von zwei weiteren Parametern C (Verschiebung der Ebene) und S (Rotation der Ebene) sowie dem Effekt der mittleren Ausprägung, der eine Neigung bewirken kann. Im Vergleich zum vollständig polynomialen Modell sind diese neuen Modelle statistisch einfacher, ermöglichen aber das Testen komplexerer Zusammenhänge und erhöhen damit die statistische Power bei der Erkennung spezifischer Passungsmuster. Bei der Anzahl konkurrierender Modelle ist die Herausforderung, die Gefahr sowohl der Über- als auch der Unteridentifikation zu verringern. Verschiedene Indizes helfen dabei, das sparsamste Modell zu identifizieren, das weder zu wenig noch zu viele Parameter beinhaltet.

RSA Modellauswahl

Ein oft genutzter, und im Gegensatz zum X^2 -Index unverzerrter Modell-Fit Index ist der comparative fit index (CFI). Dieser kann Werte zwischen 0 und 1 annehmen, wobei Werte $\geq .95$ als guter Fit angenommen werden (Hu & Bentler, 1999). Allerdings bedarf es weiterer Indizes,

da dieser nur eine Unteridentifikation anzeigt, d.h., wenn das betrachtete Modell zu wenig Parameter beinhaltet. Modelle können anhand des corrected Akaike Information Criterion (AICc) direkt miteinander verglichen werden. Der AICc kann genestete und nicht genestete Modelle miteinander vergleichen und bietet eine kohärente Theorie zur Modellauswahl. Niedrige Werte zeigen dabei besser geeignete Modelle an, wobei der absolute Wert eines Modells für keinerlei Interpretation zulässig ist und nur im Vergleich erfolgen kann. Deshalb wird ΔAICc berichtet, wobei nach allgemein angenommenen Daumenregeln Werte < 2 anzeigen, dass die entsprechenden Modelle als äquivalent betrachtet werden können (Symonds & Moussalli, 2011). Für eine leichtere Interpretation und Vergleich werden die ΔAICc in Modellgewichte und Evidenzraten umgerechnet. Das Modellgewicht gibt die Wahrscheinlichkeit an, dass das betreffende Modell das am besten passendste unter allen konkurrierenden Modellen ist. Die Evidenzrate gibt an, wie oft ein Modell wahrscheinlicher ist als ein anderes (Burnham & Anderson, 2002; Wagenmakers & Farrell, 2004). Um die allgemeine Güte eines Modells zu bewerten, werden R^2 und der allgemeine Signifikanztest berichtet.

Literatur

- Burnham, K. P., and Anderson, D. R. (2002). *Model Selection and Multimodel Inference: A Practical Information Theoretic Approach*. New York, NY: Springer Science & Business Media.
- Edwards, J. R. (2002). Alternatives to difference scores: Polynomial regression analysis and response surface methodology. In F. Drasgow & N. Schmitt (Eds.), *The Jossey-Bass business & management series. Measuring and analyzing behavior in organizations: Advances in measurement and data analysis* (pp. 350-400). San Francisco, CA, US: Jossey-Bass.
- Hu, L., and Bentler, P. M. (1999). Cutoff criteria for fit indexes in covariance structure analysis: conventional criteria versus new alternatives. *Struct. Equ. Modeling Multidiscip. J.* 6, 1–55. doi: 10.1080/10705519909540118
- RStudio Team (2015). RStudio: Integrated Development for R. RStudio, Inc., Boston, MA URL <http://www.rstudio.com/>.
- Schönbrodt, F. D. (2015a). *Testing fit Patterns with Polynomial Regression Models. Manuscript Submitted for Publication*. Available at: http://www.psy.lmu.de/gp/download/schoenbrodt/pub/rsa5_journal.pdf
- Schönbrodt, F. D. (2015b). *RSA: An R Package for Response Surface Analysis (Version 0.9.8)*. Available at: <http://cran.r-project.org/web/packages/RSA/index.html>
- Shanock, L. R., Baran, B. E., Gentry, W. A., Pattison, S. C., & Heggstad, E. D. (2010). Polynomial Regression with Response Surface Analysis: A Powerful Approach for Examining Moderation and Overcoming Limitations of Difference Scores. *Journal of Business and Psychology*, 25(4), 543–554. doi:10.1007/s10869-010-9183-4

Symonds, M. R. E., and Moussalli, A. (2011). A brief guide to model selection, multimodel inference and model averaging in behavioural ecology using Akaike's information criterion. *Behav. Ecol. Sociobiol.* 65, 13–21. doi: 10.1007/s00265-010-1037-6

Wagenmakers, E.-J., and Farrell, S. (2004). AIC model selection using akaike weights. *Psychon. Bull. Rev.* 11, 192–196. doi: 10.3758/BF03206482