Der Zusammenhang zwischen Spatial-Suppression, Mental-Speed und psychometrischer Intelligenz

---

Inauguraldissertation

der Philosophisch-humanwissenschaftlichen Fakultät der Universität Bern zur Erlangung der Doktorwürde

vorgelegt von
Philipp Thomas
aus St. Gallen

Bern, Januar 2017

Originaldokument gespeichert auf dem Webserver der Universitätsbibliothek Bern.

Dieses Werk ist unter einem Creative Commons Namensnennung - Keine kommerzielle Nutzung - Keine Bearbeitung 2.5 Schweiz Lizenzvertrag lizenziert. Um die Lizenz anzusehen, gehen Sie bitte zu http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/2.5/ch oder schicken Sie einen Brief an Creative Commons, 171 Second Street, Suite 300, San Francisco, California 94105, USA.

source: https://doi.org/10.24442/boristheses.858 | downloaded: 3.7.2025

Urheberrechtlicher Hinweis

Dieses Dokument steht unter einer Lizenz der Creative Commons Namensnennung - Keine kommerzielle Nutzung - Keine Bearbeitung 2.5 Schweiz.
http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/2.5/ch

Sie dürfen dieses Werk zu den folgenden Bedingungen vervielfältigen, verbreiten und öffentlich zugänglich machen:

Namensnennung. Sie müssen den Namen des Autors/ Rechteinhabers in der von ihm festgelegten Weise nennen (wodurch aber nicht der Eindruck entstehen darf, Sie oder die Nutzung des Werkes durch Sie würden entlohnt).

Keine kommerzielle Nutzung. Dieses Werk darf nicht für kommerzielle Zwecke verwendet werden.

Keine Bearbeitung. Dieses Werk darf nicht bearbeitet oder in anderer Weise verändert werden.

Im Falle einer Verbreitung müssen Sie anderen die Lizenzbedingungen, unter welche dieses Werk fällt, mitteilen. Jede der vorgenannten Bedingungen kann aufgehoben werden, sofern Sie die Einwilligung des Rechteinhabers dazu erhalten. Diese Lizenz lässt die Urheberpersönlichkeitsrechte nach Schweizer Recht unberührt.

Eine ausführliche Fassung des Lizenzvertrags befindet sich unter http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/2.5/ch/legalcode.de.

Danksagung

Diese Arbeit stellt das Produkt meiner dreijährigen Forschungstätigkeit an der Universität Bern dar. Mein Dank gilt allen Personen, die mich während dieser Zeit unterstützt haben.

Namentlich möchte ich mich bei Prof. Dr. Stefan Troche bedanken, der mich während der ganzen Arbeit eng betreut hat und mir mit zahlreichen Tipps und Hinweisen das Schreiben dieser Arbeit erleichtert hat.

Prof. Dr. Thomas Rammsayer möchte ich dafür danken, dass er mir jederzeit als Ansprechpartner zur Verfügung stand und mit hilfreichen Anregungen und Vorschlägen zum Gelingen dieser Arbeit beigetragen hat.

Prof. Dr. Duje Tadin gilt mein Dank, weil er mich mit grossem Engagement dabei unterstützt hat, die Spatial-Suppression-Aufgabe an der Universität Bern anzuwenden und sich bei Fragen meinerseits immer die Zeit nahm, diese zu beantworten.

Philipp Thomas
13. Januar 2017

Zusammenfassung

Spatial-Suppression beschreibt das Phänomen, dass die Bewegung eines visuellen Stimulus mit zunehmender Stimulusgrösse schwieriger zu erkennen ist. Gemäss Melnick, Harrison, Park, Bennetto und Tadin (2013) steht Spatial-Suppression in starkem positiven Zusammenhang mit psychometrischer Intelligenz ($r = .64$ und $.71$). Sie konnten zeigen, dass intelligentere Personen die Bewegung von kleinen Stimuli schneller wahrnehmen (einen höheren Mental-Speed aufweisen) und die Bewegung von grossen Stimuli langsamer wahrnehmen (stärker unterdrücken) als weniger intelligente Personen. Ziel der vorliegenden Arbeit war es, zu prüfen, ob sich die Befunde von Melnick et al. mit einer grossen Stichprobe ($N = 177$) bestätigen lassen und inwiefern Spatial-Suppression eine neuartige Erklärungsmöglichkeit für Intelligenzunterschiede liefert, welche nicht bereits der Mental-Speed-Ansatz bietet. Während die Analysen auf manifester Ebene die Resultate von Melnick et al. nicht bestätigen konnten ($r = .00$), zeigte sich auf latenter Ebene ein schwacher bis mittlerer negativer Effekt zwischen der Spatial-Suppression-Aufgabe und psychometrischer Intelligenz ($\beta = -.23$). Weiterführende Analysen haben darauf hingedeutet, dass nicht wie von Melnick et al. vermutet das Ausmass an Spatial-Suppression mit psychometrischer Intelligenz zusammenhing, sondern die grundlegende Geschwindigkeit, mit der bewegte Stimuli wahrgenommen werden. Diese grundlegende Geschwindigkeit hing dabei nicht mit Mental-Speed zusammen und konnte einen eigenständigen Varianzanteil in psychometrischer Intelligenz erklären. Die vorliegenden Resultate stehen im Gegensatz zu den Annahmen und Ergebnissen von Melnick et al., weshalb zukünftige Untersuchungen zeigen müssen, ob der Spatial-Suppression-Ansatz zur Erklärung individueller Intelligenzunterschiede geeignet ist oder nicht.

Inhalte

Danksagung **v**

Zusammenfassung **vii**

1 Einleitung **1**

1.1 Konzept der allgemeinen Intelligenz 1

1.2 Kognitive Korrelate von Intelligenz 4

1.2.1 Der Mental-Speed-Ansatz 5

1.2.2 Der Spatial-Suppression-Ansatz 8

1.3 Messung kognitiver Prozesse 13

1.3.1 Ausgangslage 13

1.3.2 Lösungsansätze 14

1.4 Fragestellungen 20

2 Methode **25**

2.1 Stichprobe 25

2.2 Die Spatial-Suppression-Aufgabe 26

2.2.1 Apparatur und Material 26

2.2.2 Versuchsablauf 26

2.3 Die Hick-Aufgabe 30

2.3.1 Apparatur und Material 30

2.3.2 Versuchsablauf 32

2.4 Erfassung der psychometrischen Intelligenz 33

2.5 Weitere Instrumente 38

2.5.1 Fragebögen 38

2.5.2 Zeitverarbeitungsaufgaben 39

2.5.3 Inspection-Time-Aufgabe 40
2.6 Untersuchungsablauf 40
2.6.1 Sitzung 1 40
2.6.2 Sitzung 2 41
2.7 Statistische Analyse 42

3 Resultate **45**
3.1 Deskriptiv- und Inferenzstatistik 45
3.1.1 Spatial-Suppression-Aufgabe 45
3.1.2 Hick-Aufgabe 48
3.1.3 BIS-Test 51
3.1.4 Zusammenhänge zwischen den Aufgaben 54
3.2 1. Fragestellung 56
3.3 2. Fragestellung 58
3.4 3. Fragestellung 64
3.5 4. Fragestellung 66
3.5.1 Fixed-Links-Messmodell 66
3.5.2 Fixed-Links-Strukturgleichungsmodell 70
3.6 5. Fragestellung 72
3.6.1 Analyse auf manifester Ebene 72
3.6.2 Analyse auf latenter Ebene 80

4 Diskussion **89**
4.1 Fragestellungen 89
4.1.1 Eine Bestätigung der Befunde von Melnick et al. (2013)? 89
4.1.2 Ein alternatives Mass für Spatial-Suppression? 92
4.1.3 Der latente Zusammenhang zwischen der Spatial-Suppression-Aufgabe und dem g-Faktor 94
4.1.4 Kann die Spatial-Suppression-Aufgabe mit einem Fixed-Links-Modell beschrieben werden und wie hängen die getrennten Prozesse mit dem g-Faktor zusammen? 96

4.1.5 Der Zusammenhang zwischen der Spatial-Suppression-Aufgabe, der Hick-Aufgabe und psychometrischer Intelligenz 98
4.2 Limitationen 103
4.2.1 Interpretation der latenten Variablen 103
4.2.2 Darbietung der Spatial-Suppression-Aufgabe 104
4.3 Schlussfolgerungen 106

Literatur **109**

A Anhang: Datenaufbereitung **125**

B Anhang: Nonparametrische Analysen **127**

C Anhang: Online-Material **131**

1 Einleitung

1.1 Konzept der allgemeinen Intelligenz

Die Annahme eines Generalfaktors der Intelligenz, kurz g-Faktor genannt, stellt eine der einflussreichsten Ideen in der Psychologie dar. Spearman (1904, 1927) machte mit seinen Untersuchungen zu Beginn des zwanzigsten Jahrhunderts die Entdeckung, dass zwischen Tests zur Erfassung kognitiver Leistung positive Zusammenhänge bestanden. Diesen sogenannten *positive manifold* erklärte Spearman mit dem g-Faktor seiner Zwei-Faktoren-Theorie. Gemäss der Zwei-Faktoren-Theorie setzt sich eine kognitive Leistung aus zwei unabhängigen Anteilen zusammen: dem g-Faktor, der alle Bereiche intellektueller Fähigkeit beeinflusst, und einem spezifischen Faktor (s), der das Spezifische einer kognitiven Leistung repräsentiert und keiner anderen kognitiven Leistung gemeinsam ist. Weil die verschiedenen spezifischen Faktoren gemäss der Zwei-Faktoren-Theorie unabhängig voneinander sind, kann der positive manifold zwischen verschiedenen Tests folglich nur aufgrund des g-Faktors zustande kommen. Individuelle Differenzen in der allgemeinen Fähigkeit, kognitive Leistung zu erbringen, sind somit auf individuelle Unterschiede auf dem g-Faktor zurückzuführen (Spearman, 1904, 1927).

Es folgte eine jahrzehntelange Auseinandersetzung unter Forschern, ob der g-Faktor, wie ihn Spearman (1904, 1927) annahm, existiert oder nicht. So sah zum Beispiel Thurstone (1938) den g-Faktor vielmehr als die Folge von mehreren, relativ unabhängigen mentalen Fähigkeiten. Andere Modelle wie das von Vernon (1950), das von Cattell (1971) oder das von Jäger (1984) postulierten eine hierarchische Struktur mit spezifischen Fähigkeiten auf tieferer Ebene und dem g-Faktor auf höchster Ebene. Die Vielzahl an unterschiedli-

chen Auffassungen und Modellen von Intelligenz veranlasste Carroll (1993) dazu, eine umfassende, metaanalytisch begründete Taxonomie der menschlichen kognitiven Fähigkeiten zu entwickeln. Er reanalysierte dafür nahezu alle Datensätze, die für die Entwicklung früherer Modelle verwendet wurden und versuchte ein Modell zu finden, das den Daten am besten entsprach. Seine Ergebnisse formulierte Carroll in der Three-Stratum-Theorie (TS-Theorie). Das faktorenanalytisch bestimmte Modell unterscheidet zwischen drei Ebenen kognitiver Fähigkeiten, die in der TS-Theorie als Schichten bezeichnet werden. Die erste Schicht beinhaltet 69 spezifische kognitive Fähigkeiten. Diese 69 spezifischen Fähigkeiten können in der zweiten Schicht acht übergeordneten Faktoren zugewiesen werden: fluide Intelligenz (Gf), kristalline Intelligenz (Gc), allgemeines Gedächtnis und Lernen (Gy), allgemeine visuelle Wahrnehmung (Gv), allgemeine akustische Wahrnehmung (Gu), allgemeine Zugriffsfähigkeit (Gr), allgemeine kognitive Geschwindigkeit (Gs) und Verarbeitungsgeschwindigkeit (Gt). Auf höchster Hierarchiestufe lässt sich der g-Faktor wiederfinden, welcher aus der dritten Schicht alle kognitiven Fähigkeiten beeinflusst. Carroll stellte mit der TS-Theorie eine wichtige Integration bestehender Modelle dar. Sie vereint viele der bis dahin postulierten Modellstrukturen und Differenzierungsgrade, mit der Intelligenz betrachtet werden kann, namentlich die Idee des g-Faktors (Spearman, 1904, 1927), die mehreren Faktoren von Thurstone (1938), Gf und Gc aus dem Modell von Cattell (1971) und den hierarchischen Aufbau wie er zum Beispiel in den Modellen von Vernon (1950) oder Jäger (1984) zu finden ist (für eine Erweiterung der TS-Theorie siehe McGrew, 2005, 2009).

Alternative Theorien, welche die positiven Zusammenhänge zwischen verschiedenen Tests zur Erfassung von kognitiver Leistung nicht mit dem g-Faktor erklären, sind selten. So geht zum Beispiel das Bond-Modell (Thomson, 1916) davon aus, dass das Bearbeiten einer kognitiven Aufgabe spezifische Module (kognitive Prozesse, sogenannte *bonds*) benötigt, die unkorreliert sind. Werden die Module während der Erfassung kognitiver Fähigkeiten mit unterschiedlichen Tests aktiviert, kann es vorkommen, dass ein Modul von mehreren Tests beansprucht wird. Ein Modul fliesst folglich in die Leistung mehrerer Tests ein, was schlussendlich zu positiven Korrelationen zwischen verschiedenen Tests führen kann. Unter dieser Betrachtungsweise

stellt der g-Faktor somit ein Artefakt dar, das auf die unzureichende Messgüte von kognitiven Tests zurückzuführen ist (für eine Gegenüberstellung zwischen dem g-Faktor und dem Bond-Modell siehe Bartholomew, Allerhand & Deary, 2013). Die Mutualism-theory-of-g (van der Maas et al., 2006) erklärt die positiven Zusammenhänge zwischen kognitiven Tests auf eine andere Weise. Die Theorie geht davon aus, dass kognitive Prozesse zu Beginn ihrer Entwicklung unabhängig sind. Mit zunehmender Ausbildung der kognitiven Prozesse entwickeln sich allerdings reziproke vorteilhafte Abhängigkeiten zwischen einzelnen Prozessen, womit sich positive Zusammenhänge zwischen kognitiven Tests ebenso gut erklären lassen wie mit dem g-Faktor. Gignac (2014, 2016) zeigte mit seinen kürzlich erschienenen faktorenanalytischen Untersuchungen jedoch, dass der g-Faktor zum jetzigen Zeitpunkt die zu bevorzugende Erklärung für das Auftreten des positive manifold ist.

Um den g-Faktor aus einer Korrelationsmatrix kognitiver Tests zu extrahieren, müssen zwei Bedingungen erfüllt sein (Jensen, 1998a, S. 73). Zum einen muss die Anzahl kognitiver Tests genügend gross sein, damit der extrahierte Faktor reliabel ist, und zum anderen muss eine genügend grosse Bandbreite unterschiedlicher Tests kognitiver Fähigkeiten verwendet werden. Der g-Faktor tritt dann unabhängig von der eingesetzten Testbatterie auf (Johnson, Bouchard, Krueger, McGue & Gottesman, 2004; Johnson, te Nijenhuis & Bouchard, 2008). Weiter haben Untersuchungen gezeigt, dass der g-Faktor von der eingesetzten faktorenanalytischen Methode (Hauptachsen- oder Hauptkomponentenanalyse) so gut wie nicht beeinflusst wird (Jensen & Weng, 1994; Ree & Earles, 1991). Diese Robustheit des g-Faktors gegenüber der eingesetzten Testbatterie und der verwendeten Analysemethode lässt sich gut mit der Annahme vereinen, dass der g-Faktor die allgemeine Fähigkeit widerspiegelt, kognitive Leistung zu erbringen (Spearman, 1904, 1927).

Mit zahlreichen Untersuchungen zur Kriteriumsvalidität des g-Faktors wurde seine Bedeutsamkeit belegt. So konnten zum Beispiel zwischen dem g-Faktor und der Lernfähigkeit (Christal, 1991), der schulischen Leistung (Jensen, 1998a) oder der beruflichen Leistung (Schmidt & Hunter, 2004) Zusammenhänge beobachtet werden. Aber auch mit generelleren Variablen wie der Gesundheit, dem Sozialverhalten, der Straffälligkeit, der Neigung zu Rassismus oder Alkoholismus konnten Zusammenhänge festgestellt werden

(für eine Übersicht siehe Brand, 1987). Neben diesen Beispielen für die praktische Bedeutsamkeit des Konzepts der allgemeinen Intelligenz kommt dem g-Faktor eine zentrale Rolle zu, wenn es um die Bestimmung der kognitiven Grundlagen für Intelligenzunterschiede geht (siehe Abschnitt 1.2).

Bis hierhin wurde ausschliesslich von der allgemeinen Intelligenz und deren Erfassung mittels dem g-Faktor gesprochen. Für den weiteren Verlauf der vorliegenden Arbeit ist es hilfreich zu definieren, wofür die beiden Begriffe stehen, in welchem Kontext sie verwendet werden und wie sie sich von verwandten Begriffen unterscheiden (für eine ähnliche Begriffsverwendung siehe Rabaglia, Marcus & Lane, 2011): *Intelligenz* oder *allgemeine Intelligenz* bezieht sich in der vorliegenden Arbeit auf die globale Fähigkeit einer einzelnen Person, kognitive Leistung zu erbringen. Sie beschreibt ein hypothetisches Konstrukt, welches nicht direkt erfasst werden kann. Der Begriff *psychometrische Intelligenz* hingegen wird immer dann verwendet, wenn damit ein aus einem Intelligenztest abgeleiteter Testwert gemeint ist. Er kann sich sowohl auf einen (manifesten) IQ- beziehungsweise Summenwert als auch auf den (latenten) g-Faktor beziehen (die beiden Werte sind stark korreliert, siehe Jensen, 1998a, S. 90).

1.2 Kognitive Korrelate von Intelligenz

Auf kognitiver Ebene können Intelligenzunterschiede mit unterschiedlichen Ansätzen erklärt werden. Konstrukte wie sensorische Diskriminationsfähigkeit (z. B. Deary, Bell, Bell, Campbell & Fazal, 2004; Galton, 1883; Meyer, Hagmann-von Arx, Lemola & Grob, 2010; Spearman, 1904), Zeitverarbeitung (z. B. Rammsayer & Brandler, 2002), Aufmerksamkeit (z. B. Schweizer & Moosbrugger, 2004) oder Arbeitsgedächtniskapazität (für eine Metaanalyse siehe Ackerman, Beier & Boyle, 2005) hängen alle mit Intelligenz zusammen und können als kognitive Grundlagen für individuelle Unterschiede in kognitiver Leistung angesehen werden.

Einer der ältesten Ansätze zur Erklärung individueller Intelligenzunterschiede stellt Mental-Speed dar, während Spatial-Suppression als einer der neusten Ansätze gilt. Diese zwei Ansätze stehen im Zentrum der vorliegenden Arbeit und werden in den folgenden Abschnitten besprochen.

1.2.1 Der Mental-Speed-Ansatz

Untersuchungen der letzten Jahrzehnte haben gezeigt, dass Verarbeitungsgeschwindigkeit (Mental-Speed) und Intelligenz zusammenhängen (für Übersichtsarbeiten siehe Deary, 2000; Jensen, 2006; Sheppard & Vernon, 2008). Mental-Speed wird dabei oft mit Hilfe einer sogenannten *elementary cognitive task* (ECT) erfasst.

Eine ECT (Carroll, 1993, S. 11; Jensen, 1998a, S. 203–209) ist eine Aufgabe, die Personen mit genügend Zeit ohne grosse mentale Anstrengung und Erfahrung fehlerfrei lösen können. Die Stimuli sind gross abgebildet und klar erkennbar, sodass sie von allen Personen mit normalem Sehvermögen gut wahrzunehmen sind. Bei einer reaktionszeitbasierten ECT werden Personen aufgefordert, so schnell wie möglich eine Antwort abzugeben und dabei Fehler zu vermeiden. Weil das Lösen der Aufgabe nur sehr simple mentale Prozesse beansprucht, sind individuelle Strategien, die das Lösen der Aufgabe erleichtern, nicht effektiv. Unterschiede in der Reaktionszeit zwischen Personen können folglich nur durch die Geschwindigkeit verursacht werden, mit welcher die Personen die Aufgabe verarbeiten und auf Stimuli reagieren. Beispiele für solche reaktionszeitbasierte ECTs sind die Coincidence-Timing-Aufgabe (bei welcher ein räumliches Zusammentreffen von zwei Stimuli so rasch als möglich erkannt werden muss; Smith & McPhee, 1987), die Hick-Aufgabe (zur Erfassung einfacher Reaktionszeit und der Reaktionszeit für eine Mehrfachauswahl; Hick, 1952), die Odd-Man-Out-Aufgabe (zur Erfassung der Reaktionszeit für eine Mehrfachauswahl; Frearson & Eysenck, 1986), das Short-Term-Memory-Scan-Paradigma (zur Erfassung der benötigten Zeit für einen Zugriff auf das Kurzzeitgedächtnis; Sternberg, 1966, 1969) oder die Posner-Aufgabe (zur Erfassung der benötigten Zeit für einen Zugriff auf das Langzeitgedächtnis; Posner, Boies, Eichelman & Taylor, 1969).

Eine der ältesten und am häufigsten benutzte ECT ist die Hick-Aufgabe (Hick, 1952). Die Hick-Aufgabe erfasst einfache Reaktionszeit und die Reaktionszeit für eine Mehrfachauswahl. Personen sitzen dafür vor einem Computermonitor und müssen so rasch als möglich mit einem Tastendruck auf einer Tastatur entscheiden, an welcher Position ein Stimulus auf dem Monitor erschienen ist (z. B. Rammsayer & Brandler, 2007). Die Bedingungen der Hick-

Aufgabe unterscheiden sich dabei durch die möglichen Positionen, an welchen der Stimulus auftreten kann. In der simpelsten Bedingung (zur Erfassung einfacher Reaktionszeit) kann der Stimulus nur an einer Position auftreten und Personen müssen so schnell wie möglich die Antworttaste drücken, sobald der Stimulus auf dem Monitor erscheint. In der zweiten, leicht komplexeren Bedingung (zur Erfassung der Reaktionszeit für eine Mehrfachauswahl) kann der Stimulus an zwei Positionen auftreten. Personen werden aufgefordert, beim Auftreten des Stimulus an einer der beiden Positionen so rasch als möglich die korrekte Antworttaste zu drücken. Die Komplexität der Bedingung kann beliebig bestimmt werden, indem mögliche Antwortalternativen hinzugefügt oder weggelassen werden (für eine ausführliche Beschreibung der in der vorliegenden Arbeit verwendeten Hick-Aufgabe siehe Abschnitt 2.3). Die Reaktionszeit in der Hick-Aufgabe kann für jede Person mit der linearen Funktion $\textit{Reaktionszeit} = a + b \log_2 n$ beschrieben werden, wobei a durch den y-Achsenabschnitt, b durch die Steigung der Regressionsgeraden und $\log_2 n$ durch den Logarithmus zur Basis 2 der Anzahl Antwortalternativen (n) bestimmt ist (Jensen, 1987, S. 105). Der Term $\log_2 n$ wurde von Hick (1952) als *Bit* bezeichnet und entspricht derjenigen Menge an Information, welche die Entscheidung zwischen zwei gleich wahrscheinlichen Antwortalternativen ermöglicht[1] (siehe auch Jensen, 2006, S. 27). Gemäss der Erkenntnis von Hick (1952) steigt die Reaktionszeit in der Hick-Aufgabe folglich beim Hinzufügen von Antwortalternativen linear an, wenn die Anzahl Antwortalternativen in Bits ausgedrückt wird.

Für die Differentielle Psychologie wurde die Hick-Aufgabe mit der Untersuchung von Roth (1964) interessant. Er berichtete über einen Zusammenhang von $r = -.39$ zwischen der aus den Reaktionszeiten abgeleiteten Steigung (b) und psychometrischer Intelligenz. Intelligentere Personen zeigten demnach mit zunehmender Anzahl Antwortalternativen einen weniger starken Anstieg ihrer Reaktionszeit als weniger intelligente Personen. Die-

[1] Entsprechend dieser Definition gab das Bit den Bedingungen der Hick-Aufgabe ihre Namen: In der 0-bit-Bedingung steht eine Antwortalternative zur Verfügung ($\log_2 1 = 0$), in der 1-bit-Bedingung zwei Antwortalternativen ($\log_2 2 = 1$), in der 2-bit-Bedingung vier Antwortalternativen ($\log_2 4 = 2$) und in der 2.58-bit-Bedingung stehen sechs Antwortalternativen zur Verfügung ($\log_2 6 = 2.58$), usw.

se ersten Resultate legten die Vermutung nahe, dass mit Intelligenztests erfasste Unterschiede in komplexer kognitiver Leistung mitunter von der Geschwindigkeit abhängen, mit der Information verarbeitet wird. Während Roth keinen Zusammenhang zwischen dem y-Achsenabschnitt (a) und psychometrischer Intelligenz festgestellte, haben spätere Untersuchungen dann gezeigt, dass auch der y-Achsenabschnitt negativ mit psychometrischer Intelligenz zusammenhängt (z. B. Jensen, 1982b, 1987; Neubauer & Knorr, 1997; Neubauer, Riemann, Mayer & Angleitner, 1997). Intelligentere Personen zeigten folglich kürzere einfache Reaktionszeiten als weniger intelligente Personen. Im Gegensatz zur Steigung, welche die Verarbeitungsgeschwindigkeit von Informationen abbildet (Jensen, 1998b; Roth, 1964), wird beim y-Achsenabschnitt angenommen, dass er ein Mass für die Zeitdauer ist, welche sensorische und motorische Prozesse benötigen, um den Reiz im Kortex wahrzunehmen und die Muskeln über efferente Nerven anzusteuern (Jensen, 1998b).

Neben dem negativen Zusammenhang zwischen diesen regressionsanalytisch abgeleiteten Aufgabenparametern und psychometrischer Intelligenz hängen sämtliche Reaktionszeiten der Hick-Aufgabe negativ mit psychometrischer Intelligenz zusammen ($r = -.22$ bis $-.40$; Sheppard & Vernon, 2008). Zusätzlich wurde beobachtet, dass der negative Zusammenhang zwischen der Reaktionszeit und psychometrischer Intelligenz stärker wird, je mehr Antwortalternativen zur Verfügung stehen (Vernon & Jensen, 1984). Komplexere Bedingungen hängen demnach stärker mit Intelligenz zusammen als weniger komplexe Bedingungen und intelligentere Personen zeigen tendenziell kürzere Reaktionszeiten als weniger intelligente Personen (Sheppard & Vernon, 2008).

Erklärt wurde der Zusammenhang zwischen Mental-Speed und Intelligenz unter anderem mit Eigenschaften des Kurz- und Arbeitsgedächtnisses (z. B. Jensen, 1982b, 2006; Vernon, 1983). Die Kapazität dieser beiden Speicher ist begrenzt und aufgenommene respektive zu verarbeitende Information zerfällt ohne Aktualisierung oder Überführung ins Langzeitgedächtnis (Baddeley, Eysenck & Anderson, 2009). Je schneller ein kognitiver Prozess abläuft und daraus eine Aktion abgeleitet wird (sei das die Überführung der Information in das Langzeitgedächtnis oder eine Antwortabgabe), umso

geringer ist die Wahrscheinlichkeit, dass die Kapazitätsgrenze der Speicher erreicht wird und Information verloren geht (Jensen, 2006). Eine Person mit tiefem Mental-Speed stösst folglich bei einer komplexen kognitiven Aufgabe (wie sie im Rahmen eines Intelligenztests vorgelegt wird) schneller an den Punkt, an welchem Information im Arbeitsgedächtnis verloren geht und neu aufgenommen werden muss (Lehrl & Fischer, 1988, 1990). Umgekehrt hilft hoher Mental-Speed dabei, eine Aktion abzuleiten, bevor die Menge an Information die Kapazitätsgrenze erreicht respektive der Zerfall von Information einsetzt.

Andere Autoren erklären den Zusammenhang zwischen Mental-Speed und Intelligenz mit biologischen Bottom-Up-Mechanismen. So gehen Bates (1995), Hendrickson und Hendrickson (1980) oder Reed und Jensen (1992) davon aus, dass intelligentere Personen Informationen neuronal effizienter verarbeiten. E. M. Miller (1994) vermutet, dass die Myelinisierung der Neuronen die Ursache für den Zusammenhang ist, während Garlick (2002) die höhere neuronale Plastizität von intelligenteren Personen für die Beziehung verantwortlich sieht. Ungeachtet dieser verschiedenen Erklärungsmöglichkeiten für den Zusammenhang zwischen Mental-Speed und Intelligenz kann festgehalten werden, dass zwischen der Geschwindigkeit, mit der Information verarbeitet wird, und komplexer kognitiver Leistung eine bedeutsame Verbindung besteht (sowohl auf manifester als auch auf latenter Ebene, siehe Neubauer & Bucik, 1996; Sheppard & Vernon, 2008).

1.2.2 Der Spatial-Suppression-Ansatz

Das Phänomen der Spatial-Suppression wurde von Tadin, Lappin, Gilroy und Blake (2003) unabhängig von Intelligenz beschrieben. Tadin et al. (2003) untersuchten, mit welcher zeitlichen Dauer ein sich horizontal bewegendes Streifenmuster präsentiert werden muss, damit die Bewegungsrichtung des Musters korrekt wahrgenommen wird. Sie haben dafür Personen vor einen Computermonitor gesetzt und ihnen für eine kurze Zeit im Millisekundenbereich (beispielsweise 100 ms) ein rundes, vertikal gestreiftes Muster dargeboten. Die vertikalen Streifen des Musters bewegten sich im Zentrum ihres Sehfelds nach links oder nach rechts. Nach der Darbietungszeit konnte jede

Person ohne Zeitdruck entscheiden, ob sich die Streifen nach links oder nach rechts bewegt haben. Bei einer korrekten Antwort verkürzte sich die Darbietungszeit und bei einer falschen Antwort erhöhte sich die Darbietungszeit des nächsten Musters. Tadin et al. (2003) haben unterschiedliche Mustergrössen verwendet und konnten so nach mehreren Durchgängen für jede Mustergrösse eine Erkennungsschwelle schätzen. Die Erkennungsschwelle widerspiegelt diejenige Zeit, mit der ein Muster präsentiert werden muss, damit die Person die Bewegungsrichtung des Musters (in 82 % der Durchgänge) korrekt erkennt (für eine ausführliche Beschreibung der Aufgabe siehe Abschnitt 2.2). Tadin et al. (2003) haben mit Erstaunen festgestellt, dass die Bewegungsrichtung mit zunehmender Grösse des Streifenmusters schwieriger zu erkennen war. Für die Erkennung der horizontalen Bewegungsrichtung von kleinen Mustern wurde folglich weniger Zeit benötigt, als für die Erkennung der horizontalen Bewegungsrichtung von grossen Mustern. Dieses perzeptuelle Phänomen wurde von Tadin et al. (2003) Spatial-Suppression genannt.

Tadin et al. (2003) erklärten ihre Beobachtung mit dem bewegungsbezogenen Zentrum-Umfeld-Antagonismus von Neuronen im mediotemporalen Areal (MT-Areal) des Okzipitallappens (Allman, Miezin & McGuinness, 1985). Der Okzipitallappen ist der hinterste Teil des Grosshirns und beinhaltet den visuellen Kortex, der die visuelle Wahrnehmung ermöglicht. Das MT-Areal ist Teil des visuellen Kortex und ist auf die Verarbeitung von Bewegungsinformation spezialisiert. Es beinhaltet viele bewegungssensitive Neuronen, welche die Wahrnehmung von Bewegung ermöglichen (Goldstein, 2015). Das Zentrum und das Umfeld eines bewegungssensitiven Neurons im MT-Areal reagieren entgegengesetzt (Allman et al., 1985): Fällt eine Bewegung auf das erregende Zentrum des Neurons, reagiert die Zelle mit einer erhöhten Feuerungsrate. Wird bei einer Bewegung auch das hemmende Umfeld des Neurons stimuliert, führt der Zentrum-Umfeld-Antagonismus dazu, dass sich die Feuerungsrate des Neurons reduziert. Die Zelle reagiert folglich maximal bei einer Bewegung, die auf das Zentrum des rezeptiven Felds fällt und minimal, wenn die Bewegung das Umfeld des rezeptiven Felds stimuliert. Einen starken Hinweis für die Beteiligung des MT-Areals am Phänomen Spatial-Suppression lieferte einige Jahre später eine Untersuchung, die mit transkranieller Magnetstimulation Neuronen im MT-Areal gehemmt

hat (Tadin, Silvanto, Pascual-Leone & Battelli, 2011). Dabei hat sich eine direkte Abhängigkeit zwischen Bewegungswahrnehmungsleistung und Hemmung der Neuronen gezeigt. Die Hemmung der Neuronen mittels transkranieller Magnetstimulation führte verglichen mit der Kontrollbedingung zu einer besseren Erkennung der Bewegungsrichtung von grossen Streifenmustern, weil der Zentrum-Umfeld-Antagonismus bewegungssensitiver Neuronen gehemmt wurde (Tadin et al., 2011). Diese Resultate können als Beleg dafür gesehen werden, dass den Neuronen im MT-Areal eine zentrale Funktion beim Phänomen der Spatial-Suppression zuzuschreiben ist.

Mit Intelligenz in Verbindung gebracht wurde Spatial-Suppression von Melnick et al. (2013). Das Ausmass an Spatial-Suppression wurde von Melnick et al. mit dem Suppression-Index quantifiziert, wobei dieser als Differenz zwischen der Erkennungsschwelle für grosse Muster und der Erkennungsschwelle für kleine Muster gebildet wurde. Ein grosser Suppression-Index steht somit für eine starke Verschlechterung der Wahrnehmungsleistung bei zunehmender Mustergrösse (das heisst einer stark ausgeprägten Spatial-Suppression; Tadin et al., 2006). Melnick et al. berichteten über starke[2] positive Zusammenhänge zwischen dem Suppression-Index und psychometrischer Intelligenz (Studie 1 [$N = 12$]: $r = .64$ und Studie 2 [$N = 53$]: $r = .71$). Diese Korrelationen kamen durch zwei Effekte zustande. Zum einen benötigten intelligentere Personen weniger Zeit, um die Bewegungsrichtung eines kleinen Musters zu erkennen und zum anderen zeigten intelligentere Personen mit zunehmender Mustergrösse eine stärkere Verschlechterung ihrer Wahrnehmungsleistung. Keiner dieser beiden Effekte war in der Lage, den aufgetretenen Zusammenhang zwischen dem Suppression-Index und psychometrischer Intelligenz alleine zu erklären. Sowohl die rasche Verarbeitung der Bewegungsrichtung von kleinen Mustern als auch die verminderte Fähigkeit, die Bewegungsrichtung von grossen Mustern zu erkennen, stellten wichtige Bestandteile des Suppression-Index dar.

Warum korrelierte der Suppression-Index deutlich stärker (Studie 1:

---

[2] In der vorliegenden Arbeit werden Effektstärken von Zusammenhangsmassen gemäss Cohen (1988, S. 79–80) klassifiziert, welcher bei $r = .10$ von einem schwachen, bei $r = .30$ von einem mittleren und bei $r = .50$ von einem starken Effekt sprach.

$r = .64$ und Studie 2: $r = .71$; Melnick et al., 2013) als herkömmliche Mental-Speed-Masse ($r = -.24$; Sheppard & Vernon, 2008) mit psychometrischer Intelligenz? Diesen vergleichsweise starken Zusammenhang erklärten Melnick et al. (2013) mit den zwei Bestandteilen des Suppression-Index, (1) der Geschwindigkeit der Verarbeitung kleiner Muster und (2) der Verschlechterung der Wahrnehmungsleistung bei zunehmender Mustergrösse. Die schnellere Verarbeitung von kleinen Mustern bei intelligenteren Personen lässt sich in Übereinstimmung mit dem Mental-Speed-Ansatz (siehe Unterabschnitt 1.2.1) erklären. Die stärkere Verschlechterung der Wahrnehmungsleistung bei intelligenteren Personen hingegen beherbergt einen Aspekt, der auf den ersten Blick kontraintuitiv erscheint: Warum sollten intelligentere Personen mit zunehmender Mustergrösse eine stärkere Wahrnehmungsverschlechterung erfahren als weniger intelligente Personen, wo sich doch die Wahrnehmungsleistung in der Regel mit zunehmender Stimulusgrösse verbessert (Anderson & Burr, 1987; Henrie & Shapley, 2001)? Die Antwort auf diese Frage liefern Untersuchungen, die an Primaten gezeigt haben, dass eine Bewegung, die auf das erregende Zentrum eines Neurons im MT-Areal fällt, mit der Wahrnehmung von Objekten in Verbindung steht, während eine Bewegung, die auch das hemmende Umfeld des Neurons stimuliert, mit der Bewegung eines Hintergrunds assoziiert wird (Born, Groh, Zhao & Lukasewycz, 2000; Churan, Khawaja, Tsui & Pack, 2008; Regan, 2000). Ein stark ausgeprägter Zentrum-Umfeld-Antagonismus hilft folglich dabei, Bewegung in bestimmte Bereiche oder Objekte zu trennen – das heisst, sie perzeptuell zu segmentieren (Braddick, 1993). Melnick et al. argumentieren, dass die schnelle Verarbeitung relevanter Information und Unterdrückung irrelevanter Information sowohl in der visuellen Wahrnehmung (Trennung zwischen bewegtem Objekt und Hintergrund; siehe Born et al., 2000; Churan et al., 2008) als auch bei der Erbringung komplexer kognitiver Leistung (Aufmerksamkeitslenkung auf relevante Information und Unterdrückung von Interferenzen; siehe Burgess, Gray, Conway & Braver, 2011; Engle, Tuholski, Laughlin & Conway, 1999; Zanto & Gazzaley, 2009) vorteilhaft ist. Die schnelle Verarbeitung relevanter Information bei gleichzeitiger Unterdrückung irrelevanter Information sehen Melnick et al. als eine für das Funktionieren des Menschen wichtige Fähigkeit an. Weil der Suppression-Index genau diese Fähig-

keit durch die Erfassung von Mental-Speed und der Ausbildung des Zentrum-Umfeld-Antagonismus quantifiziert, besteht gemäss Melnick et al. zwischen dem Suppression-Index und psychometrischer Intelligenz ein stärkerer Zusammenhang als zwischen herkömmlichen Mental-Speed-Massen und psychometrischer Intelligenz.

Der Spatial-Suppression-Ansatz zur Erklärung individueller Intelligenzunterschiede (Melnick et al., 2013) bietet eine interessante Erweiterungsmöglichkeit, wenn es um die Bestimmung der kognitiven Grundlagen für Intelligenzunterschiede geht. Er weist aber auch einige Stellen auf, die anfechtbar oder klärungsbedürftig sind. (1) Der Spatial-Suppression-Ansatz beruht auf einer einzigen Untersuchung, die mit kleinen Stichproben gearbeitet hat (Studie 1: $N = 12$ und Studie 2: $N = 53$; Melnick et al., 2013). Es kann deshalb nicht ausgeschlossen werden, dass Stichprobenfehler die Zusammenhänge beeinflusst haben. Um Spatial-Suppression als Prädiktor von psychometrischer Intelligenz zu festigen, bedarf es einer Bestätigung der Resultate von Melnick et al. (2013) mit einer grossen Stichprobe. (2) Mit dem Suppression-Index liegt eine Variable vor, die als Differenz zwischen zwei Erkennungsschwellen gebildet wurde (Lappin, Tadin, Nyquist & Corn, 2009; Melnick et al., 2013; Tadin et al., 2006, 2011). Dabei wurde nicht berücksichtigt, dass Differenzmasse unter bestimmten, in empirischen Untersuchungen oft vorliegenden Bedingungen problematisch sind: Weist der Minuend beziehungsweise der Subtrahend keine perfekte Reliabilität auf und hängen sie zusammen, reduziert sich die Reliabilität des Differenzmasses. Beträgt beispielsweise die Reliabilität des Minuends $r_{xx} = .80$, die Reliabilität des Subtrahends $r_{yy} = .80$ und die Korrelation von Minuend und Subtrahend $r_{xy} = .50$, reduziert sich die Reliabilität der Differenz auf $r_{DD} = .60$ (Murphy & Davidshofer, 2005, S. 145). Wird der Suppression-Index als Differenzmass gebildet, kann folglich nicht ausgeschlossen werden, dass ein verhältnismässig wenig reliables Mass vorliegt. Um valide Schlussfolgerungen über den Zusammenhang zwischen der Spatial-Suppression-Aufgabe und psychometrischer Intelligenz zu treffen, wäre ein alternatives Mass zur Quantifizierung von Spatial-Suppression (das nicht auf einer Differenz beruht) dem Suppression-Index vorzuziehen. (3) Aufschlussreich wäre zudem eine Analyse des Zusammenhangs zwischen der Spatial-Suppression-Aufgabe und psychometrischer Intelligenz auf laten-

ter Ebene. Melnick et al. haben bereits in ihrer Untersuchung darauf hingewiesen, dass eine Analyse zwischen Variablen auf latenter Ebene der Analyse auf manifester Ebene vorzuziehen ist, weil sie die der manifesten Korrelationen zugrunde liegende Beziehung zutage bringt. Damit wäre gleichzeitig die Problematik der Differenzbildung zur Ableitung des Suppression-Index angegangen, was ebenfalls zu valideren Schlussfolgerungen beitragen kann. (4) Darüber hinaus lässt eine Analyse auf latenter Ebene zu, die an der Beobachtung von Melnick et al. beteiligten kognitiven Prozesse mithilfe sogenannter Fixed-Links-Modelle (z. B. Schweizer, 2006a, 2006b, 2007, 2008, 2009) auf statistischer Ebene voneinander zu trennen. Damit könnte sich ein besseres Verständnis darüber ergeben, welche Bestandteile der Spatial-Suppression-Aufgabe in welcher Weise mit psychometrischer Intelligenz zusammenhängen. (5) Melnick et al. nahmen an, dass die Spatial-Suppression-Aufgabe auch Mental-Speed erfasst. Um diese Annahme zu prüfen, muss der Zusammenhang zwischen der Spatial-Suppression-Aufgabe und psychometrischer Intelligenz im Sinne eines nomologischen Netzwerks (Cronbach & Meehl, 1955) um Mental-Speed erweitert werden. Damit kann die Frage beantwortet werden, ob der Spatial-Suppression-Ansatz zur Aufklärung individueller Intelligenzunterschiede neuartige Erklärungsmöglichkeiten bietet oder ob der Mental-Speed-Ansatz den Zusammenhang zwischen der Spatial-Suppression-Aufgabe und psychometrischer Intelligenz vollständig zu erklären vermag.

Die unter Punkt vier angesprochenen Fixed-Links-Modelle (z. B. Schweizer, 2006a, 2006b, 2007, 2008, 2009) nehmen in der vorliegenden Arbeit eine wichtige Rolle ein. Die Modellierungstechnik, deren Zweck und deren zugrundeliegende Logik werden deshalb im nächsten Abschnitt ausführlich erklärt.

1.3 Messung kognitiver Prozesse

1.3.1 Ausgangslage

Die Messung kognitiver Prozesse ist anspruchsvoller, als sie auf den ersten Blick erscheint. Wenn im Rahmen von Untersuchungen experimentell ma-

nipulierte Aufgaben eingesetzt werden, um kognitive Prozesse zu erfassen, sind Unterschiede zwischen Personen (Varianz in der abhängigen Variable) nicht nur auf die experimentelle Manipulation zurückzuführen, sondern auch auf Prozesse, die nichts mit der experimentellen Manipulation zu tun haben (Jensen, 1982b; J. Miller & Ulrich, 2013; Neubauer & Knorr, 1997; Schweizer, 2007; Unsworth & Engle, 2007; van Zomeren & Brouwer, 1994).Wenn man beispielsweise annimmt, dass die Wachsamkeit, die Motivation oder die Motorik jeder einzelnen Person einen Einfluss auf die Reaktionszeiten in der Hick-Aufgabe haben, ist bei der Analyse bivariater Zusammenhänge zwischen den Reaktionszeiten und psychometrischer Intelligenz auf Gruppenebene nicht klar, was die Ursache für den mit zunehmender Anzahl Antwortalternativen stärker werdenden negativen Zusammenhang zwischen den Bedingungen der Hick-Aufgabe und psychometrischer Intelligenz ist (Sheppard & Vernon, 2008; Vernon & Jensen, 1984). Waren intelligentere Personen wacher, motivierter oder einfach motorisch schneller als weniger intelligente Personen? Oder weisen intelligentere Personen tatsächlich (wie theoretisch vermutet) einen höheren Mental-Speed auf?

Mit diesem Beispiel sollte verdeutlicht werden, dass abhängige Variablen, die aus experimentell manipulierten Aufgaben abgeleitet werden, keine reinen Masse sind. Vielmehr bilden sie ein Gemisch von Prozessen ab, die an der Antwortabgabe beteiligt waren. Diese Verunreinigung von Massen zur Erfassung kognitiver Prozesse bezeichnete Schweizer (2007) als Impurity-Problem.

1.3.2 Lösungsansätze

Ideen zur Bewältigung des Impurity-Problems gibt es mehrere. Diese lassen sich nach Ansätzen auf manifester und latenter Ebene unterscheiden.

Auf manifester Ebene hat Donders (1969) mit seiner Subtraktionsmethode ein Verfahren vorgeschlagen, mit dem die Zeit für einen einzelnen kognitiven Prozess, beispielsweise die Entscheidung für eine korrekte Antwort bei einer Mehrfachauswahl in der Hick-Aufgabe, aus der Reaktionszeit herausgerechnet werden kann. Er ging davon aus, dass einfache Reaktionszeit hauptsächlich durch physiologische Prozesse determiniert ist, während

die Reaktionszeit für eine Mehrfachauswahl neben denselben physiologischen Prozessen auch mentale Prozesse beansprucht. Seine Idee war, einfache Reaktionszeit von der Reaktionszeit für eine Mehrfachauswahl zu subtrahieren, womit die Differenz ein Mass für die Geschwindigkeit der mentalen Prozesse darstellt (Donders, 1969). Spätere Untersuchungen haben jedoch gezeigt, dass sich kognitive Komponenten nicht additiv verhalten und die Subtraktionsmethode eine zu starke Vereinfachung darstellt (z. B. Friston et al., 1996; Ilan & Miller, 1994).

Jensen und Munro (1979) haben eine Methode entwickelt, mit der bei der Erfassung der Reaktionszeit in der Hick-Aufgabe motorische Prozesse von kognitiven Prozessen getrennt werden können. Personen mussten dafür vor Präsentation der Stimuli ihren Antwortfinger auf eine Art Home-Taste der Tastatur legen. Erst danach wurden die Stimuli eingeblendet. Sobald die korrekte Antwort erkannt wurde, lösten die Personen ihren Finger von der Home-Taste und betätigten daraufhin die entsprechende Antworttaste. Durch diese Versuchsanordnung konnte die Zeitdauer, welche die Motorik in Anspruch nahm, von der Zeitdauer getrennt werden, die benötigt wurde, um die Reize wahrzunehmen und eine Entscheidung zu treffen. Dabei hat sich allerdings herausgestellt, dass die motorische Komponente mit der kognitiven Komponente konfundiert ist (Jensen & Munro, 1979) und Antwortstrategien der Personen die Interpretation der isolierten Komponenten erschweren (Smith & Carew, 1987).

Eine auf manifester Ebene häufig angewandte Methode zur Trennung von Prozessen stellt die Regressionsanalyse dar. Das Prinzip der Analyse lässt sich gut am Beispiel des linearen Zusammenhangs zwischen der Anzahl Bits und den Reaktionszeiten der Hick-Aufgabe erklären (siehe Unterabschnitt 1.2.1): Modelliert man eine lineare Abhängigkeit zwischen der Anzahl Bits und den Reaktionszeiten, resultiert ein y-Achsenabschnitt und eine Steigung. Nach dem diese Aufgabenparameter bestimmt wurden, kann jede beliebige Reaktionszeit durch die Verrechnung des y-Achsenabschnitts, der Steigung und der Anzahl Bits beschrieben werden (Jensen, 1987, S. 105). Der y-Achsenabschnitt und die Steigung bilden damit zwei Komponenten der Reaktionszeit, die unterschiedliche Prozesse repräsentieren. Beim y-Achsenabschnitt wird angenommen, dass er ein Mass für die Zeitdauer ist, wel-

che sensorische und motorische Prozesse benötigen, um den Reiz im Kortex wahrzunehmen und die Muskeln über efferente Nerven anzusteuern (Jensen, 1998b), während die Steigung die Verarbeitungsgeschwindigkeit von Information abbildet (Jensen, 1998b; Roth, 1964). Im Rahmen von experimentell manipulierten Aufgaben mit Messwiederholung bietet die Regressionsanalyse folglich eine Möglichkeit Prozesse voneinander zu trennen, womit sich schlussendlich Zusammenhänge differenzierter betrachten lassen.

Im Gegensatz zu den Analysen, die bis hierhin besprochen wurden und auf manifester Ebene durchgeführt werden, ergibt sich bei einer Analyse auf latenter Ebene ein Vorteil. Genauer gesagt berücksichtigt eine latente Analyse, dass sich ein beobachteter Messwert (beispielsweise die Reaktionszeit in der Hick-Aufgabe) immer aus einem wahren Anteil der Merkmalsausprägung und einem Fehleranteil, der nichts mit der wahren Merkmalsausprägung zu tun hat oder zufällig zustande kam, besteht (Kline, 2011, S. 9). Auf Gruppenebene lässt sich dann die Varianz des beobachteten Messwerts (die Unterschiede zwischen Personen) in wahre Varianz und Fehlervarianz, auch Messfehler genannt, trennen (Moosbrugger, 2007). Mit Hilfe der Faktorenanalyse wird die Fehlervarianz von der Analyse ausgeschlossen. Übrig bleibt auf Gruppenebene die wahre Varianz von Prozessen, die an der abhängigen Variable beteiligt waren und auf ein latentes Konstrukt zurückzuführen sind. Damit lassen sich Zusammenhänge zwischen Variablen valider bestimmen als auf manifester Ebene.

Eine Faktorenanalyse trennt folglich wahre Varianz von Fehlervarianz. Damit ist das Impurity-Problem aber nicht gelöst. Die in einer latenten Variable gebundene wahre Varianz kann immer noch durch eine Vielzahl von unterschiedlichen Prozessen entstanden sein. Genau an diesem Punkt setzen Fixed-Links-Modelle an (z. B. Schweizer, 2006a, 2006b, 2007, 2008, 2009). Fixed-Links-Modelle gehören zur Klasse der konfirmatorischen Faktorenanalysen und sind besonders interessant für die Analyse von experimentell manipulierten Aufgaben mit Messwiederholung (wie sie z. B. die Hick- oder die Spatial-Suppression-Aufgabe darstellen). Während klassische Faktorenanalysen gemeinsame Varianz von manifesten Indikatoren mit einer latenten Variable erklären, trennen Fixed-Links-Modelle gemeinsame Varianz in zwei systematische Varianzquellen (Faktoren) auf: Ein erster Faktor bindet

Varianz aufgabenrelevanter Prozesse, deren Einflüsse sich über die experimentellen Bedingungen hinweg nicht verändern. Dieser erste Faktor bildet folglich Prozesse ab, die für das Lösen der Aufgabe in jeder experimentellen Bedingung benötigt werden und einen gleichbleibenden konstanten Einfluss auf die Leistung in den Bedingungen ausüben. Ein zweiter Faktor bindet Varianz aufgabenrelevanter Prozesse, deren Einflüsse sich über die experimentellen Bedingungen hinweg verändern. In diesem zweiten Faktor werden somit Prozesse abgebildet, die für das Lösen der Aufgabe benötigt werden und einen sich mit der experimentellen Manipulation verändernden Einfluss auf die Leistung in den Bedingungen haben.

Erreicht wird die Trennung dieser Prozesse in zwei Schritten. Zum einen werden vor der Modellschätzung die unstandardisierten Faktorladungen der manifesten Indikatoren auf die beiden latenten Variablen fixiert. Die unstandardisierten Faktorladungen (λ) der manifesten Indikatoren auf die erste latente Variable werden dabei alle auf den gleichen Wert gesetzt (z. B. λ^v; siehe Abbildung 1). Die unstandardisierten Faktorladungen der manifesten Indikatoren auf die zweite latente Variable folgen einem Verlauf, der sich aus theoretischen Überlegungen zum Einfluss der erfassten, experimentell manipulierten Prozesse auf die Leistung in den Bedingungen ergibt (z. B. λ^w, λ^x, λ^y, λ^z; siehe Abbildung 1). Analysiert man beispielsweise die Reaktionszeiten der Hick-Aufgabe und hat man Grund zur Annahme, dass die Verarbeitungsgeschwindigkeit mit zunehmender Anzahl Antwortalternativen einen immer stärker werdenden (linearen) Einfluss auf die Reaktionszeit hat, fixiert man die Faktorladungen auf $\lambda^w = 1$, $\lambda^x = 2$, $\lambda^y = 3$ und $\lambda^z = 4$. Zum anderen wird die Korrelation zwischen den beiden latenten Variablen auf 0 fixiert. Damit werden die Varianzen statistisch vollständig voneinander getrennt. Weil durch die Fixierung der unstandardisierten Faktorladungen im Rahmen der Parameterschätzung die Matrix der Faktorladungen nicht mehr geschätzt wird (sie wird a priori bestimmt), müssen die Varianzen der latenten Variablen auf Signifikanz geprüft werden. Damit wird sichergestellt, dass die latenten Variablen einen substanziellen Varianzanteil gebunden haben und sich die Interpretation der latenten Variablen nicht auf ein statistisches Artefakt bezieht. Verfehlt die Varianz einer latenten Variable das Signifikanzniveau, wurden darin keine bedeutsamen Prozesse abgebildet und das

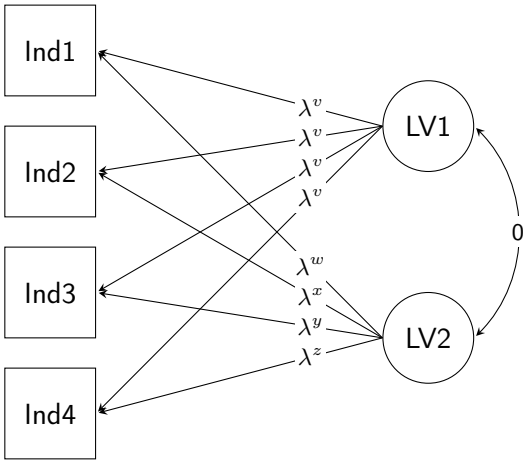


Abbildung 1. Das Prinzip eines Fixed-Links-Modells. Gemeinsame Varianz von Bedingungen (Ind1 – Ind4) wird in zwei latente Variablen getrennt (LV1 und LV2). Die unstandardisierten Faktorladungen der Bedingungen auf LV1 sind konstant (λ^v). Die unstandardisierten Faktorladungen der Bedingungen auf LV2 folgen einem Verlauf, der sich aus theoretischen Überlegungen zum Einfluss der in LV2 gebundenen Prozesse auf die vier Indikatoren ergibt (λ^w, λ^x, λ^y, λ^z). LV1 und LV2 werden unabhängig voneinander gehalten. Fehlervarianzen sind in diesem Beispiel nicht eingezeichnet.

gesamte Modell muss verworfen werden (für eine ausführliche Beschreibung der Modellierungstechnik siehe z. B. Schweizer, 2006a).

Fixed-Links-Modelle stellen eine Möglichkeit dar, dem Impurity-Problem entgegenzutreten und Prozesse voneinander zu trennen. Sie haben gegenüber anderen Methoden zur Analyse von experimentell manipulierten Aufgaben mit Messwiederholung entscheidende Vorteile. Im Vergleich mit Analysemethoden auf manifester Ebene berücksichtigen Fixed-Links-Modelle, dass ein beobachteter Messwert Messfehler enthält (Moosbrugger, 2007). Dieser Messfehler wird bei einer latenten Analyse isoliert, womit die den manifesten Zusammenhängen zugrunde liegende Beziehung aufgedeckt wird und validere Schlussfolgerungen gezogen werden können (Kline, 2011, S. 9). Im Vergleich mit klassischen Faktorenanalysen, welche gemeinsame Varianz von manifesten Indikatoren auf einen einzigen Faktor zurückführen, trennen Fixed-Links-Modelle gemeinsame Varianz von manifesten Indikatoren

durch die Fixierung der Faktorladungen in zwei Faktoren auf. Der eine Faktor bindet Varianz von Prozessen, die einen gleichbleibenden Einfluss auf die Leistung in den Bedingungen ausüben. Der andere Faktor erfasst Varianz von Prozessen, die durch die experimentellen Manipulation verursacht wird. Fixed-Links-Modelle ermöglichen folglich die an der experimentellen Manipulation beteiligten Prozesse von allen andere an der Leistung beteiligten Prozessen zu trennen. Darin unterscheiden sich Fixed-Links-Modelle von bifaktoriellen Modellen (z. B. Moosbrugger, Goldhammer & Schweizer, 2006; Schweizer, Altmeyer, Reiss & Schreiner, 2010). Bifaktorielle Modelle trennen wie Fixed-Links-Modelle gemeinsame Varianz von manifesten Indikatoren in zwei latente Variablen, die Faktorladungen werden jedoch nicht a priori aufgrund theoretischer Überlegungen zum Einfluss der Prozesse auf die manifesten Indikatoren fixiert, sondern frei geschätzt. Mit bifaktoriellen Modellen lässt sich folglich die von der experimentellen Manipulation verursachte Varianz in den manifesten Indikatoren nicht von der Varianz der Prozesse trennen, welche unabhängig von der experimentellen Manipulation sind.

Untersuchungen, die Fixed-Links-Modelle benützt haben, um die Verunreinigung von kognitiven Korrelaten psychometrischer Intelligenz auf statistischer Ebene rückgängig zu machen, gibt es einige (z. B. Ren, Schweizer & Xu, 2013; Schweizer, 2007; Stankov & Schweizer, 2007; Wang, Ren & Schweizer, 2015). Die formulierten theoretischen Modelle beschrieben dabei die empirischen Daten jeweils gut und erlaubten im Vergleich zu klassischen Faktorenanalysen einen differenziertere Betrachtung der Zusammenhänge. Diese Ergebnisse deuten darauf hin, dass Fixed-Links-Modelle bei der Bestimmung der kognitiven Grundlagen individueller Intelligenzunterschiede nicht nur aus theoretischer, sondern auch aus praktischer Sichtweise vorteilhaft sind. Wenn ein Konstrukt mit einer experimentell manipulierte Aufgabe mit Messwiederholung erfasst wird, bieten sich Fixed-Links-Modelle (z. B. Schweizer, 2006a, 2006b, 2007, 2008, 2009) somit als eine elegante Modellierungstechnik an, die Verunreinigung des abgeleiteten Leistungsmasses auf statistischer Ebene rückgängig zu machen.

1.4 Fragestellungen

Der Spatial-Suppression-Ansatz zur Erklärung individueller Intelligenzunterschiede (Melnick et al., 2013) bietet eine interessante Erweiterungsmöglichkeit, wenn es um die Bestimmung der kognitiven Grundlagen für Intelligenzunterschiede geht. Das übergeordnete Ziel dieser Arbeit besteht darin, zu überprüfen, ob sich die Spatial-Suppression-Aufgabe als Prädiktor psychometrischer Intelligenz bewährt und inwiefern der Spatial-Suppression-Ansatz zur Aufklärung individueller Intelligenzunterschiede neuartige Erklärungsmöglichkeiten liefert, welche nicht bereits der Mental-Speed-Ansatz (z. B. Deary, 2000; Jensen, 1982a, 1982b, 2006; Vernon, 1983) bietet. Dieses Ziel soll durch die Erarbeitung von fünf Punkten erreicht werden:

1. Die Arbeit von Melnick et al. (2013) berichtet bis heute als einzige über den Zusammenhang zwischen der Spatial-Suppression-Aufgabe und psychometrischer Intelligenz. Um die Aufgabe als Prädiktor für psychometrische Intelligenz zu festigen, bedarf es einer Bestätigung dieses Befunds. Dafür werden für die vorliegende Arbeit die experimentellen Bedingungen von Melnick et al. bestmöglich übernommen und die Aufgabe wird einer grossen, betreffend der Intelligenzausprägung heterogenen Stichprobe vorgelegt. Die aus der Aufgabe abgeleitete abhängige Variable, der Suppression-Index, wird entsprechend dem Vorgehen in der Originalarbeit gebildet. Der Suppression-Index wurde in der Arbeit von Melnick et al. mit IQ-Punkten in Zusammenhang gebracht. Der IQ wurde dabei für jede Person aus der Kurzform der Wechsler-Adult-Intelligence-Scale III (Axelrod, 2002) und aus der Wechsler-Adult-Intelligence-Scale IV (Wechsler, 2008) gebildet (siehe Studie 1 und 2 bei Melnick et al., 2013). Wenn die Annahme gilt, dass der Zusammenhang zwischen dem Suppression-Index und psychometrischer Intelligenz robust ist, sollte dieser auch unter Einsatz eines anderen Instruments zur Erfassung der psychometrischen Intelligenz auftreten. In der vorliegenden Arbeit wird der Berliner Intelligenzstruktur-Test (Jäger, Süss & Beauducel, 1997) eingesetzt, welcher sich empirisch als Indikator für Intelligenz bewährt hat (Beauducel & Kersting, 2002; Valerius & Sparfeldt, 2014). Die Verwendung von nicht exakt demsel-

ben Intelligenzmass erscheint hinsichtlich einer beabsichtigten Bestätigung der Befunde von Melnick et al. als Schwachpunkt dieser Arbeit. Führt man sich aber vor Augen, dass die Spatial-Suppression-Aufgabe beansprucht, einen grundlegenden Aspekt der menschlichen Informationsverarbeitung zu erfassen, erscheint die Verwendung eines Intelligenzmasses, welches noch nie mit der Spatial-Suppression-Aufgabe in Zusammenhang gebracht wurde, weniger als Schwachpunkt, sondern vielmehr als eine Notwendigkeit.

2. Der Suppression-Index wurde bei Melnick et al. (2013) für jede Person als Differenz zwischen zwei Erkennungsschwellen gebildet. Differenzmasse leiden in empirischen Untersuchungen oft unter einer reduzierten Reliabilität (Murphy & Davidshofer, 2005, S. 145). Es kann somit bei den Resultaten von Melnick et al. nicht ausgeschlossen werden, dass die verminderte Reliabilität des Suppression-Index die Ergebnisse verzerrt hat. Um diese Problematik anzugehen, wird in der vorliegenden Arbeit zusätzlich eine abhängige Variable eingesetzt, welche nicht auf einer Differenz zwischen zwei Erkennungsschwellen beruht. Melnick et al. haben sich in ihrer Arbeit bereits bemüht, ein alternatives Mass herzuleiten. Sie haben die Erkennungsschwellen jeder Person mit einer exponentiellen Regression vorhergesagt, jedoch nicht beide daraus resultierenden Aufgabenparameter, die Asymptote und die Steigung, mit psychometrischer Intelligenz in Verbindung gesetzt. Um die Spatial-Suppression-Aufgabe mit ihren Bestandteilen besser zu verstehen und die Problematik des Differenzmasses zu umgehen, werden deshalb in der vorliegenden Arbeit beide aus der exponentiellen Regression abgeleiteten Aufgabenparameter benutzt, um psychometrische Intelligenz vorherzusagen.

3. Aufschlussreich wäre eine Analyse der Spatial-Suppression-Aufgabe auf latenter Ebene. Dabei werden die Zusammenhänge der Aufgabenbedingungen mit einer klassischen Faktorenanalyse auf einen unbeobachteten Faktor zurückgeführt. Im Gegensatz zur manifesten Auswertung (vgl. Punkt 1 und 2) berücksichtigt die Analyse auf latenter Ebene die Tatsache, dass sich ein beobachteter Messwert immer aus einem wahren

Anteil der Merkmalsausprägung und einem zufällig zustande gekommenen Fehleranteil, der unabhängig von der wahren Merkmalsausprägung ist, zusammensetzt (Moosbrugger, 2007). Ein latenter Faktor beinhaltet nur die wahren Merkmalsausprägungen von Personen, womit sich, verglichen mit einer Analyse auf manifester Ebene, Zusammenhänge mit anderen Variablen valider bestimmen lassen (Kline, 2011, S. 9). Die Bedeutung der Spatial-Suppression-Aufgabe als Prädiktor von g, der latenten Operationalisierung psychometrischer Intelligenz, sollte demnach auf latenter Ebene deutlicher erkennbar sein als auf manifester Ebene.

4. Um bei der Beschreibung der Spatial-Suppression-Aufgabe auf latenter Ebene eine vergleichbare Trennung von Prozessen zu erhalten wie unter Punkt 2 auf manifester Ebene, wird versucht die Aufgabenbedingungen mit einem Fixed-Links-Modell (siehe Unterabschnitt 1.3.2) zu beschreiben. Dafür werden zwei latente Variablen angenommen: Die erste latente Variable bildet durch konstant gehaltene Faktorladungen aufgabenrelevante Prozesse ab, welche über die vier Bedingungen hinweg einen gleichbleibenden Einfluss auf die Erkennungsschwellen ausübten. Die zweite latente Variable weist sich unterscheidende Faktorladungen auf, welche bestimmten Annahmen folgend gewählt werden. Durch die sich unterscheidenden Faktorladungen werden in dieser latenten Variable aufgabenrelevante Prozesse gebunden, welche durch die experimentelle Manipulation verursacht wurden. Weil die Aufgabe noch nie mit einem Fixed-Links-Modell beschrieben wurde, werden unterschiedliche Ladungsverläufe getestet und das beste Modell wird für die weiteren Analysen ausgewählt. Diese Trennung von aufgabenrelevanten Prozessen auf latenter Ebene kann dann zum einen benutzt werden, um die Spatial-Suppression-Aufgabe mit ihren Bestandteilen besser zu verstehen, und zum anderen lässt sich damit der Zusammenhang der Aufgabe mit dem g-Faktor differenzierter betrachten als mit einer klassischen Faktorenanalyse.

5. Nach dieser ausführlichen, aber auch isolierten Aufarbeitung des Zusammenhangs zwischen der Spatial-Suppression-Aufgabe und psycho-

metrischer Intelligenz wird der Zusammenhang im Sinne eines nomologischen Netzwerks (Cronbach & Meehl, 1955) um Mental-Speed erweitert. Dafür wird die Hick-Aufgabe als ein etabliertes Mental-Speed-Mass hinzugezogen. Mit diesem Schritt kann auf manifester wie auch auf latenter Ebene geprüft werden, ob die Spatial-Suppression-Aufgabe im Zusammenhang mit psychometrischer Intelligenz einen Aspekt der menschlichen Informationsverarbeitung abbildet, der neuartig ist und nicht bereits von der Hick-Aufgabe erfasst beziehungsweise erklärt wird. Schlussendlich soll dadurch die Frage beantwortet werden, ob der Spatial-Suppression-Ansatz zur Aufklärung individueller Intelligenzunterschiede (Melnick et al., 2013) neuartige Erklärungsmöglichkeiten bietet oder ob der Mental-Speed-Ansatz (z. B. Deary, 2000; Jensen, 1982a, 1982b, 2006; Vernon, 1983) den Zusammenhang zwischen der Spatial-Suppression-Aufgabe und psychometrischer Intelligenz vollständig zu erklären vermag.

2 Methode

2.1 Stichprobe

An den Testungen haben 206 Versuchspersonen (Vpn) teilgenommen, wovon 29 Vpn (14 %) aufgrund von technischen Problemen, nicht auswertbarer Subtests oder im Vergleich zu den restlichen Vpn stark abweichenden Werten ausgeschlossen wurden (siehe Anhang A für eine genauere Erläuterung).

Analysiert wurden die Daten von 177 Vpn. Die 116 Frauen und 61 Männer waren zwischen 18 und 30 Jahre alt und wiesen ein mittleres Alter ± Standardabweichung von 21.14 ± 2.71 Jahren auf. Um eine bezüglich der Intelligenzausprägung heterogene Stichprobe zu erhalten, nahmen Vpn aus verschiedenen Bildungsgruppen an der Untersuchung teil: Neun Vpn haben als höchsten Bildungsabschluss die obligatorische Schulzeit genannt, 55 Vpn eine Berufslehre, 31 Vpn eine Berufsmatura, 23 Vpn eine gymnasiale Maturität, 45 Vpn ein Bachelor-Studium, drei Vpn ein Master-Studium und 11 Vpn eine andere Ausbildung. 160 der 177 Vpn waren deutscher Muttersprache. Die anderen 17 Vpn sprachen akzentfrei deutsch. Alle Vpn berichteten über eine normale Sehschärfe, eine normale Hörfähigkeit, waren Nichtraucher, konsumierten keine Medikamente und waren nicht chronisch krank. Um Einflüsse von Koffein auf die Wahrnehmungsleistung (Stough et al., 1995) der Vpn zu minimieren, wurden die Vpn gebeten, bis zwei Stunden vor der Teilnahme keine koffeinhaltigen Getränke zu konsumieren. Die Vpn hatten keine Erfahrung mit den Testverfahren. Für die Teilname an der Untersuchung erhielten Berner Studierende des Fachs Psychologie vier Versuchspersonen-Stunden, die sie an ihr Studium anrechnen lassen konnten. Alle anderen Vpn wurden für die Teilnahme mit CHF 50.– entlöhnt.

2.2 Die Spatial-Suppression-Aufgabe

Als Grundlage für die Aufgabe diente der Programmcode von Melnick et al. (2013).

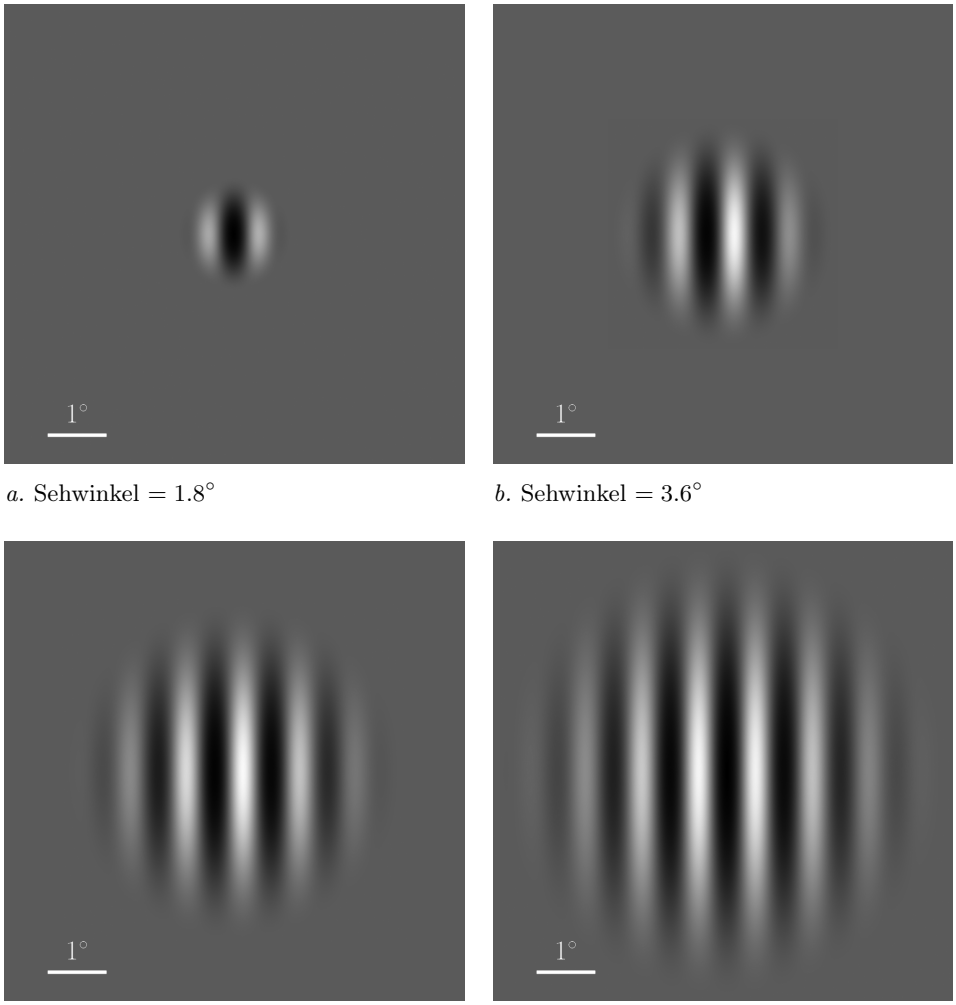
2.2.1 Apparatur und Material

Präsentiert wurde die Aufgabe auf einem ASUS Vento A2 Computer, der mit einem 2.6 GHz Prozessor, 4 GB Arbeitsspeicher und 512 MB Videospeicher (Nvidia GeForce 9800 GT) ausgestattet war. Als Betriebssystem diente Windows 7. Der verwendete ASUS VG248QE Computermonitor wies bei einer Bildschirmbreite von 53.2 cm und einer Bildschirmhöhe von 29.9 cm eine Auflösung von 1920 × 1080 Pixel auf. Er wurde linearisiert und mit einer Bildwiederholungsrate von 144 Hz betrieben. Die Antworten der Vpn wurden mit einer PC-Tastatur erfasst.

Die visuellen Reize wurden in MATLAB® (MathWorks Inc., 2013) erzeugt. Die vertikal schwarz-grau gestreiften Muster (Ortsfrequenz von 1° Sehwinkel pro Periode) wurden mit einem Kontrast von 99 % auf einem grauen Hintergrund präsentiert, welcher eine Leuchtdichte von 178 cd/m^2 aufwies. Die Leuchtdichte des Raumes betrug in unmittelbarer Umgebung des Monitors 9 cd/m^2. Die drei in Melnick et al. (2013) verwendeten Mustergrössen mit den Sehwinkeln 1.8°, 3.6° und 7.2° wurden um die Mustergrösse von 5.4° ergänzt, wodurch sich für diese Arbeit die Mustergrössen mit den Sehwinkeln 1.8°, 3.6°, 5.4° und 7.2° ergaben (siehe Abbildung 2). Die Sehwinkel der Muster wurden mit einer Kinnstütze, die 61 cm vom Monitor entfernt war, sichergestellt. Der verwendete Ton wies bei einer Frequenz von 2900 Hz und einer Lautstärke von 70 dB eine Länge von 50 ms auf.

2.2.2 Versuchsablauf

Ein Durchgang sah folgendermassen aus: Nach einer Zeitspanne von 440 ms erschien in der Mitte des Monitors für 560 ms ein Kreis, der sich über die ersten 200 ms von einer Grösse von 1.6° auf eine Grösse von 0.26° zusammenzog, für 360 ms diese Grösse beibehielt und anschliessend ausgeblendet wurde. Dieses Vorgehen diente dazu, den Blick der Vpn in die Bildschirm-



a. Sehwinkel = 1.8°

b. Sehwinkel = 3.6°

c. Sehwinkel = 5.4°

d. Sehwinkel = 7.2°

Abbildung 2. Die vier Mustergrössen ($a-d$) der Spatial-Suppression-Aufgabe.

mitte zu lenken. Nach einem Intervall von 300 ms erschien in der Mitte des Monitors ein sich nach links oder rechts bewegendes vertikal schwarz-grau gestreiftes Musters. Die Stelle, an welcher die Vpn das Muster auf dem Monitor sahen, war stationär. Hinter dieser stationären Stelle bewegte sich das Muster mit einer Geschwindigkeit von 4°/s nach links oder nach rechts. Nach der Darbietungszeit mussten die Vpn mit einem Tastendruck entscheiden, in welche Richtung sich das Muster bewegt hat. Die Vpn erhielten die Instruktion, bei einer wahrgenommenen Bewegung nach links mit ihrem linken

Zeigefinger die linke Pfeiltaste und bei einer wahrgenommen Bewegung nach Rechts mit ihrem rechten Zeigefinger die rechte Pfeiltaste zu drücken. Bei einer korrekten Antwort wurde ein Ton abgegeben und die Darbietungszeit des nächsten Musters verringert, bei einer falschen Antwort wurde kein Ton abgegeben und die Darbietungszeit des nächsten Musters erhöht. Die Darbietungszeit des Musters wurde entsprechend dem Quest-Verfahren (Watson & Pelli, 1983) angepasst. Das Quest-Verfahren ist adaptiv und arbeitet mit logarithmierten Werten, das heisst alle Berechnungen des Verfahrens finden im logarithmierten Raum statt. Der Algorithmus schätzt dabei mit Hilfe von Grundprinzipien der Bayes-Statistik nach jeder Antwort eine $\log_{10}$-Erkennungsschwelle für einen im Voraus bestimmten Prozentsatz an korrekten Antworten (in der hier vorliegenden Aufgabe betrug der Prozentsatz 82 %). Die geschätzte $\log_{10}$-Erkennungsschwelle wird dann vom Algorithmus benutzt, um die Darbietungszeit des nächsten Stimulus zu bestimmen. Die Vpn wurden instruiert, sich bei der Antwortabgabe genügend Zeit zu lassen und möglichst fehlerfrei zu arbeiten. Nach Antwortabgabe startete der nächste Durchgang.

Als Erstes bearbeiteten die Vpn eine Übungsaufgabe. Dabei wurden die vier Mustergrössen allen Vpn je drei Mal in einer pseudorandomisierten Abfolge präsentiert. Die Darbietungszeit aller Mustergrössen betrug zu Beginn der Aufgabe 80 ms und wurde adaptiv angepasst. Die Übungsaufgabe dauerte etwa eine Minute und wurde nicht ausgewertet. Die 12 Durchgänge der Übungsaufgabe dienten dazu, dass sich die Vpn mit der Art der Stimuluspräsentation, der Antworteingabe und dem Ton vertraut machen konnten.

Als Zweites folgte eine etwas längere Aufgabe. Die Vpn bearbeiteten drei Wiederholungen, die durch eine Pause von etwa 30 Sekunden getrennt waren. Eine Wiederholung bestand aus zwei Schätzungen der 82 %-$\log_{10}$-Erkennungsschwelle pro Mustergrösse. Jede der vier Mustergrössen wurde innerhalb einer Schätzung sieben Mal präsentiert. Gesamthaft bearbeiteten die Vpn folglich $3 \times 2 \times 4 \times 7 = 168$ Durchgänge. Die Mustergrössen wurde allen Vpn in einer pseudorandomisierten Abfolge präsentiert. Die Darbietungszeit der Mustergrössen betrug zu Beginn der Aufgabe 30 ms und wurde für jede Mustergrösse einzeln über den gesamten Verlauf der 42 Durchgänge adaptiv angepasst. Die Aufgabe dauerte etwa 7 Minuten und wurde nicht

ausgewertet, weil sich bei einigen Vpn die Wahrnehmungsleistung während der ersten Durchgänge stark verbessern kann (D. Tadin, persönl. Mitteilung, 19.08.2014). Dieser Aufgabenblock diente dazu, diese Trainingseffekte zuzulassen und die Leistung der Vpn auf ihrem individuellem Niveau zu festigen.

Als Drittes wurde den Vpn die eigentliche Aufgabe vorgelegt. Die Vpn bearbeiteten drei Wiederholungen, die durch eine Pause von etwa einer Minute getrennt waren. Eine Wiederholung bestand aus zwei Schätzungen der 82 %-$\log_{10}$-Erkennungsschwelle pro Mustergrösse. Jede der vier Mustergrössen wurde innerhalb einer Schätzung 22 Mal präsentiert. Gesamthaft bearbeiteten die Vpn somit $3 \times 2 \times 4 \times 22 = 528$ Durchgänge. Daraus resultierten für jede Vp 24 Schätzungen der 82 %-$\log_{10}$-Erkennungsschwelle (sechs pro Mustergrösse). Die Mustergrössen wurde allen Vpn in einer pseudorandomisierten Abfolge präsentiert. Die Darbietungszeit der Mustergrössen betrug bei Start der Aufgabe 30 ms und wurde für jede Mustergrösse einzeln über den gesamten Verlauf der 132 Durchgänge adaptiv angepasst. Die Aufgabe dauerte etwa 25 Minuten.

Für jede Vp wurden die sechs pro Mustergrösse erhaltenen 82 %-$\log_{10}$-Erkennungsschwellen in eine Rangreihenfolge gebracht, die tiefste und höchste Schätzung entfernt und die restlichen vier 82 %-$\log_{10}$-Erkennungsschwellen gemittelt. Damit resultierte für jede Vp pro Mustergrösse (1.8°, 3.6°, 5.4° und 7.2°) eine 82 %-$\log_{10}$-Erkennungsschwelle für horizontale Bewegung. Alle Berechnungen wurden mit diesen 82 %-$\log_{10}$-Erkennungsschwellen getätigt. Ausnahme bildete die exponentielle Regression (siehe Abschnitt 3.3), bei welcher die vier 82 %-$\log_{10}$-Erkennungsschwellen auf Anraten von D. Tadin (persönl. Mitteilung, 11.02.2016) als Exponenten zur Basis 10 verrechnet und in dieser invertierten Form analysiert wurden. Um die Interpretation der logarithmierten Werte zu erleichtern, wurden sie für die Ergebnisdarstellung (in Tabellen und Abbildungen) invertiert. Der Suppression-Index wurde gemäss der Vorgehensweise von Melnick et al. (2013) als Differenz zwischen der 82 %-$\log_{10}$-Erkennungsschwelle für die Mustergrösse 7.2° und der 82 %-$\log_{10}$-Erkennungsschwelle für die Mustergrösse 1.8° gebildet.

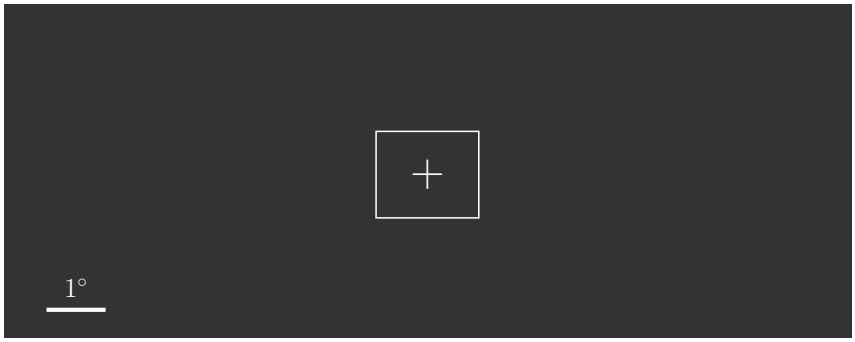
2.3 Die Hick-Aufgabe

Angelehnt an die Versuchsanordnung von Rammsayer und Brandler (2007) wurde als Mass für Mental-Speed eine Hick-Aufgabe eingesetzt.

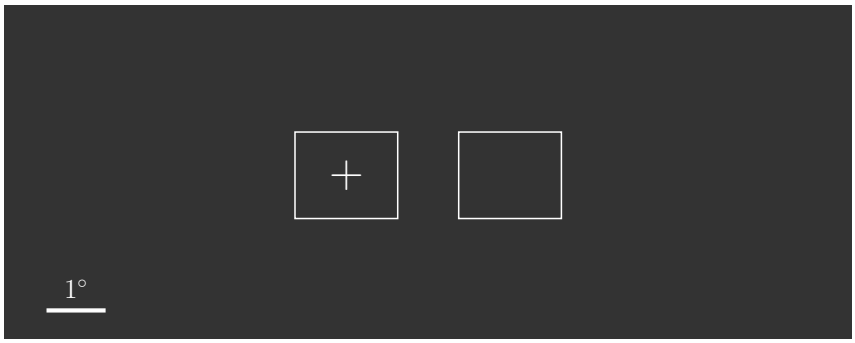
2.3.1 Apparatur und Material

Präsentiert wurde die Aufgabe auf dem in Unterabschnitt 2.2.1 beschriebenen Computer, mit dem einzigen Unterschied, dass die Auflösung des Computermonitors für die Hick-Aufgabe 1280×1024 Pixel betrug. Die Antworten der Vpn wurden mit einer Cedrus RB-830 Tastatur erfasst.

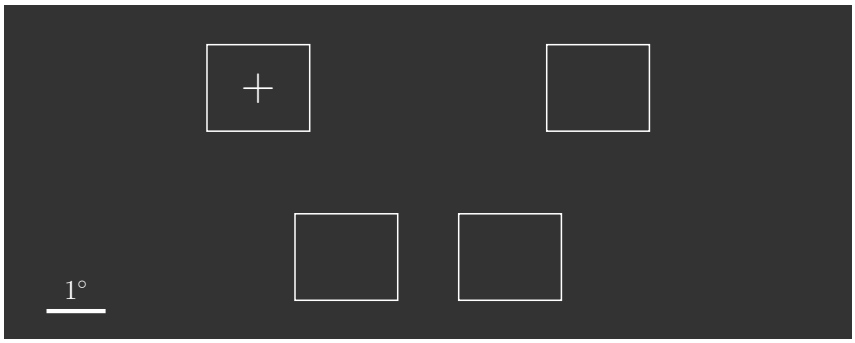
Die Stimuli wurden mit E-Prime® (Psychology Software Tools, 2012) generiert. Die weissen Stimuli wurden auf einem schwarzen Hintergrund präsentiert, welcher eine Leuchtdichte von $2\,\mathrm{cd/m^2}$ aufwies. Der horizontale und vertikale Sehwinkel der verwendeten Rechtecke betrug 1.8° respektive 1.5°. Die Rechtecke wurden auf dem Monitor zentriert dargeboten. Die Stimulianordnung der verwendeten Bedingungen sah folgendermassen aus (siehe Abbildung 3): In der 0-Bit-Bedingung wurde ein Rechteck präsentiert. In der 1-Bit-Bedingung wurden horizontal nebeneinander zwei Rechtecke präsentiert. Die beiden Rechtecke erschlossen zusammen einen horizontalen und vertikalen Sehwinkel von 4.5° respektive 1.5°. In der 2-Bit-Bedingung wurden in U-Form vier Rechtecke präsentiert. Die vier Rechtecke erschlossen gemeinsam einen horizontalen und vertikalen Sehwinkel von 7.5° respektive 4.3°. In der 2.58-Bit-Bedingung wurden zu den in U-Form angeordneten vier Rechtecken der 2-Bit-Bedingung in der oberen Reihe je links und rechts ein Rechteck hinzugefügt. Die sechs Rechtecke erschlossen zusammen einen horizontalen und vertikalen Sehwinkel von 12.9° respektive 4.3°. Der Sehwinkel des imperativen Reizes, einem «+», betrug 0.5° und wurde immer in der Mitte eines Rechtecks präsentiert. Die Sehwinkel der Stimuli wurden mit einer Kinnstütze, die 61 cm vom Monitor entfernt war, sichergestellt. Der verwendete Ton wies bei einer Frequenz von 1000 Hz und einer Lautstärke von 70 dB eine Länge von 200 ms auf.



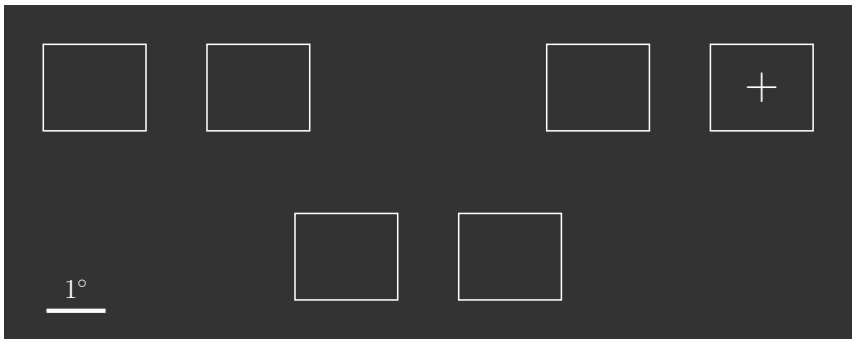
a. 0-Bit-Bedingung



b. 1-Bit-Bedingung



c. 2-Bit-Bedingung



d. 2.58-Bit-Bedingung

Abbildung 3. Die vier Bedingungen ($a - d$) der Hick-Aufgabe.

2.3.2 Versuchsablauf

In der 0-Bit-Bedingung bearbeiteten die Vpn 32 Durchgänge. Jeder Durchgang startete nach 1100 ms mit der Präsentation eines Rechtecks. Nach einer variablen Zeitdauer, Stimulus-Onset-Asynchrony (SOA) genannt, welche 1000, 1333, 1666 oder 2000 ms betrug, wurde der imperative Reiz, ein «+», eingeblendet. Die Vpn wurden angewiesen, mit dem Zeigefinger ihrer dominanten Hand so rasch als möglich auf die vorgesehene Antworttaste zu drücken. Bei einer Antwortabgabe nach Einblenden des imperativen Reizes folgte ein Ton. Bei einer Antwortabgabe vor Einblenden des imperativen Reizes folgte kein Ton. In beiden Fällen führte eine Antwortabgabe zur Ausblendung der Stimuli und zum Start des nächsten Durchganges.

Die 1-Bit-Bedingung unterschied sich von der 0-Bit-Bedingung in der Anzahl dargebotener Rechtecke und der Tonabgabe. Der imperative Reiz trat im linken oder im rechten Rechteck auf. Die Vpn erhielten die Anweisung, beim Auftreten des imperativen Reizes im linken Rechteck mit ihrem linken Zeigefinger und beim Auftreten des imperativen Reizes im rechten Rechteck mit ihrem rechten Zeigefinger so rasch als möglich auf die dem jeweiligen Finger zugewiesene Antworttaste zu drücken. Bei einer korrekten Antwortabgabe nach Einblendung des imperativen Reizes folgte ein Ton. Bei einer Antwortabgabe vor Einblendung des imperativen Reizes oder bei einer falschen Antwortabgabe folgte kein Ton.

Die 2-Bit-Bedingung unterschied sich von der 1-Bit-Bedingung lediglich in der Anzahl präsentierter Rechtecke. Der imperative Reiz trat entweder im oberen linken, unteren linken, oberen rechten oder unteren rechten Rechteck auf. Die Vpn wurden angewiesen, beim Auftreten des imperativen Reizes im oberen linken Rechteck mit ihrem linken Mittelfinger, beim Auftreten des imperativen Reizes im unteren linken Rechteck mit ihrem linken Zeigefinger, beim Auftreten des imperativen Reizes im oberen rechten Rechteck mit ihrem rechten Mittelfinger und beim Auftreten des imperativen Reizes im unteren rechten Rechteck mit ihrem rechten Zeigefinger so rasch als möglich auf die dem jeweiligen Finger zugewiesene Antworttaste zu drücken.

Die 2.58-Bit-Bedingung unterschied sich von der 2-Bit-Bedingung nur in der Anzahl präsentierter Rechtecke. Der imperative Reiz trat entweder im

oberen äusseren linken, oberen inneren linken, unteren linken, oberen äusseren rechten, oberen inneren rechten oder unteren rechten Rechteck auf. Die Vpn wurden angewiesen, beim Auftreten des imperativen Reizes im oberen äusseren linken Rechteck mit ihrem linken Ringfinger, beim Auftreten des imperativen Reizes im oberen inneren linken Rechteck mit ihrem linken Mittelfinger, beim Auftreten des imperativen Reizes im unteren linken Rechteck mit ihrem linken Zeigefinger, beim Auftreten des imperativen Reizes im oberen äusseren Rechteck mit ihrem rechten Ringfinger, beim Auftreten des imperativen Reizes oberen inneren rechten Rechteck mit ihrem rechten Mittelfinger und beim Auftreten des imperativen Reizes im unteren rechten Rechteck mit ihrem rechten Zeigefinger so rasch als möglich auf die dem jeweiligen Finger zugewiesene Antworttaste zu drücken.

Die Bedingungen wurden von allen Vpn in aufsteigender Reihenfolge (0-, 1-, 2-, 2.58-Bit-Bedingung) bearbeitet. Jeder Bedingung gingen acht Übungsdurchgänge voraus, damit sich die Vpn mit der Art der Stimuluspräsentation, der Antworteingabe und dem Ton vertraut machen konnten. Der imperative Reiz trat in der 1-, 2- und 2.58-Bit-Bedingung für alle Vpn in einer pseudorandomisierten Abfolge mit der identischen, ausbalancierten SOA am identischen, über die 32 Durchgänge der Bedingungen ausbalancierten Ort auf. Insgesamt dauerte die Aufgabe etwa 15 Minuten.

Pro Bedingung wurde für jede Vp der Mittelwert (M) und die Standardabweichung (SD) aller korrekten Antworten bestimmt, die zwischen 100 und 2500 ms lagen. Basierend auf diesen Berechnungen wurden in Anlehnung an Moosbrugger et al. (2006) für jede Vp in jeder Bedingung diejenigen Durchgänge entfernt, welche eine Reaktionszeit (RZ) $\geq M + 3 \times SD$ aufwiesen. Nach dieser intraindividuellen Ausreisserkontrolle wurden die verbliebenen Durchgänge innerhalb einer Bedingung gemittelt und für jede Vp als Leistungsmass der Bedingung der Hick-Aufgabe verwendet.

2.4 Erfassung der psychometrischen Intelligenz

Psychometrische Intelligenz wurde mit einer modifizierten Kurzversion des Berliner Intelligenzstruktur-Tests (BIS-Test; Jäger et al., 1997) erfasst. Die fähigkeitstheoretische Grundlage des Tests ist das integrativ konzipierte bi-

modale und hierarchische Berliner Intelligenzstrukturmodell (BIS; siehe Abbildung 4) von Jäger (1984).

Als integratives Modell ist das BIS zu bezeichnen, weil Jäger (1984) bei der Konstruktion des Modells versucht hat, die Vielfalt intellektueller Leistungsformen möglichst umfassend zu repräsentieren. Bimodal ist das BIS, weil das Modell zwei Modalitäten aufweist, unter welchen Leistungen klassifiziert werden können. Das BIS trennt dabei zwischen sogenannten Operationen und Inhalten. Innerhalb der Modalität Operationen werden die vier Fähigkeitsbündel Verarbeitungskapazität, Bearbeitungsgeschwindigkeit, Merkfähigkeit und Einfallsreichtum unterschieden (Jäger et al., 1997): Verarbeitungskapazität (K) beschreibt die «Verarbeitung komplexer Informationen bei Aufgaben, die nicht auf Anhieb zu lösen sind, sondern Heranziehen, vielfältiges Beziehungsstiften, formallogisch exaktes Denken und sachgerechtes Beurteilen von Informationen erfordern» (S. 6). Bearbeitungsgeschwindigkeit (B) beschreibt «Arbeitstempo, Auffassungsleichtigkeit und Konzentrationskraft beim Lösen einfach strukturierter Aufgaben von geringem Schwierigkeitsniveau» (S. 6). Merkfähigkeit (M) beschreibt «aktives Einprägen und kurzfristiges Wiedererkennen oder Reproduzieren von verschiedenartigem Material» (S. 6). Einfallsreichtum (E) beschreibt «flexible Ideenproduktion, die Verfügbarkeit vielfältiger Informationen, Reichtum an Vorstellungen und das Sehen vieler verschiedener Seiten, Varianten, Gründe und Möglichkeiten von Gegenständen und Problemen ...» (S. 6). Innerhalb der Modalität Inhalte lässt sich sprachgebundenes Denken von zahlengebundenem Denken und anschauungsgebundenem, figural-bildhaftem Denken unterscheiden (Jäger et al., 1997): Sprachgebundenes Denken (V) beschreibt den «Grad der Aneignung und der Verfügbarkeit des Beziehungssystems Sprache» (S. 6). Zahlengebundenes Denken (N) beschreibt den «Grad der Aneignung und der Verfügbarkeit des Beziehungssystems Zahlen» (S. 7). Anschauungsgebundenes, figural-bildhaftes Denken (F) beschreibt die Fähigkeit, Aufgabenmaterial zu verarbeiten, welches bildhaftes oder räumliches Vorstellen erfordert.

Auf höchster Hierarchiestufe des BIS steht als Integral aller sieben Fähigkeiten (K, B, M, E, V, N und F) die Allgemeine Intelligenz (AI). Die AI und die Fähigkeiten unterscheiden sich aber lediglich im Differenzierungsgrad. AI bildet Intelligenzleistungen gemäss Jäger (1984) aus grosser

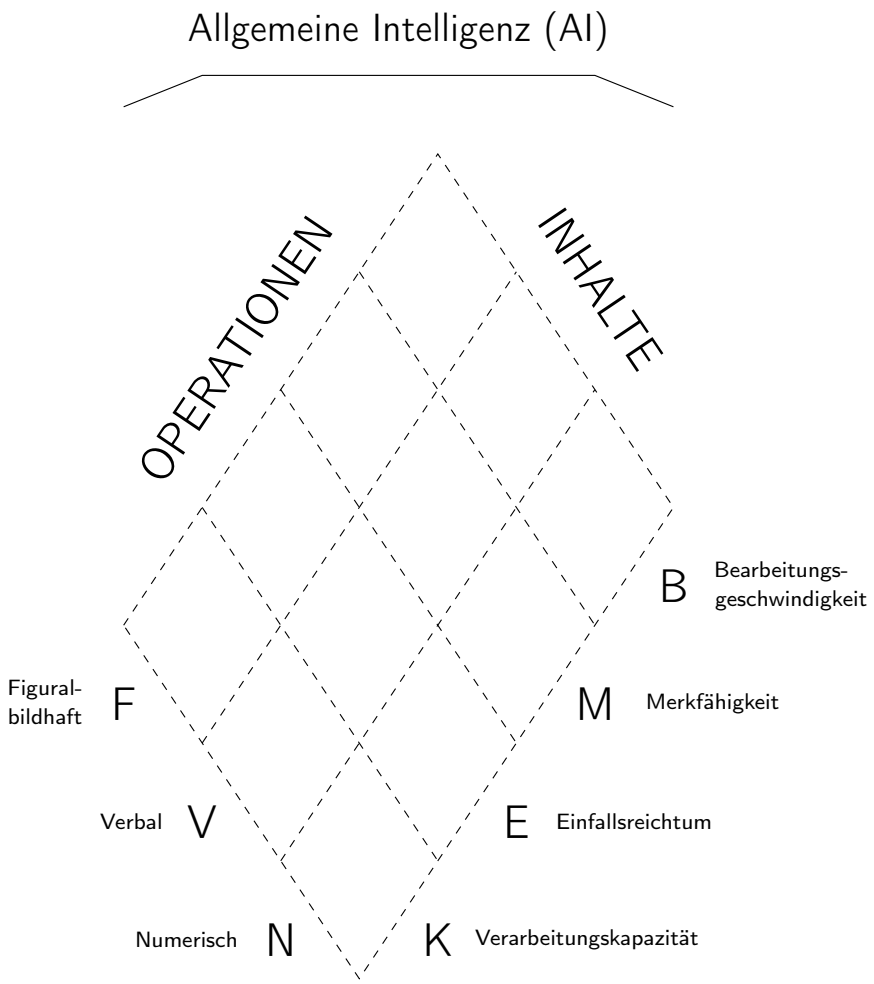


Abbildung 4. Das Berliner Intelligenzstrukturmodell von Jäger (1984).

Distanz ab, während die sieben Fähigkeiten auf der Ebene darunter Intelligenzleistungen aus geringerer Distanz mit feinerem Auflösungsgrad abbilden. Untersuchungen zum BIS konnten die postulierte Struktur des BIS-Tests replizieren und Zusammenhänge mit anderen Intelligenzmodellen wie denjenigen von Cattell (1971) oder von Carroll (1993) herstellen (Beauducel & Kersting, 2002; Bucik & Neubauer, 1996; Süss, Oberauer, Wittman, Wilhelm & Schulze, 2002).

Die von Jäger et al. (1997) vorgeschlagene Kurzversion des BIS-Tests enthält 15 Subtests. Die Operationen B, M und E werden darin mit je einem Subtest pro Inhalt erfasst, wobei K mit zwei Subtests pro Inhalt erfasst

wird. Bei der Modellierung der Daten mittels Strukturgleichungsmodellen hätte dies bei der vorliegenden Arbeit zu einer Überrepräsentation von K im g-Faktor geführt. Um dies zu vermeiden, wurden die Operationen B und M um je einen Subtest pro Inhalt angereichert. Grundlage für die Auswahl der Subtests bildeten die Erkenntnisse von Wicki (2014), wobei bei der Entscheidung über die Aufnahme der Subtests ökonomische (Bearbeitungszeit der Subtests) und teststatistische (Trennschärfe und Reliabilität der Subtests) Gesichtspunkte berücksichtigt wurden. Die Kurzversion von Jäger et al. (1997) wurde mit folgenden Subtests ergänzt: Klassifizieren von Wörtern (KW), Old English (OE), Rechen-Zeichen (RZ), Wege-Erinnern (WE), Worte merken (WM) und Zweistellige Zahlen (ZZ). Wicki (2014) berichtete für diese modifizierte Kurzversion für die Operationen K, B und M interne Konsistenzen von Cronbachs $\alpha = .61 - .73$ und Konstruktreliabilitäten, gemessen mit McDonalds (1999) Omegakoeffizienten, von $\Omega = .58 - .64$. Auf Subtests der Operation E wurde gänzlich verzichtet, weil zum einen unklar ist, wie Einfallsreichtum und Intelligenz zusammenhängen (K. H. Kim, 2005) und zum anderen weil Jäger et al. (1997) unbefriedigende Objektivitätswerte berichten. Alle eingesetzten Subtests, deren Beschreibung sowie deren Zuordnung zu den jeweiligen Operationen und Inhalten sind Tabelle 1 zu entnehmen.

Die 19 Subtests wurden den Vpn nach der in Tabelle 1 aufgeführten Reihenfolge vorgelegt und gemäss dem Manual des BIS-Tests instruiert. Die Bearbeitung der Subtests dauerte insgesamt 50 Minuten. Die Aufwärmaufgabe Unvollständige Wörter (UW) wurde nicht ausgewertet. Die Rohwerte der restlichen 18 Subtests wurden z-standardisiert. Für die Beantwortung der Fragestellungen 1 und 2 wurden alle 18 z-standardisierten Subtests gemittelt. Dadurch resultierte für jede Vpn ein z-standardisiertes Mittel ihrer Leistung. Um für die Beantwortung der Fragestellungen 3, 4 und 5 einen g-Faktor zu bilden, wurden die 18 z-standardisierten Subtests innerhalb ihrer zugehörigen Operation gemittelt. Damit flossen in jede Operation (K, B und M) zwei Subtests aus dem Bereich V, zwei Subtests aus dem Bereich N und zwei Subtests aus dem Bereich F (insgesamt sechs Subtests) ein. Der g-Faktor wurde anschliessend aus den drei gemittelten z-Werten der Operationen K, B und M abgeleitet.

Tabelle 1

Beschreibung und Reihenfolge der eingesetzten Subtests des BIS-Tests

			Operation			Inhalt			
Nr.	Name	Abkürzung	K	B	M	V	N	F	Beschreibung
1	Unvollständige Wörter*	UW		✓		✓			In vorgegebenen Wörtern fehlen einige Buchstaben, welche zu ergänzen sind (z. B. F_scher)
2	Orientierungs-Gedächtnis	OG			✓			✓	Auf einem Stadtplanausschnitt markierte Gebäude müssen eingeprägt und unmittelbar danach wiedergegeben werden
3	Zahlenreihen	ZN	✓				✓		Nach bestimmten Regeln aufgebaute Zahlenreihen sind um ein weiteres Element zu ergänzen (z. B. 2 5 8 11 14 17 ?)
4	Analogien	AN	✓					✓	Analogien mit Form $A : B = C : ?$ müssen ergänzt werden, wobei die Analogien aus geometrischen Formen bestehen
5	X-Grösser	XG		✓			✓		Zahlen, die um 3 grösser sind als die unmittelbar vorangegangene Zahl müssen so schnell wie möglich durchgestrichen werden (z. B. 18 20 24 ~~27~~ 13 18 ~~21~~ ...)
6	Wortanalogien	WA	✓			✓			Wortanalogien der Form «Huhn zu Küken» wie «Kuh zu ?» müssen vervollständigt werden
7	Zahlenpaare	ZP			✓		✓		Zahlenpaare der Form 71 – 918 sind einzuprägen. Das jeweils zweite Element ist anschliessend unter vier Distraktoren zu identifizieren
8	Tatsache-Meinung	TM	✓			✓			Sätze müssen daraufhin geprüft werden, ob sie eher eine Tatsache oder eher eine Meinung wiedergeben
9	Buchstaben-Durchstreichen	BD		✓				✓	Alle «x» müssen in Zeilen von Buchstaben durchgestrichen werden (z. B. sys~~x~~kdihj~~x~~...)
10	Schätzen	SC	✓				✓		Rechenaufgaben der Form $118492 - 3684 - 2106 - 4768 = ?$ müssen durch einfache rechnerische Überlegungen geschätzt bzw. gelöst werden
11	Sinnvoller Text	ST			✓	✓			Verbale Detailangaben in einem Text sind einzuprägen und unmittelbar danach zu reproduzieren
12	Charkow	CH	✓					✓	Eine Folge von Strichzeichnungen, die nach einer bestimmten Regel aufgebaut ist, ist um die beiden folgenden Glieder zu ergänzen
13	Teil-Ganzes	TG		✓		✓			In Wortlisten sind zwei aufeinander folgende Wörter, die in der Beziehung Ganzes/zugehöriger Teil zueinander stehen zu markieren (z. B. Baum, ~~Blatt~~, Stein, Haus, ~~Dach~~, ...)
14	Rechen–Zeichen	RZ		✓			✓		In einfachen vorgegebenen Gleichungen stehen anstelle von Plus- oder Minuszeichen leere Kästchen. Die richtigen Rechenzeichen sind einzutragen
15	Worte merken	WM			✓	✓			Eine Liste von Wörtern ist einzuprägen und unmittelbar danach in beliebiger Reihenfolge zu reproduzieren
16	Klassifizieren von Wörtern	KW		✓		✓			In Spalten von Wörtern sind alle Worte, die Pflanzen bezeichnen, durchzustreichen
17	Zweistellige Zahlen	ZZ			✓		✓		Eine Reihe zweistelliger Zahlen ist einzuprägen und unmittelbar danach in beliebiger Reihenfolge zu reproduzieren
18	Old English	OE		✓				✓	In Buchstabenreihen sind alle in einem vorgegebenen Schrifttyp gedruckten Buchstaben durchzustreichen
19	Wege-Erinnern	WE			✓			✓	Ein in einem Stadtplanausschnitt eingezeichneter Weg ist einzuprägen und unmittelbar danach zu reproduzieren

Anmerkungen. K = Verarbeitungskapazität; B = Bearbeitungsgeschwindigkeit; M = Merkfähigkeit; V = verbal; N = numerisch; F = figural-bildhaft.

*Der Subtest UW wurde als Aufwärmaufgabe verwendet und floss nicht in die Auswertung mit ein.

2.5 Weitere Instrumente

Im Rahmen der vorliegenden Untersuchung wurden den Vpn Fragebögen und weitere Computer-Aufgaben zur Bearbeitung vorgelegt. Sie sind für die Fragestellungen dieser Arbeit nicht relevant und werden deshalb im folgenden Unterabschnitt nur kurz beschrieben.

2.5.1 Fragebögen

Persönliche Angaben

Die Erfassung persönlicher Angaben fand in zwei Teilen statt. In einem ersten Teil machten die Vpn schriftlich Angaben zu ihrer Muttersprache, Seh- und Hörfähigkeit, ihren chronischen Krankheiten und ihrem Medikamenten- sowie Nikotinkonsum. In einem zweiten Teil machten sie computergestützt Angaben zu ihrem Alter, Geschlecht, Bildungsniveau, Koffeinkonsum, Videospielhäufigkeit, Musikinstrumenterfahrung und Vertrautheit mit dem Zehnfingersystem beim Computerschreiben.

Kurzform der deutschen Übersetzung des revidierten Eysenck-Personality-Questionnaire (EPQ-RK)

Die Vpn haben computergestützt die Kurzform der deutschen Übersetzung des EPQ-RK von Ruch (1999) bearbeitet. Der Fragebogen enthält insgesamt 50 Fragen, darunter 14 Items zur Erfassung von Psychotizismus, 12 Items zur Erfassung von Extraversion, 12 Items zur Erfassung von Neurotizismus und 12 Items zur Erfassung der individuellen Neigung, sozial erwünschte Antworten abzugeben.

Deutsche Übersetzung des Dickman-Impulsivity-Inventory (DII)

Die deutsche Übersetzung des DII stammt von Kuhmann und Ising (1996) und beinhaltet insgesamt 23 Items, darunter 11 Items zur Erfassung der funktionalen Impulsivität und 12 Items zur Erfassung der dysfunktionalen Impulsivität. Der Fragebogen wurde von den Vpn computergestützt bearbeitet.

2.5.2 Zeitverarbeitungsaufgaben

Zeitdauerdiskrimination im Millisekundenbereich mit gefüllten und leeren Intervallen

Angelehnt an die Versuchsanordnung von Stauffer, Haldemann, Troche und Rammsayer (2012) bekamen die Vpn über Lautsprecher hintereinander eine Standardtondauer und eine variable Vergleichstondauer dargeboten. Danach mussten die Vpn jeweils mit einem Tastendruck entscheiden, ob die erste oder die zweite Tondauer länger war. Bei einer korrekten Antwort verringerte sich die Differenz zwischen der Standard- und der Vergleichstondauer und bei einer falschen Antwort erhöhte sich diese Differenz. Die Aufgabe wurde einmal mit gefüllten Zeitintervallen (das heisst mit jeweils zwei kontinuierlichen Tönen) und einmal mit leeren Zeitintervallen (das heisst die Töne waren durch einen Klick am Anfang und einen Klick am Schluss des Intervalls gekennzeichnet) durchgeführt. Diese Aufgaben dauerte insgesamt etwa 15 Minuten.

Zeitgeneralisation im Millisekundenbereich

Die Aufgabe der Vpn war es, in einer Lernphase die über Lautsprecher fünf Mal präsentierte Standardtonlänge einzuprägen. Danach folgte die eigentliche Aufgabe: Es wurden in zufälliger Reihenfolge die Standardtonlänge und sechs Vergleichstonlängen präsentiert. Die Vpn mussten nach jeder Tonlänge mit einem Tastendruck entscheiden, ob die präsentierte Tonlänge von gleicher Länge war wie die Standardtonlänge oder nicht. Diese Aufgabe dauerte insgesamt etwa 5 Minuten (in Anlehnung an Stauffer et al., 2012).

Rhythmuswahrnehmung

Die Vpn hatten die Aufgabe, sechs über Lautsprecher in unregelmässigen Abständen präsentierte Töne von jeweils 3 ms Dauer auf rhythmische Darbietung hin zu beurteilen. Gaben die Vpn an, den Rhythmus als regelmässig wahrgenommen zu haben, wurde die Abweichung des Interstimulusintervalls beim nächsten Durchgang erhöht. Gaben die Vpn an, den Rhythmus als unregelmässig wahrgenommen zu haben, wurde die Abweichung des Inter-

stimulusintervalls beim nächsten Durchgang verringert. Die Aufgabe dauerte insgesamt etwa 5 Minuten (siehe Stauffer et al., 2012).

2.5.3 Inspection-Time-Aufgabe

Die auf einem Computermonitor präsentierten Stimuli der Inspection-Time-Aufgabe (Vickers, Nettelbeck & Willson, 1972) bestanden aus zwei ungleich langen vertikalen Linien, die an ihren oberen Enden mit einer horizontalen Linie verbunden waren. Bei jedem Durchgang wurde die kürzere vertikale Linie zufällig links oder rechts präsentiert und nach der Darbietungszeit mit einer Pi-förmigen Abbildung, die gleich lange vertikale Linien aufwies, maskiert. Die Aufgabe der Vpn bestand darin anzugeben, ob die linke oder die rechte vertikale Linie länger war. Eine korrekte Antwort verringerte und eine falsche Antwort erhöhte die Darbietungszeit des nächsten Stimulus. Die Aufgabe dauerte insgesamt etwa 5 Minuten.

2.6 Untersuchungsablauf

Die Untersuchung wurde vor Datenerhebungsbeginn von der Ethikkommission der philosophisch-humanwissenschaftlichen Fakultät der Universität Bern gutgeheissen. Die Vpn nahmen an zwei Sitzungen teil, welche 2 bis 14 Tage voneinander getrennt waren. Zwei Vpn hatten krankheitsbedingt ein längeres Intervall zwischen den beiden Sitzungen (18 und 30 Tage).

2.6.1 Sitzung 1

Die Vpn wurden in Gruppen von zwei bis sechs Personen in einem $18\,\mathrm{m}^2$ grossen Raum an Einzeltische gesetzt. Die Tische waren so weit voneinander entfernt, dass die Vpn nicht durch den Nachbarn gestört werden oder abschreiben konnten. Ohne die Fragestellungen der Arbeit zu offenbaren, klärte der Versuchsleiter/die Versuchsleiterin die Vpn über den Zweck der Untersuchung auf, informierte sie über den Ablauf der bevorstehenden Sitzung und nahm die Einverständniserklärungen der Vpn entgegen. Danach wurden der Reihenfolge nach folgende Daten erhoben und Instrumente eingesetzt:

1. Persönliche Angaben Teil 1

2. Berliner Intelligenzstruktur-Test (BIS-Test)
3. Persönliche Angaben Teil 2
4. Eysenck-Personality-Questionnaire (EPQ-RK)
5. Dickman-Impulsivity-Inventory (DII)

Diese erste Sitzung dauerte insgesamt etwa 90 Minuten.

2.6.2 Sitzung 2

Die zweite Sitzung fand als Einzeltestung in einer $5\,\mathrm{m}^2$ grossen, schallgedämmten Kabine statt. Der Versuchsleiter informierte die Vpn über den Ablauf der bevorstehenden Sitzung und legte ihnen am Computer der Reihenfolge nach folgende Aufgaben vor:

1. Spatial-Suppression-Aufgabe
2. Die fünf Aufgaben
   - ☞ Hick-Aufgabe
   - ☞ Zeitdauerdiskrimination im Millisekundenbereich mit gefüllten Intervallen
   - ☞ Zeitdauerdiskrimination im Millisekundenbereich mit leeren Intervallen
   - ☞ Zeitgeneralisation im Millisekundenbereich
   - ☞ Rhythmuswahrnehmung

   wurden über alle Vpn hinweg vollständig permutiert, was in $5\,! = 120$ unterschiedlichen Reihenfolgen resultierte. Nach 120 Vpn wurden die Reihenfolgen wiederholt, das heisst Vp 121 bearbeitete die Aufgaben in der gleichen Reihenfolge wie Vp 1, Vp 122 bearbeitete die Aufgaben in der gleichen Reihenfolge wie Vp 2 usw.
3. Inspection-Time-Aufgabe

Nach der letzten Aufgabe wurden die Vpn vollständig über das Ziel der Untersuchung aufgeklärt und entlöhnt. Diese zweite Sitzung dauerte inklusive einer fünfminütigen Pause nach 50 Minuten insgesamt etwa 120 Minuten.

2.7 Statistische Analyse

Alle Berechnungen wurden in R (R Core Team, 2016) durchgeführt, dessen Basisfunktionen mit folgenden Paketen ergänzt wurde: coin (Hothorn, Hornik, van de Wiel & Zeileis, 2008), dplyr (Wickham & Francois, 2014), effsize (Torchiano, 2016), ez (Lawrence, 2015), ggplot2 (Wickham, 2016), lavaan (Rosseel, 2012), lm.beta (Behrendt, 2014), lmSupport (Curtin, 2016), MASS (Venables & Ripley, 2015), Metrics (Hamner, 2012), multcomp (Hothorn, Bretz & Westfall, 2008), nlme (Pinheiro, Bates, DebRoy, Sarkar & R Core Team, 2016), nlstools (Baty et al., 2015), pacman (Rinker & Kurkiewicz, 2015), pbapply (Solymos & Zawadzki, 2016), plotrix (Lemon, 2006), ppcor (S. Kim, 2015), psych (Revelle, 2015), readxl (Wickham, 2015), reshape2 (Wickham, 2007), rprime (Mahr, 2015), R.matlab (Bengtsson, 2014) und semPlot (Epskamp, 2014). Als Editor diente RStudio (RStudio Team, 2012).

Die Fragestellungen 3, 4 und 5 wurden mittels konfirmatorischer Faktorenanalysen beantwortet. Die Güte einer konfirmatorischen Faktorenanalyse kann anhand einer Vielzahl von unterschiedlichen Kennwerten beurteilt werden, weshalb hier die für diese Arbeit wichtigen Kennwerte kurz vorgestellt werden.

Chi-Quadrat-Test (χ^2-Test)

Der χ^2-Test ist ein Modelltest, der angibt, wie stark sich die theoretische, vom Modell implizierte Varianz-Kovarianzmatrix von der empirischen Varianz-Kovarianzmatrix unterscheidet (Kline, 2011). Die dafür berechnete Teststatistik folgt in grossen Stichproben und unter der Voraussetzung der multivariaten Normalverteilung einer zentralen Chi-Quadrat-Verteilung und wird deshalb auch als χ^2_m bezeichnet. Die Freiheitsgrade für den χ^2-Test ergeben sich aus den Freiheitsgraden des zu testenden Modells (df_m). Wenn $\chi^2_m = 0$ ist, stimmt die empirische Varianz-Kovarianzmatrix mit der vom Modell implizierten Varianz-Kovarianzmatrix ohne Abweichung überein und das theoretische Modell passt perfekt zu den empirischen Daten. Bildet das Modell die Daten nicht gut ab, wird $\chi^2_m > 0$. Liegt χ^2_m über dem kritischen χ^2_{df}, sind die Abweichungen zwischen der empirischen und der theoretischen Varianz-Kovarianzmatrix grösser als durch den Stichprobenfehler erwartet, und die

Nullhypothese wird verworfen. Wenn ein korrekt spezifiziertes Modell mit mehreren Zufallsstichproben geprüft wird, liegt der Erwartungswert von χ^2_m bei df_m und χ^2_m würde bei einem α-Fehler von 5 % bei 19 von 20 Stichproben im nicht-signifikanten Bereich liegen.

Bei der Bewertung der berichteten konfirmatorischen Faktorenanalysen wird das Ergebnis des χ^2-Tests (im Vergleich zu den weiter unten beschriebenen Kennwerten) am stärksten gewichtet. Diese Art der Modellbeurteilung entspricht der Vorstellung von Karl Jöreskog (Sörbom, 2001, S. 10), der sich dafür aussprach alle andere Kennwerte weniger zu gewichten (siehe auch Hayduk, Cummings, Boadu, Pazderka-Robinson & Boulianne, 2007).

Comparative-Fit-Index (CFI)

Der CFI lässt sich der Klasse der inkrementellen Fit-Indizes zuordnen und wurde von Bentler (1990) entworfen. Die Formel lautet

$$\mathrm{CFI} = 1 - \frac{\chi^2_m - df_m}{\chi^2_b - df_b}$$

Im Zähler wird df_m von χ^2_m subtrahiert. Im Nenner des Bruchs wird die gleiche Differenz mit den Werten des Baseline-Modells (df_b und χ^2_b) gebildet. Das Baseline-Modell nimmt keinerlei Zusammenhänge zwischen den manifesten Variablen an und wird deshalb auch als *independence model* bezeichnet. Zieht man den beschriebenen Quotienten von Eins ab, ergibt sich ein Mass für die relative Verbesserung des angenommenen Modells gegenüber dem Baseline-Modell. Aus der Formel folgt, dass CFI = 1 ergibt, wenn $\chi^2_m \leq df_m$ ist. Das bedeutet aber auch, dass ein CFI von 1 nicht mit einem perfekten Fit ($\chi^2_m = 0$) gleichzusetzen ist. Ein CFI von .95 ist laut Hu und Bentler (1999) als guter Fit zu bezeichnen.

Root-Mean-Square-Error-of-Approximation (RMSEA)

Die Anzahl Freiheitsgrade eines Modells geben an, auf wie vielen Dimensionen die empirischen Daten vom Modell abweichen können. Der RMSEA (Steiger, 1990) ist ein Fit-Index, der die durchschnittliche Abweichung des Modells pro mögliche Dimension der Abweichung angibt. Die Formel lautet

$$\text{RMSEA} = \sqrt{\frac{\chi^2_m - df_m}{df_m(N-1)}}$$

Wie beim CFI ergibt sich der beste Wert, wenn $\chi^2_m \leq df_m$ ist (dann ist RMSEA = 0). Das bedeutet jedoch wie beim CFI auch, dass ein RMSEA von 0 nicht mit einem perfekten Fit ($\chi^2_m = 0$) einher geht. Im Nenner wird df_m mit der Stichprobengrösse minus Eins multipliziert. Dies führt dazu, dass der RMSEA bei Modellen mit vielen Freiheitsgraden und grossen Stichproben kleiner wird. Ein RMSEA $\leq .08$ deutet laut Browne und Cudeck (1993) auf einen guten Modell-Fit hin.

Standardized-Root-Mean-Square-Residual (SRMR)

Das SRMR ist ein Mass dafür, wie hoch die durchschnittlichen Korrelationsresiduen der manifesten Variablen sind (Kline, 2011). Anders formuliert gibt das SRMR den durchschnittlichen Zusammenhang der manifesten Variablen wieder, welcher nicht durch das Modell erklärt werden kann. Das SRMR sollte möglichst nahe bei 0 zu liegen kommen, was bedeutet, dass das theoretische Modell die empirische Varianz-Kovarianzmatrix angemessen abbildet. Gemäss Hu und Bentler (1999) kann ein SRMR $\leq .08$ als guter Modell-Fit interpretiert werden.

3 Resultate

3.1 Deskriptiv- und Inferenzstatistik

3.1.1 Spatial-Suppression-Aufgabe

Die Mittelwerte, Verteilungsangaben und Reliabilitäten der Bedingungen sind in Tabelle 2 abgetragen. Die Streudiagramme der 82 %-Erkennungsschwellen sind in Abbildung 5 zu sehen.

Als Erstes wurde geprüft, ob die experimentelle Manipulation (die Mustergrösse) einen Einfluss auf die abhängige Variable (die 82 %-Erkennungsschwelle) ausübte. Dafür wurde eine einfaktorielle Varianzanalyse mit Mess-

Tabelle 2

Deskriptive Angaben zu den 82 %-Erkennungsschwellen der Spatial-Suppression-Aufgabe in Millisekunden (Mittelwert, Standardabweichung, Minimum, Maximum) sowie Kennwerte zur Verteilungsform und der Reliabilität der Daten

Bedingung	*M*	*SD*	Min	Max	Schiefe	Kurtosis	S-W *p*-Wert	r_{tt}
1.8°	82	28	31	216	−0.25	0.19	.39	.96
3.6°	89	31	37	282	0.02	0.80	.03	.96
5.4°	109	40	45	422	0.73	1.78	<.001	.96
7.2°	136	60	61	705	1.14	1.86	<.001	.96

Anmerkungen. Min = Minimum; Max = Maximum; S-W = Shapiro-Wilk-Test; r_{tt} = nach der Odd-Even-Methode berechnete, mit der Spearman-Brown-Formel (Brown, 1910; Spearman, 1910) korrigierte Splithalf-Reliabilität.

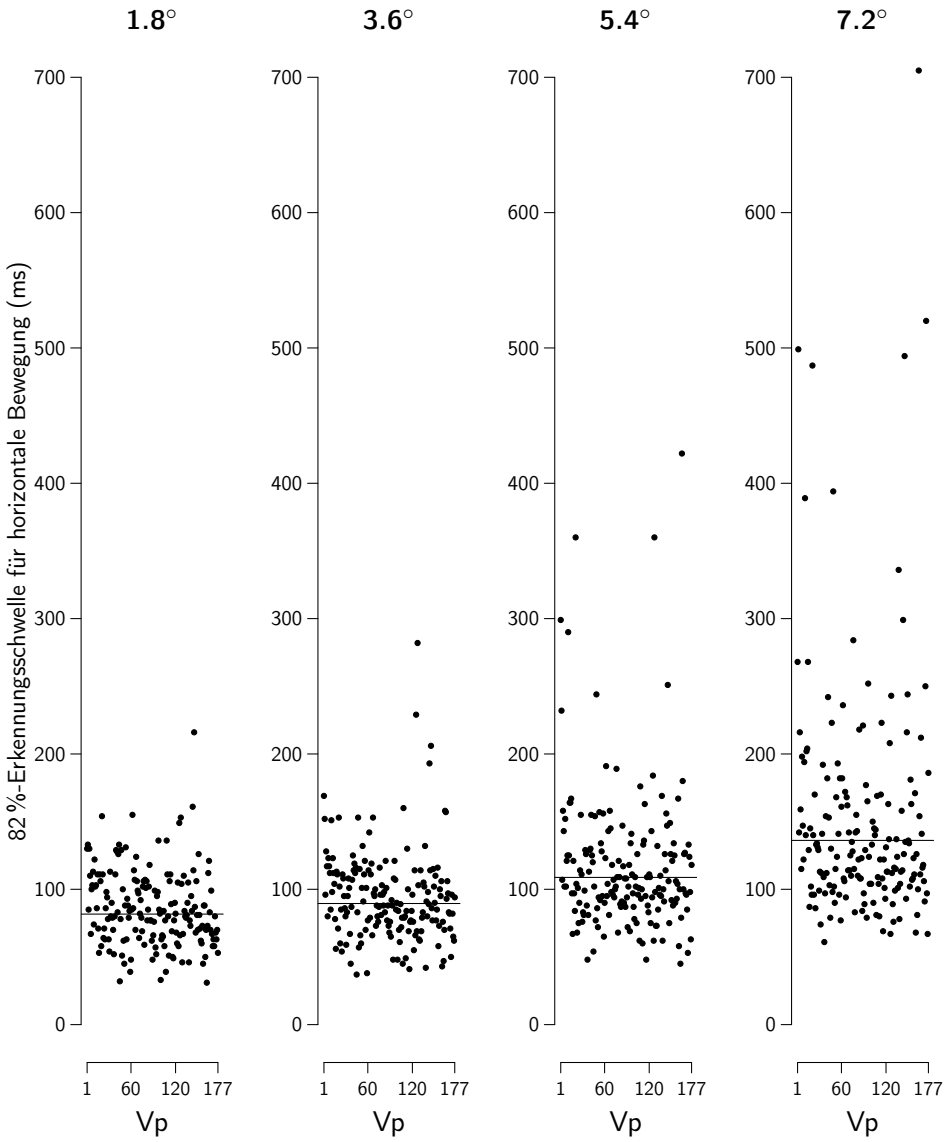


Abbildung 5. Streudiagramme der 82 %-Erkennungsschwellen für horizontale Bewegung in der Spatial-Suppression-Aufgabe. Die horizontale Linie kennzeichnet jeweils den Mittelwert innerhalb einer Bedingung (vgl. Tabelle 2). Siehe Anhang A für eine Beschreibung der Ausreisserkontrolle. Vp = Versuchsperson.

wiederholung[3] gerechnet. Weil Sphärizität gemäss einem Mauchly-Test nicht gegeben war, $\chi^2(5) = 202.12$, $p < .001$, wurden die Freiheitsgrade des F-Tests mit der Greenhouse-Geisser-Methode korrigiert ($\hat{\varepsilon} = .55$). Der F-Test hat ergeben, dass die Unterschiede zwischen den Bedingungsmittelwerten signifikant von 0 abwichen, $F(1.65, 290.40) = 275.26$, $p < .001$, $\eta^2_G = .23$. Der Effekt der Mustergrösse auf die 82 %-Erkennungsschwelle konnte dabei gemäss generalisiertem η^2_G (Olejnik & Algina, 2003) als gross bezeichnet werden (Bakeman, 2005, S. 383). Um zu erfahren, ob sich alle oder nur bestimmte Mittelwertpaare signifikant voneinander unterschieden, wurden post hoc alle Mittelwerte miteinander verglichen. Tukey-Tests haben gezeigt, dass sich alle Mittelwertpaare signifikant voneinander unterschieden (alle ps $< .001$). Die 82 %-Erkennungsschwellen der Vpn erhöhten sich folglich mit zunehmender Mustergrösse signifikant. Die Effektstärken für die Mittelwertsunterschiede wurden mit Cohens d für abhängige Stichproben (Gibbons, Hedeker & Davis, 1993) bestimmt. Dabei hat sich gezeigt, dass die Effektstärken im mittleren und hohen Bereich (Cohen, 1988, S. 40) lagen (siehe Tabelle 3).

Tabelle 3

Effektstärken (Cohens d für abhängige Stichproben) der Mittelwertsunterschiede in der Spatial-Suppression-Aufgabe

Bedingung	1.8°	3.6°	5.4°
1.8°			
3.6°	0.51		
5.4°	1.12	1.07	
7.2°	1.39	1.42	1.08

Anmerkung. Alle Mittelwertsunterschiede waren statistisch signifikant ($p < .001$).

[3] Die Abweichung der Daten von der Normalverteilung (siehe Kennwerte zur Verteilung in Tabelle 2) erforderten eigentlich verteilungsfreie Analyseverfahren. Da die Ergebnisse dieser nonparametrischen Analyseverfahren aber nicht bedeutend von den mit parametrischen Verfahren ermittelten Ergebnissen abwichen, werden im Folgenden die Ergebnisse der traditionellen (parametrischen) Verfahren berichtet. Siehe Anhang B für die Analyse der Aufgaben mittels nonparametrischer Verfahren.

Produkt-Moment-Korrelationen zwischen den vier Bedingungen der Spatial-Suppression-Aufgabe sind in Tabelle 8 abgetragen. Sie deuteten ausnahmslos auf starke positive Zusammenhänge zwischen den Bedingungen hin.

Der Suppression-Index wies einen Mittelwert ± Standardabweichung von 0.222 ± 0.160 auf (Minimum $= -0.185$, Maximum $= 0.886$). Die Verteilung des Suppression-Index (siehe Abbildung 6) hatte eine Schiefe von 0.91 sowie eine Kurtosis von 1.80 und wich damit gemäss einem Shapiro-Wilk-Test signifikant von der Normalverteilung ab ($p < .001$).

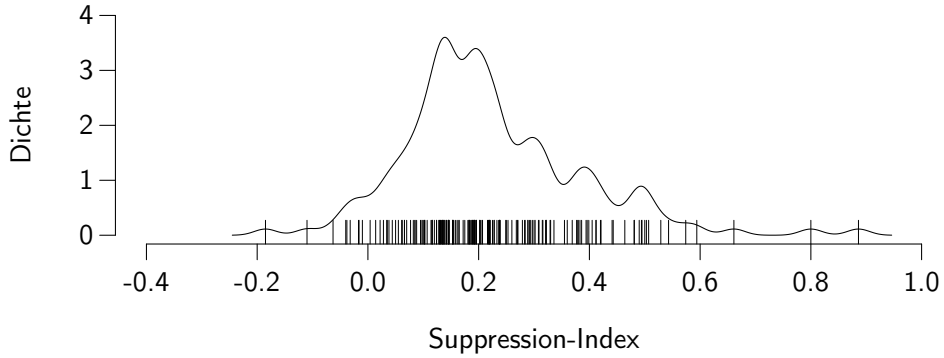


Abbildung 6. Dichtefunktion des Suppression-Index. Der Suppression-Index wurde als Differenz zwischen der 82 %-$\log_{10}$-Erkennungsschwelle für die Mustergrösse 7.2° und der 82 %-$\log_{10}$-Erkennungsschwelle für die Mustergrösse 1.8° gebildet. Alle Datenpunkte sind auf der x-Achse mit vertikalen Strichen markiert.

3.1.2 Hick-Aufgabe

In Abbildung 7 sind die mittleren Reaktionszeiten aller Vpn als Streudiagramme abgebildet. Die Mittelwerte, Verteilungsangaben und Reliabilitäten der Bedingungen finden sich in Tabelle 4.

Wie bei der Spatial-Suppression-Aufgabe wurde bei der Hick-Aufgabe als Erstes geprüft, ob die experimentelle Manipulation (die Anzahl der Antwortalternativen) einen Einfluss auf die abhängige Variable (die Reaktionszeit) ausübte. Dafür wurde eine einfaktorielle Varianzanalyse mit Messwiederholung gerechnet. Weil Sphärizität gemäss einem Mauchly-Test nicht

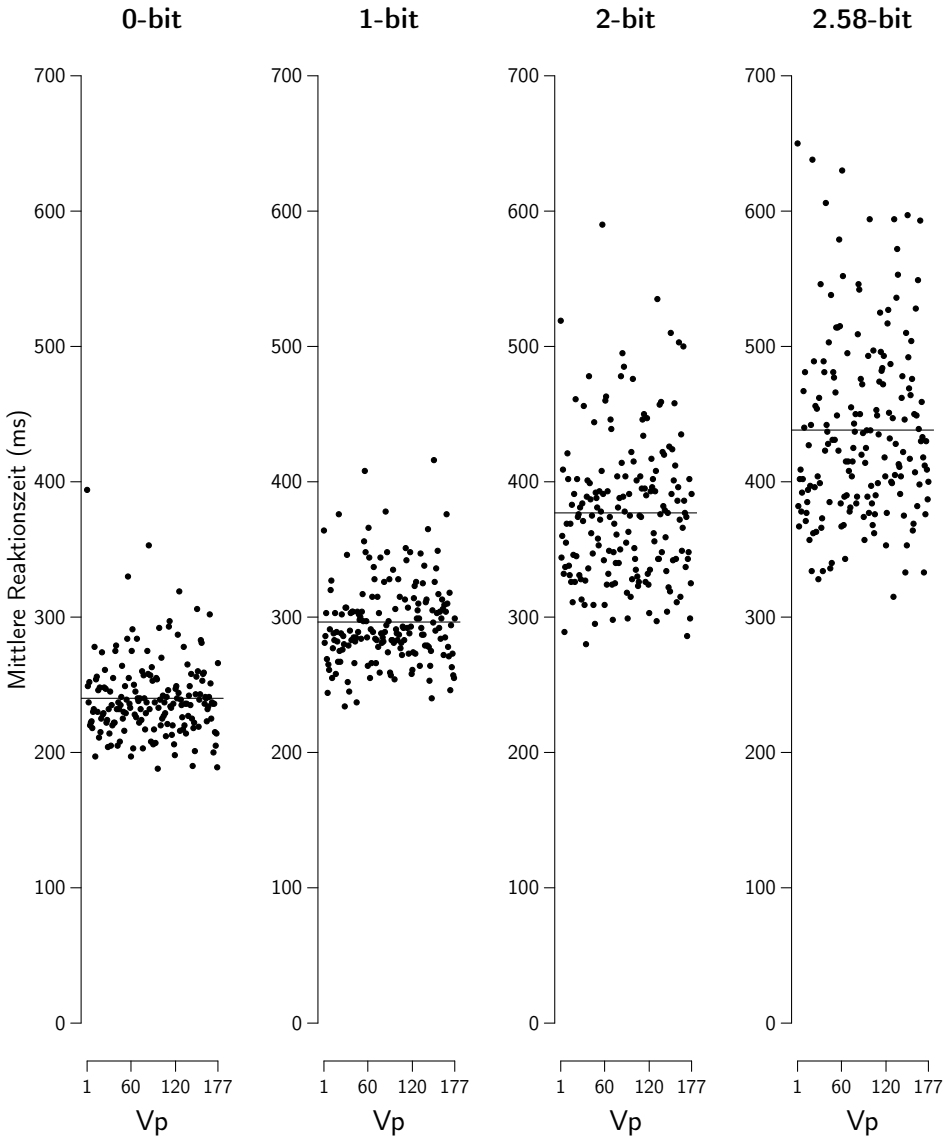


Abbildung 7. Streudiagramme der mittleren Reaktionszeiten in der Hick-Aufgabe. Die horizontale Linie kennzeichnet jeweils den Mittelwert innerhalb einer Bedingung (vgl. Tabelle 4). Siehe Unterabschnitt 2.3.2 für eine Beschreibung der Datenaufbereitung. Vp = Versuchsperson.

Tabelle 4

Deskriptive Angaben zu den mittleren Reaktionszeiten der Hick-Aufgabe in Millisekunden (Mittelwert, Standardabweichung, Minimum, Maximum) sowie Kennwerte zur Verteilungsform und der Reliabilität der Daten

Bedingung	*M*	*SD*	Min	Max	Schiefe	Kurtosis	S-W *p*-Wert	r_{tt}
0-bit	240	29	188	394	1.58	4.99	<.001	.90
1-bit	296	32	234	416	0.94	1.33	<.001	.93
2-bit	377	54	280	590	0.88	1.01	<.001	.94
2.58-bit	438	67	315	650	0.82	0.41	<.001	.93

Anmerkungen. Min = Minimum; Max = Maximum; S-W = Shapiro-Wilk-Test; r_{tt} = nach der Odd-Even-Methode berechnete, mit der Spearman-Brown-Formel (Brown, 1910; Spearman, 1910) korrigierte Splithalf-Reliabilität.

gegeben war, $\chi^2(5) = 219.06$, $p < .001$, wurden die Freiheitsgrade des F-Tests mit der Greenhouse-Geisser-Methode korrigiert ($\hat{\varepsilon} = .57$). Der F-Test hat ergeben, dass die Unterschiede zwischen den Bedingungsmittelwerten signifikant von 0 abwichen, $F(1.71, 300.96) = 1434.32$, $p < .001$, $\eta^2_G = .71$. Der Effekt der Anzahl Antwortalternativen auf die Reaktionszeit konnte dabei gemäss generalisiertem η^2_G (Olejnik & Algina, 2003) als gross bezeichnet werden (Bakeman, 2005, S. 383). Um zu erfahren, ob sich alle oder nur bestimmte Mittelwertpaare signifikant voneinander unterschieden, wurden post hoc alle Mittelwerte miteinander verglichen. Tukey-Tests haben gezeigt, dass sich alle Mittelwertpaare signifikant voneinander unterschieden (alle ps $< .001$). Die Reaktionszeiten der Vpn erhöhten sich folglich mit zunehmender Anzahl Antwortalternativen signifikant. Die Effektstärken für die Mittelwertsunterschiede wurden mit Cohens d für abhängige Stichproben (Gibbons et al., 1993) bestimmt und lagen alle im hohen Bereich (Cohen, 1988, S. 40; siehe Tabelle 5).

Produkt-Moment-Korrelationen zwischen den vier Bedingungen der Hick-Aufgabe sind in Tabelle 8 abgetragen. Sie deuteten auf starke positive Zusammenhänge zwischen den Bedingungen hin.

Tabelle 5

Effektstärken (Cohens d für abhängige Stichproben) der Mittelwertsunterschiede in der Hick-Aufgabe

Bedingung	0-bit	1-bit	2-bit
0-bit			
1-bit	2.67		
2-bit	3.13	2.13	
2.58-bit	3.43	2.71	1.62

Anmerkung. Alle Mittelwertsunterschiede waren statistisch signifikant ($p < .001$).

3.1.3 BIS-Test

Deskriptive Angaben zu den Subtests des BIS-Tests sind in Tabelle 6 zu finden. Wie aufgrund der Modellannahmen des BIS-Tests zu erwarten war, liessen sich zwischen der Mehrheit der Subtests signifikante positive Zusammenhänge beobachten (siehe Tabelle 7). Dieser positive manifold bildete die Voraussetzung für die Beantwortung der dritten, vierten und fünften Fragestellung, bei welchen aus den Aufgaben des BIS-Tests mit Hilfe von Faktorenanalysen ein g-Faktor extrahiert wurde.

Der z-Wert des BIS-Tests, gebildet als Mittelwert aller 18 z-standardisierter Subtests, wies einen Mittelwert $\pm$ Standardabweichung von 0.02 ± 0.53 auf (Minimum $= -1.60$, Maximum $= 1.40$). Die Verteilung des z-Werts (siehe Abbildung 8) hatte eine negative Schiefe (-0.02) und eine positive Kurtosis (0.16), wich damit aber gemäss einem Shapiro-Wilk-Test nicht signifikant von der Normalverteilung ab ($p = .82$).

Tabelle 6

Deskriptive Angaben zur Anzahl richtig gelöster Items der Subtests im BIS-Test (Mittelwert, Standardabweichung, Minimum, Maximum) und Kennwerte zur Verteilungsform der Daten

Subtest	*M*	*SD*	Min	Max	Schiefe	Kurtosis	S-W *p*-Wert
OG	15.31	4.82	3	27	−0.35	−0.05	.03
ZN	3.86	2.44	0	9	0.50	−0.83	<.001
AN	3.23	1.62	0	7	0.08	−0.41	<.001
XG	19.45	6.52	1	36	0.14	0.08	.05
WA	3.23	1.87	0	7	0.10	−0.71	<.001
ZP	5.95	2.28	1	12	0.27	−0.12	.003
TM	9.25	3.62	1	16	−0.03	−0.83	.002
BD	51.01	10.76	2	78	−1.46	5.86	<.001
SC	3.16	1.97	0	7	0.06	−1.01	<.001
ST	8.59	3.68	0	18	−0.04	−0.34	.12
CH	2.76	1.66	0	6	−0.01	−0.81	<.001
TG	11.72	3.20	1	20	−0.66	1.01	<.001
RZ	10.80	4.02	1	20	−0.19	−0.49	.06
WM	7.15	2.89	2	17	0.77	0.83	<.001
KW	23.31	6.46	2	37	−0.24	0.13	.04
ZZ	6.41	2.94	1	14	0.32	−0.33	.002
OE	34.33	5.93	9	47	−0.46	1.08	.007
WE	18.25	6.07	1	31	−0.25	−0.33	.14

Anmerkungen. Siehe Tabelle 1 für eine Beschreibung der Subtests. Min = Minimum; Max = Maximum; S-W = Shapiro-Wilk-Test.

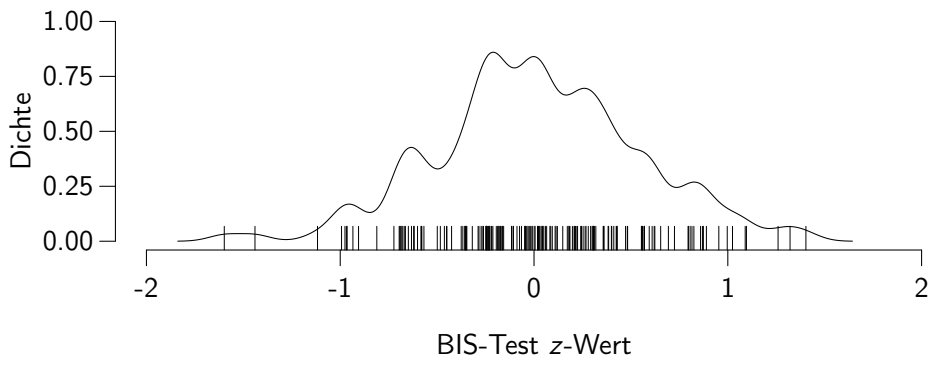


Abbildung 8. Dichtefunktion des *z*-Werts des BIS-Tests. Der *z*-Wert wurde als Mittelwert aller 18 *z*-standardisierter Subtests gebildet. Alle Datenpunkte sind auf der x-Achse mit vertikalen Strichen markiert.

Tabelle 7

Produkt-Moment-Korrelationen zwischen den Subtests des BIS-Tests

	Subtest	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17
1	OG																	
2	ZN	.27***																
3	AN	.31***	.42***															
4	XG	.21**	.56***	.32***														
5	WA	.34***	.41***	.49***	.34***													
6	ZP	.22**	.17*	.13	.31***	.17*												
7	TM	.30***	.26***	.44***	.33***	.51***	.22**											
8	BD	.07	.08	.05	.11	−.01	.04	.03										
9	SC	.14	.52***	.35***	.47***	.23**	.17*	.32***	.20**									
10	ST	.38***	.19*	.24**	.31***	.32***	.24**	.39***	−.01	.22**								
11	CH	.36***	.51***	.52***	.31***	.52***	.13	.33***	.07	.31***	.17*							
12	TG	.32***	.33***	.27***	.43***	.43***	.16*	.43***	.11	.28***	.38***	.22**						
13	RZ	.30***	.53***	.41***	.55***	.43***	.27***	.42***	.08	.44***	.34***	.38***	.33***					
14	WM	.40***	.12	.29***	.17*	.26**	.27***	.39***	.08	.10	.40***	.18*	.18*	.13				
15	KW	.26***	.23**	.28***	.35***	.40***	.23**	.56***	.14	.29***	.52***	.21**	.54***	.36***	.32***			
16	ZZ	.29***	.05	.04	.21**	.01	.37***	.10	.09	.05	.30***	.07	.08	.09	.39***	.13		
17	OE	.09	.04	.03	.08	.01	.03	.13	.34***	.16*	.03	−.06	.15*	.15*	.02	.16*	−.03	
18	WE	.39***	.31***	.27***	.22**	.28***	.28***	.09	−.02	.16*	.23**	.27***	.20**	.34***	.16*	.22**	.19*	−.10

Anmerkung. Siehe Tabelle 1 für eine Beschreibung der Subtests.

$^{*}p < .05$. $^{**}p < .01$. $^{***}p < .001$ (zweiseitig).

3.1.4 Zusammenhänge zwischen den Aufgaben

Bevor ausgewählte Zusammenhänge zwischen den Aufgaben in den folgenden Abschnitten anhand der Fragestellungen besprochen werden, ist der Vollständigkeit halber in Tabelle 8 eine Korrelationsmatrix abgebildet.

Abgesehen von den bereits erwähnten Zusammenhängen zwischen den Bedingungen der Spatial-Suppression-Aufgabe, der Hick-Aufgabe respektive den Subtests des BIS-Tests ist an dieser Stelle zusätzlich auf Folgendes hinzuweisen: Der Suppression-Index wies eine negative Korrelation mit der 1.8°-Bedingung auf ($r = -.28$, $p < .001$) und korrelierte positiv mit der 7.2°-Bedingung ($r = .66$, $p < .001$). Diese Zusammenhänge können als Hinweis dafür gesehen werden, dass der Suppression-Index als Differenz zwischen der 82 %-$\log_{10}$-Erkennungsschwelle für die Mustergrösse 7.2° und der 82 %-$\log_{10}$-Erkennungsschwelle für die Mustergrösse 1.8° korrekt gebildet wurde.

Weiter korrelierte einzig die 0-bit-Bedingung der Hick-Aufgabe signifikant mit der 1.8°-, der 3.6°- und der 5.4°-Bedingung der Spatial-Suppression-Aufgabe. Alle anderen Zusammenhänge zwischen den Bedingungen der beiden Aufgaben fielen so gering aus, dass sie bei der gewählten Irrtumswahrscheinlichkeit von weniger als 5 % nicht von 0 unterschieden werden konnten.

Die Bedingungen der Hick-Aufgabe korrelierten schwach bis mittel negativ mit psychometrischer Intelligenz ($r = -.19$ bis $-.28$, alle ps $< .05$). Die Bedingungen der Spatial-Suppression-Aufgabe korrelierten mit Ausnahme des Zusammenhangs zwischen der 7.2°-Bedingung und dem z-Wert des BIS-Tests ($r = -.12$, $p = .10$) ebenfalls alle schwach bis mittel negativ mit psychometrischer Intelligenz ($r = -.16$ bis $-.19$, alle ps $< .05$).

Tabelle 8

Produkt-Moment-Korrelationen zwischen den Bedingungen der Spatial-Suppression-Aufgabe, dem Suppression-Index, den Bedingungen der Hick-Aufgabe, dem z-Wert und dem g-Faktor des BIS-Tests

		Spatial-Suppression-Aufgabe					Hick-Aufgabe				BIS-Test	
	Mass	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
1	1.8°											
2	3.6°	.85***										
3	5.4°	.73***	.87***									
4	7.2°	.54***	.72***	.87***								
5	SI	−.28***	.05	.34***	.66***							
6	0-bit	.17*	.24**	.25***	.14	.01						
7	1-bit	.09	.11	.13	.07	.00	.76***					
8	2-bit	.12	.08	.08	.04	−.06	.58***	.72***				
9	2.58-bit	.14	.09	.12	.07	−.04	.52***	.66***	.83***			
10	z-Wert	−.16*	−.17*	−.16*	−.12	.00	−.19*	−.27***	−.28***	−.28***		
11	g-Faktor	−.18*	−.19*	−.19*	−.16*	−.01	−.20**	−.28***	−.28***	−.27***	.98***	

Anmerkungen. SI = Suppression-Index; z-Wert = Mittelwert aller 18 z-standardisierten Subtests.
$^{*}p < .05$. $^{**}p < .01$. $^{***}p < .001$ (zweiseitig).

3.2 1. Fragestellung

Mit der ersten Fragestellung sollte geprüft werden, ob die von Melnick et al. (2013) berichteten Zusammenhänge zwischen der Spatial-Suppression-Aufgabe und psychometrischer Intelligenz bestätigt werden können.

Der von Melnick et al. (2013) berichtete Zusammenhang zwischen dem Suppression-Index und IQ-Punkten (Studie 1 [$N = 12$]: $r = .64$, $p = .02$ und Studie 2 [$N = 53$]: $r = .71$, $p < .001$) konnte in der vorliegenden Arbeit nicht bestätigt werden: Der Zusammenhang zwischen dem Suppression-Index und dem z-Wert aus dem BIS-Test betrug $r = .00$ ($p = .98$; siehe Abbildung 9). Um zu prüfen, ob diese Korrelation signifikant tiefer ausfiel als bei Melnick et al., wurden die Korrelationskoeffizienten in Fisher-Z-Werte umgerechnet und auf Unterschiedlichkeit geprüft (Cohen & Cohen, 1983, S. 54). Dabei hat sich ergeben, dass sich der in der vorliegenden Arbeit ermittelte Korrelationskoeffizient $r = .00$ signifikant von den von Melnick et al. (2013) berichteten $r = .64$ und $r = .71$ unterschied ($z = 2.22$, $p = .03$ respektive $z = 5.53$, $p < .001$).

Auch der von Melnick et al. (2013) in Studie 2 berichtete Zusammenhang zwischen der kleinsten Mustergrösse (1.8°-Bedingung) und IQ-Punkten ($r = -.46$, $p < .001$) konnte nicht bestätigt werden: Die Korrelation zwischen der 1.8°-Bedingung und dem z-Wert aus dem BIS-Test betrug in der vorliegenden Arbeit $r = -.16$ ($p = .03$) und fiel damit signifikant tiefer aus als bei Melnick et al. ($z = 2.09$, $p = .04$).

Gleichermassen nicht bestätigt werden konnten die von Melnick et al. (2013) berichteten Semipartialkorrelationen zwischen der kleinsten Mustergrösse (1.8°-Bedingung), der grössten Mustergrösse (7.2°-Bedingung) und psychometrischer Intelligenz: In Studie 2 von Melnick et al. betrug die Semipartialkorrelation zwischen der kleinsten Mustergrösse und IQ-Punkten bei Kontrolle für die grösste Mustergrösse $r = -.71$ ($p < .001$) und zwischen der grössten Mustergrösse und IQ-Punkten bei Kontrolle für die kleinste Mustergrösse $r = .55$ ($p < .001$). Hoher IQ war bei Melnick et al. im Vergleich zu tiefem IQ somit mit tieferen 82 %-Erkennungsschwellen bei kleiner Mustergrösse und mit höheren 82 %-Erkennungsschwellen bei grosser Mustergrösse verbunden. In der vorliegenden Arbeit betrugen die Semipartial-

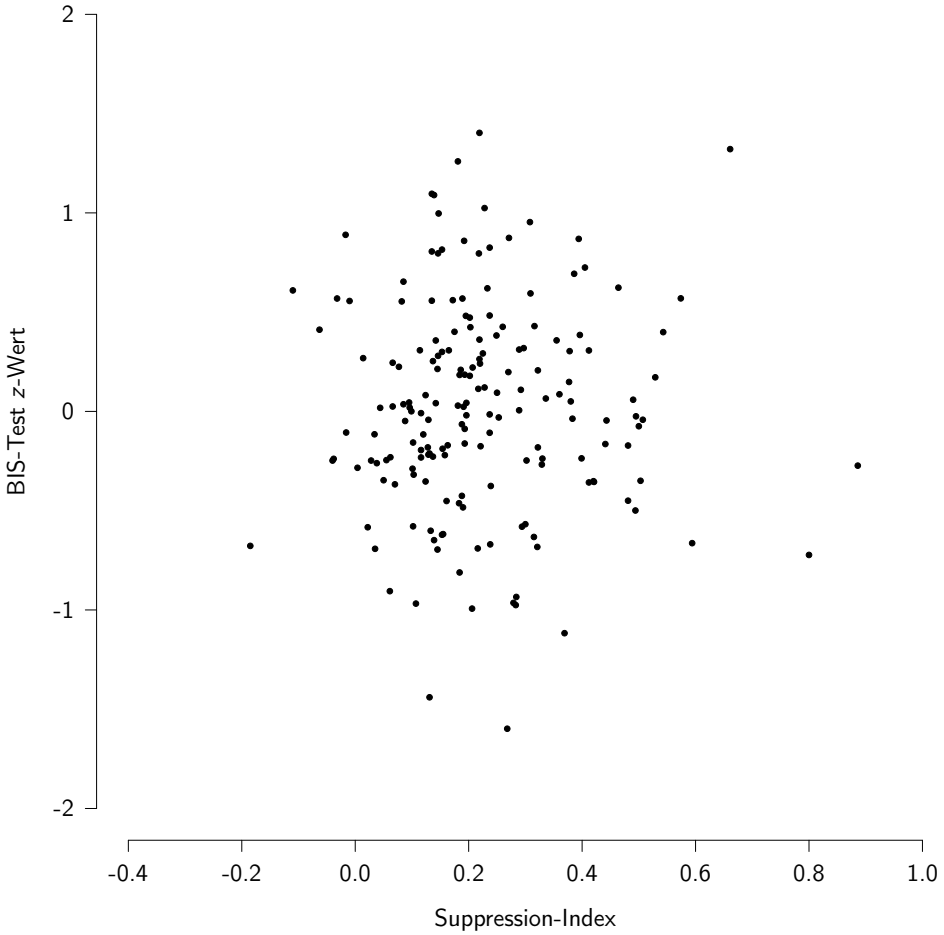


Abbildung 9. Streudiagramm des Zusammenhangs zwischen dem Suppression-Index und dem z-Wert des BIS-Tests ($r = .00$, $p = .98$).

korrelationskoeffizienten bei Kontrolle für die grösste Mustergrösse (z) zwischen der kleinsten Mustergrösse (x) und dem z-Wert (y) aus dem BIS-Test $r_{y(x.z)} = -.11$ ($p = .15$) und bei einer Kontrolle für die kleinste Mustergrösse (z) zwischen der grössten Mustergrösse (x) und dem z-Wert (y) aus dem BIS-Test $r_{y(x.z)} = -.04$ ($p = .57$). Ein Vergleich dieser unabhängigen Semipartialkorrelationskoeffizienten hat ergeben, dass die in der vorliegenden Arbeit erhaltenen Zusammenhänge signifikant schwächer ausfielen als bei Melnick et al. ($z = 4.84$, $p < .001$ respektive $z = 4.10$, $p < .001$).

Abschliessend zur Beantwortung der ersten Fragestellung kann festgehalten werden, dass sowohl die von Melnick et al. (2013) berichteten Zusam-

menhänge zwischen dem Suppression-Index und psychometrischer Intelligenz als auch die Zusammenhänge der einzelnen Bedingungen der Spatial-Suppression-Aufgabe mit psychometrischer Intelligenz nicht bestätigt werden konnten.

3.3 2. Fragestellung

Mit der zweiten Fragestellung sollte geprüft werden, ob die aus der Spatial-Suppression-Aufgabe mit einer exponentiellen Regression abgeleiteten Aufgabenparameter benutzt werden können, um psychometrische Intelligenz vorherzusagen.

Für jede Vp wurden die vier 82 %-Erkennungsschwellen mit einer exponentiellen Regression der von Melnick et al. (2013) vorgeschlagenen Form $y = a \times e^{bx}$ vorhergesagt (siehe Abbildung 10). Deskriptive Angaben zu den daraus resultierenden Parametern, der Asymptote a und der Steigung b, sind in Tabelle 9 zu finden. Weil der Determinationskoeffizient R^2 bei nichtlinearen Modellen kein adäquates Mass für die Anpassungsgüte des Modells an die Daten darstellt (Spiess & Neumeyer, 2010), wurde für jede Person der Root-Mean-Square-Error (*RMSE*) berechnet. Der *RMSE* ist die Quadratwurzel aus dem Mittelwert der quadrierten Fehler und damit ein Mass für die durchschnittliche Abweichung der vorhergesagten Werte von den empirischen Werten. Obwohl der *RMSE* für einige Vpn sehr gross ausfiel, eignete sich ein exponentielles Modell zur Beschreibung der Daten für einen grossen Teil der Vpn sehr gut (siehe Abbildung 11). Der Median betrug 6 ms und das

Tabelle 9

Deskriptive Angaben zur exponentiellen Regression ($y = a \times e^{bx}$) für die Vorhersage der 82 %-Erkennungsschwellen durch die Mustergrössen der Spatial-Suppression-Aufgabe und Kennwerte zur Verteilungsform der Daten

Parameter	*M*	*SD*	Min	Max	Schiefe	Kurtosis	S-W *p*-Wert
a	70	28	5	195	0.97	1.87	<.001
b	0.103	0.081	−0.079	0.650	2.17	10.80	<.001

Anmerkungen. a = Asymptote (in ms); b = Steigung; Min = Minimum; Max = Maximum; S-W = Shapiro-Wilk-Test.

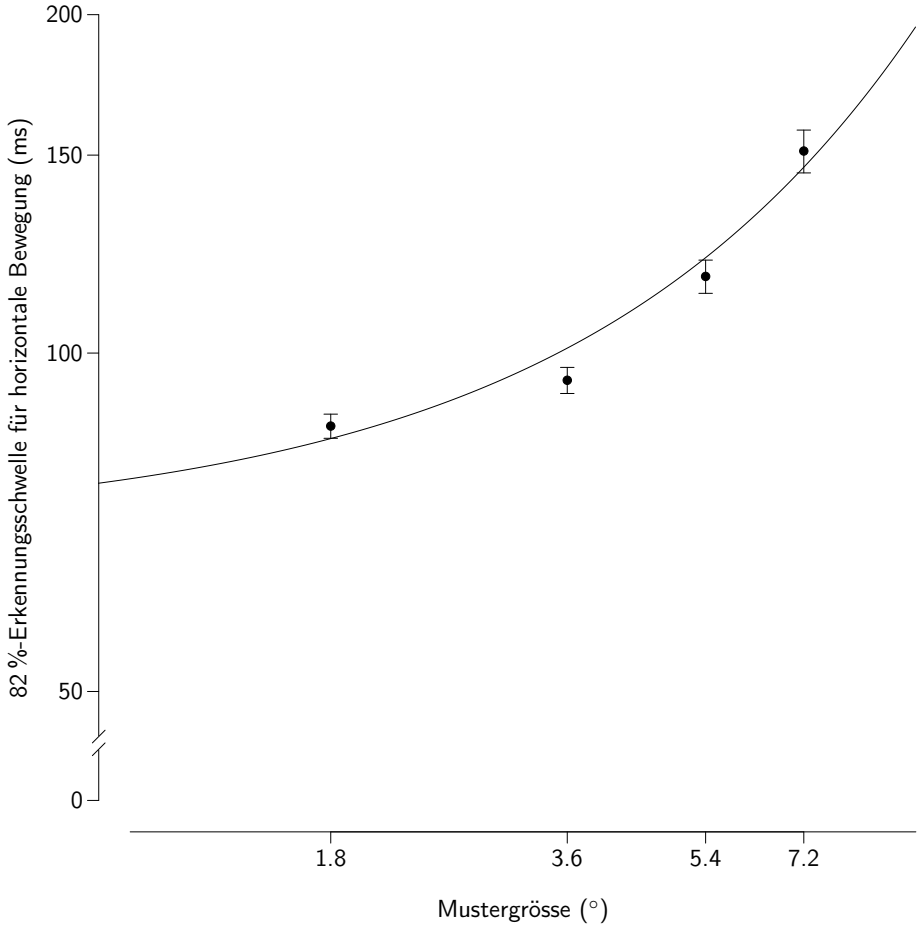


Abbildung 10. Exponentieller Einfluss der Mustergrösse auf die 82 %-Erkennungsschwelle für horizontale Bewegung in der Spatial-Suppression-Aufgabe. Eingezeichnet sind die Mittelwerte ± Standardfehler der Mittelwerte. Die x- und die y-Achse sind beide logarithmiert. $y = 70 \times e^{0.103x}$.

dritte Quartil lag bei 9 ms (Minimum = 0.47 ms, Maximum = 65.47 ms).

Um erkennen zu können, ob der Zusammenhang zwischen den beiden Aufgabenparametern (Asymptote und Steigung), der Zusammenhang zwischen der Steigung und dem Suppression-Index oder der Zusammenhang zwischen der Asymptote respektive der Steigung mit dem z-Wert des BIS-Tests durch diejenigen Vpn verzerrt wurde, bei welchen eine Beschreibung der Daten mit einem exponentiellen Modell nicht angebracht war, wurden diese Zusammenhänge in Abhängigkeit des *RMSE* bestimmt. Dafür wurde

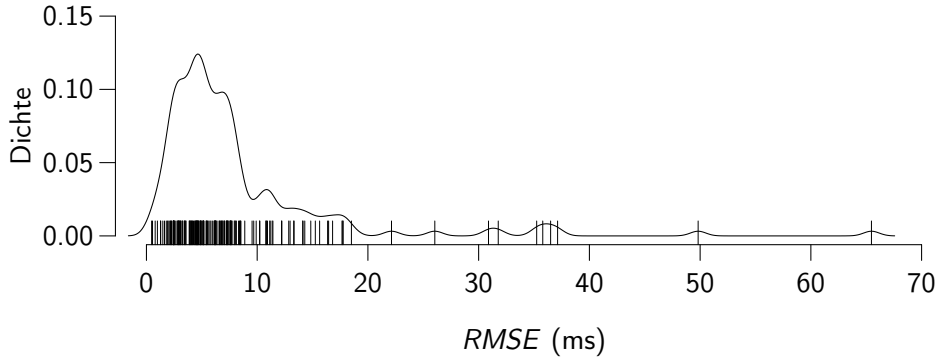
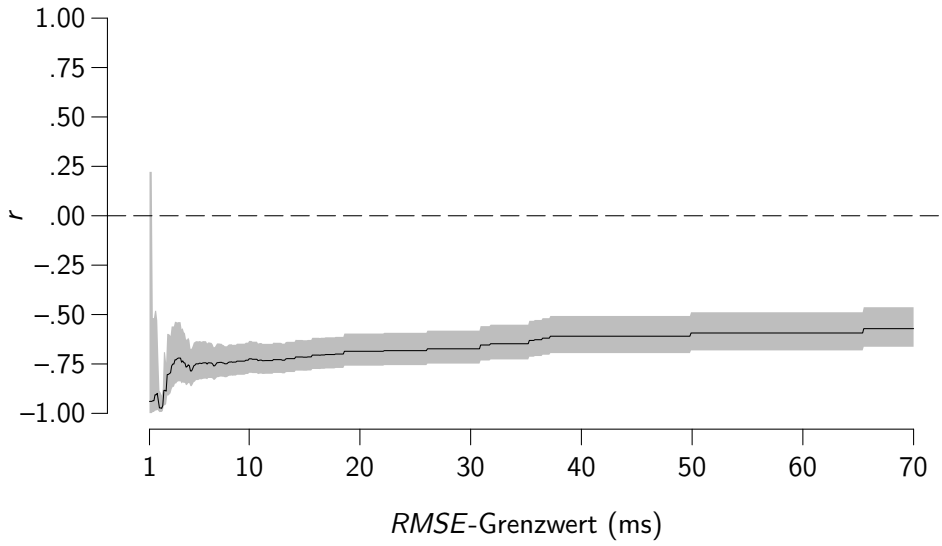


Abbildung 11. Dichtefunktion des Root-Mean-Square-Error (*RMSE*; in Millisekunden), der sich aus dem exponentiellen Modell zur Beschreibung der Erkennungsschwellen der Spatial-Suppression-Aufgabe ergeben hat. Alle Datenpunkte sind auf der x-Achse mit vertikalen Strichen markiert.

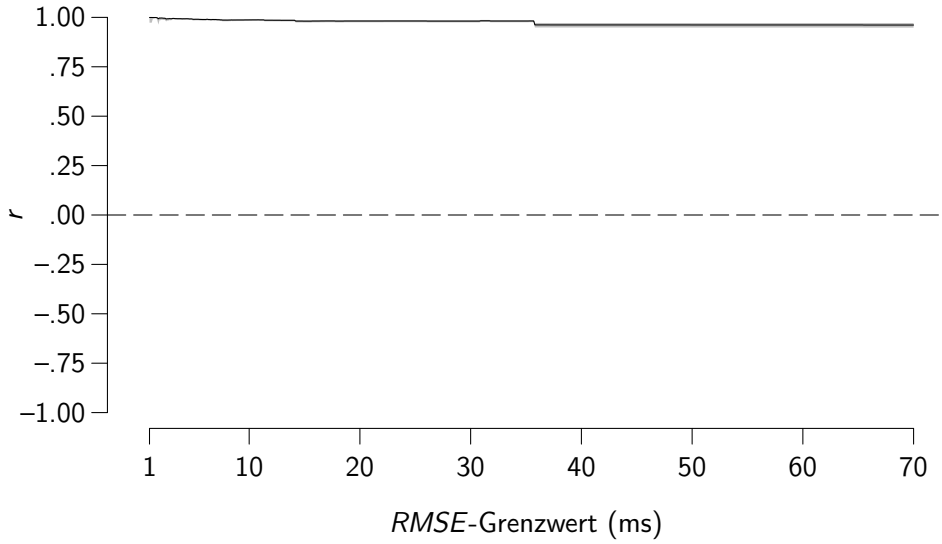
für jeden *RMSE* zwischen 1 und 70 ms eine Teilstichprobe mit Vpn gebildet, welche den gewählten *RMSE* (*RMSE*-Grenzwert) nicht überschritten haben. Die erste Teilstichprobe ($n = 4$) bestand folglich aus Vpn, welche einen *RMSE* von nicht grösser als 1 ms aufwiesen. Die zweite Teilstichprobe ($n = 11$) setzte sich aus Vpn zusammen, welche einen *RMSE* von nicht grösser als 2 ms aufwiesen. Die dritte Teilstichprobe ($n = 32$) beinhaltete Vpn, welche einen *RMSE* von nicht grösser als 3 ms aufwiesen, usw. Dieses Vorgehen wurde solange weitergeführt, bis die Teilstichprobe bei einem *RMSE*-Grenzwert von 65.47 ms alle Vpn ($N = 177$) beinhaltete. Damit liessen sich die Zusammenhänge über den ganzen *RMSE*-Grenzwertbereich bestimmen. Eine Teilstichprobe bei einem tiefen *RMSE*-Grenzwert umfasste somit Vpn, welche Modell-konforme Daten aufwiesen, während eine Teilstichprobe bei einem hohen *RMSE*-Grenzwert auch Vpn beinhaltete, deren Werte stärker vom exponentiellen Modell abwichen.

Die Analyse hat ergeben, dass die Asymptote und die Steigung ab einem *RMSE*-Grenzwert von 1.4 ms stark negativ miteinander zusammenhingen ($r = -.57$ bis $-.98$, alle ps $< .05$). Eine visuelle Inspektion des Verlaufs deutete darauf hin, dass der *RMSE*-Grenzwert einen negativen Einfluss auf die Höhe des Zusammenhangs ausübte (siehe Abbildung 12a).

Die Steigung korrelierte über den ganzen *RMSE*-Grenzwertbereich stark



a. Zusammenhang (r) zwischen der Asymptote und der Steigung.



b. Zusammenhang (r) zwischen der Steigung und dem Suppression-Index.

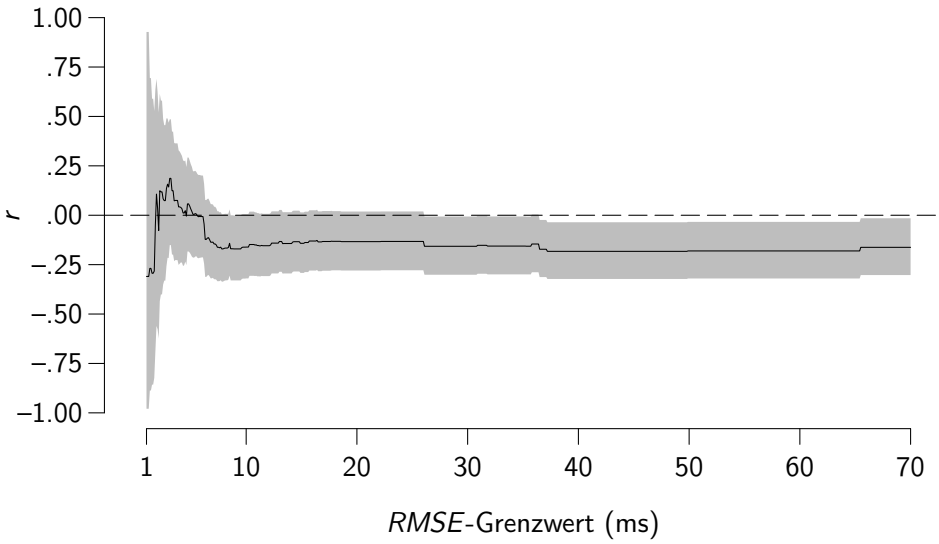
Abbildung 12. Einfluss des *RMSE*-Grenzwerts auf (a) den Zusammenhang zwischen den aus der Spatial-Suppression-Aufgabe mit einer exponentiellen Regression abgeleiteten Aufgabenparametern Asymptote und Steigung respektive auf (b) den Zusammenhang zwischen der Steigung und dem Suppression-Index. Die durchgezogene Linie kennzeichnet den Verlauf des Zusammenhangs. Der graue Bereich beschreibt das 95 %-Konfidenzintervall.

positiv mit dem Suppression-Index ($r = .96$ bis $.99$, alle $ps < .001$; siehe Abbildung 12b). Die tiefste Schätzung ($r = .96$, $p < .001$) unterschied sich dabei signifikant ($z = 7.85$, $p < .001$) von dem von Melnick et al. (2013) berichteten Zusammenhang ($r > .996$).

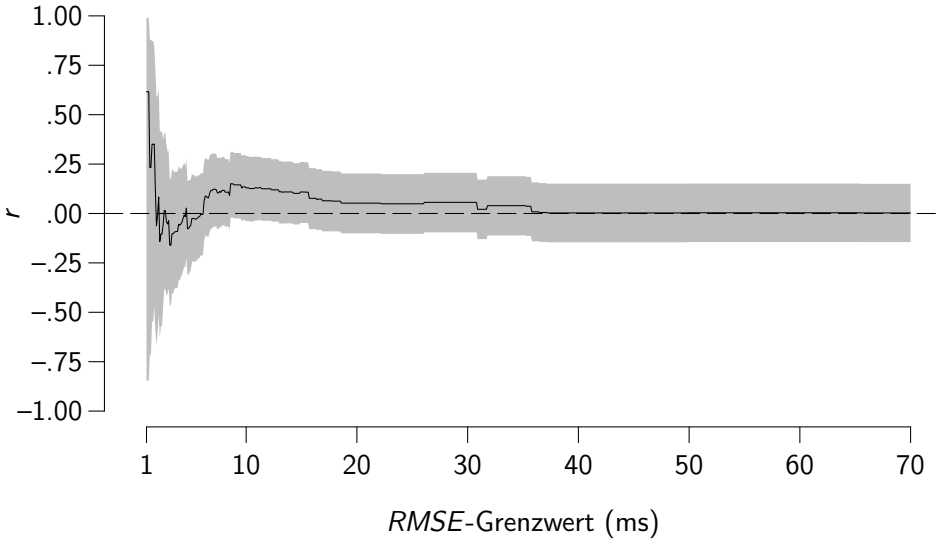
Der Zusammenhang zwischen der Asymptote und dem z-Wert des BIS-Tests fiel in Abhängigkeit des *RMSE*-Grenzwerts weniger eindeutig aus (siehe Abbildung 13a). Während der Zusammenhang über einen grossen Teil des tieferen *RMSE*-Grenzwertbereichs nicht signifikant war, unterschritt die Korrelation zwischen 8.6 und 9.5 ms ($r = -.17$, $p = .049$), zwischen 26.1 und 35.7 ms ($r = -.15$ bis $-.16$, alle $ps < .048$) und ab 36.5 ms ($r = -.16$ bis $-.18$, alle $ps < .03$) die Signifikanzgrenze. In den erwähnten Bereichen war eine tiefe Asymptote somit tendenziell mit einem hohen z-Wert verbunden. Eine visuelle Inspektion des Verlaufs liess keine Aussage darüber zu, ob der *RMSE*-Grenzwert einen positiven oder negativen Einfluss auf die Höhe des Zusammenhangs ausübte.

Die Steigung und der z-Wert des BIS-Tests korrelierten unabhängig vom *RMSE*-Grenzwert nicht signifikant miteinander ($r = -.16$ bis $.62$, alle $ps > .08$; siehe Abbildung 13b). Um für den Vergleich zwischen dem von Melnick et al. (2013) berichteten Zusammenhang zwischen ihrer Steigung (Studie 1: $b = 0.116$ und Studie 2: $b = 0.139$) und IQ-Punkten und dem in der vorliegenden Arbeit ermittelten Zusammenhang zwischen der Steigung ($b = 0.103$) und dem z-Wert die bestmögliche Teststärke zu erhalten, wurde die Gesamtstichprobe (*RMSE*-Grenzwert = 65.47 ms) verwendet. Die Analyse hat ergeben, dass sich der in der vorliegenden Arbeit ermittelte Zusammenhang ($r = .00$, $p = .97$) signifikant von dem von Melnick et al. berichteten Zusammenhang ($r = .68$) unterschied ($z = 5.61$, $p < .001$).

Betrachtet man die mit der Gesamtstichprobe erhaltenen Ergebnisse, kann abschliessend zur Beantwortung der zweiten Fragestellung Folgendes festgehalten werden: Die Asymptote, der erste aus der Spatial-Suppression-Aufgabe abgeleitete Aufgabenparameter, korrelierte in der vorliegenden Arbeit schwach negativ mit dem z-Wert des BIS-Tests ($r = -.16$, $p = .03$). Die Steigung, der zweite abgeleitete Aufgabenparameter, hing nicht signifikant mit dem z-Wert des BIS-Tests zusammen ($r = .00$, $p = .97$) und bestätigte damit den von Melnick et al. (2013) berichteten Zusammenhang nicht.



a. Zusammenhang (r) zwischen der Asymptote und dem z-Wert des BIS-Tests.



b. Zusammenhang (r) zwischen der Steigung und dem z-Wert des BIS-Tests.

Abbildung 13. Einfluss des *RMSE*-Grenzwerts auf die Zusammenhänge der aus der Spatial-Suppression-Aufgabe mit einer exponentiellen Regression abgeleiteten Aufgabenparameter (a) Asymptote und (b)Steigung mit dem z-Wert des BIS-Tests. Die durchgezogene Linie kennzeichnet den Verlauf des Zusammenhangs. Der graue Bereich beschreibt das 95 %-Konfidenzintervall.

3.4 3. Fragestellung

Mit der dritten Fragestellung sollte der Zusammenhang zwischen der Spatial-Suppression-Aufgabe und psychometrischer Intelligenz auf latenter Ebene untersucht werden. Alle konfirmatorischen Faktorenanalysen wurden mit der Satorra-Bentler Maximum-Likelihood-Schätzmethode (Satorra & Bentler, 1994) berechnet, weil diese bei nicht-normalverteilten, intervallskalierten Daten empfohlen wird (z. B. Curran, West & Finch, 1996; Finney & DiStefano, 2006). Um die aus den Aufgaben extrahierten Faktoren auf latenter Ebene miteinander in Verbindung zu bringen, wurde als Erstes für jede Aufgabe ein kongenerisches Messmodell (Jöreskog, 1971) gerechnet. Diese dem Strukturgleichungsmodell vorausgehende Prüfung der Modellannahmen erlaubte es, allfällige Fehlspezifikationen bereits auf Aufgabenebene zu erkennen.

Das kongenerische Messmodell der Spatial-Suppression-Aufgabe (Modell 1; siehe Abbildung 14) bildete die empirischen Varianzen und Kovarianzen unzureichend ab. Der χ^2-Test zeigte eine überzufällig hohe Abweichung zwischen der theoretischen und der empirischen Varianz-Kovarianzmatrix an und der CFI und der RMSEA lagen weit ausserhalb des akzeptablen Bereichs, $\chi^2(2) = 103.13$, $p < .001$, CFI = .78, RMSEA = .53, SRMR = .06.

Um den g-Faktor aus dem BIS-Test zu bilden, wurden die gemittelten z-Werte der Operationen K, B und M als Indikatoren verwendet (für ein gleiches Vorgehen siehe Stauffer, Troche, Schweizer & Rammsayer, 2014). Weil dieses kongenerische Messmodell mit drei Indikatoren genau identifiziert war, konnte es nicht getestet werden (Kline, 2011, S. 125).

Trotz des schlechten kongenerischen Modell-Fits der Spatial-Suppression-Aufgabe wurden die beiden Messmodelle in einem Strukturgleichungsmodell miteinander in Verbindung gebracht. Das theoretische Modell (Modell 2; siehe Abbildung 15) bildete die empirischen Daten erneut schlecht ab. Der χ^2-Test zeigte eine überzufällig hohe Abweichung zwischen der theoretischen und der empirischen Varianz-Kovarianzmatrix an und der CFI und der RMSEA lagen nicht im akzeptablen Bereich, $\chi^2(13) = 123.88$, $p < .001$, CFI = .85, RMSEA = .22, SRMR = .06. Der standardisierte Regressionskoeffizient zwischen der aus den vier Bedingungen der Spatial-Suppression-Aufgabe extrahierten latenten Variable und dem g-Faktor aus dem BIS-Test

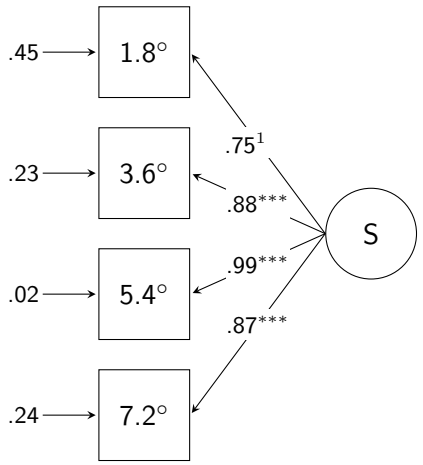


Abbildung 14. Modell 1: Kongenerisches Messmodell der Spatial-Suppression-Aufgabe (S). Eingezeichnet sind die standardisierten Koeffizienten.
[1]Um die Identifizierung der Varianz der latenten Variable zu ermöglichen, wurde diese unstandardisierte Faktorladung auf 1 fixiert.
$^{***}p < .001$.

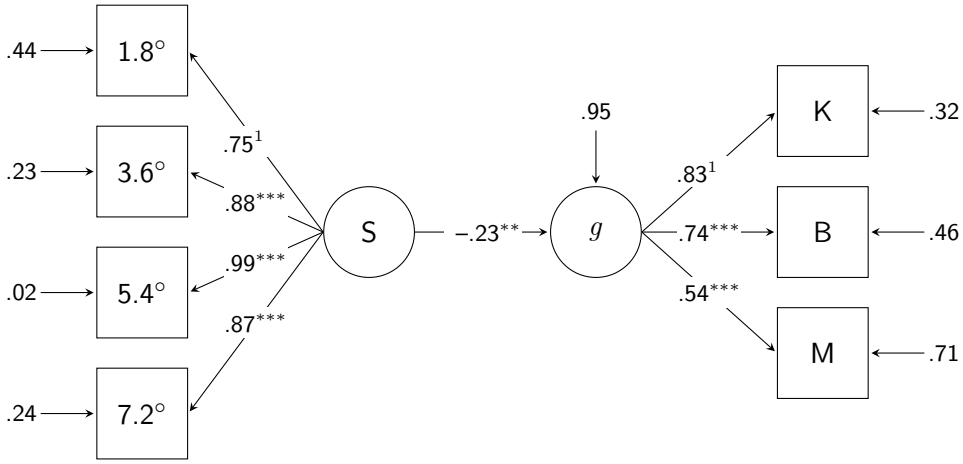


Abbildung 15. Modell 2: Latenter Zusammenhang zwischen der Spatial-Suppression-Aufgabe (S) und dem g-Faktor des BIS-Tests. Eingezeichnet sind die standardisierten Koeffizienten. K = Kapazität; B = Bearbeitungsgeschwindigkeit; M = Merkfähigkeit.
[1]Um die Identifizierung der Varianz der latenten Variable zu ermöglichen, wurde diese unstandardisierte Faktorladung auf 1 fixiert.
$^{**}p < .01$. $^{***}p < .001$.

betrug $\beta = -.23$ ($p = .01$). Die aus der Spatial-Suppression-Aufgabe extrahierte latente Variable erklärte damit 5 % der Varianz im g-Faktor.

Abschliessend zur dritten Fragestellung kann festgehalten werden, dass sich zwischen der Spatial-Suppression-Aufgabe und psychometrischer Intelligenz auf latenter Ebene ein schwacher bis mittlerer negativer Zusammenhang zeigte. Tiefe Faktorwerte auf der aus den vier Bedingungen der Spatial-Suppression-Aufgabe extrahierten latenten Variable waren somit tendenziell mit hohen Faktorwerten im g-Faktor verbunden. Dieser Zusammenhang muss jedoch aufgrund des schlechten theoretischen Modells mit Vorsicht interpretiert werden.

3.5 4. Fragestellung

Mit der vierten Fragestellung sollte versucht werden, die Spatial-Suppression-Aufgabe mit einem Fixed-Links-Modell zu beschreiben und die zwei aus der Aufgabe abgeleiteten latenten Variablen mit dem g-Faktor des BIS-Tests in Verbindung zu bringen.

3.5.1 Fixed-Links-Messmodell

Weil die Spatial-Suppression-Aufgabe noch nie mit einem Fixed-Links-Modell beschrieben wurde, sind unterschiedliche Modelle getestet und miteinander verglichen worden. Bei allen berechneten Modellen wurden zwei voneinander unabhängige latente Variablen angenommen:

Die erste latente Variable beinhaltete aufgabenrelevante Prozesse, deren Einflüsse sich über die vier Bedingungen hinweg nicht verändert haben. In den Messmodellen wurde dieser gleichbleibende Einfluss hergestellt, indem die unstandardisierten Faktorladungen der manifesten Indikatoren auf diese erste latente Variable auf den Wert 1 gesetzt wurden. Diese latente Variable wird im Folgenden *konstante* latente Variable genannt.

Die zweite latente Variable beinhaltete aufgabenrelevante Prozesse, die durch die vier Bedingungen systematisch manipuliert wurden. Der unterschiedlich starke Einfluss der in der latenten Variable abgebildeten Prozesse auf die 82 %-$\log_{10}$-Erkennungsschwellen der Spatial-Suppression-Aufgabe wurde hergestellt, indem sich die unstandardisierten Faktorladungen der vier

Bedingungen auf diese zweite latente Variable unterschieden. Diese latente Variable wird im Folgenden *dynamische* latente Variable genannt.

Die konstante latente Variable wurde in allen Messmodellen unabhängig von der dynamischen latenten Variable gehalten. Diese Unabhängigkeit der beiden extrahierten Variablen ist im Rahmen der Anwendung von Fixed-Links-Modellen üblich (z. B. Ren et al., 2013; Schweizer, 2007, 2009; Stankov & Schweizer, 2007; Wang et al., 2015), weil sich dadurch die Interpretation der latenten Variablen vereinfacht. Alle Modell-Fits der in den folgenden Paragraphen berichteten Fixed-Links-Modelle sind in Tabelle 10 aufgeführt.

Das erste berechnete Fixed-Links-Modell (Modell 3) berücksichtigte das Ergebnis der exponentiellen Regression (siehe Abschnitt 3.3), welches auf manifester Ebene eine Steigung von $e^{0.103x}$ ergeben hat. Die unstandardisierten Faktorladungen der dynamischen latenten Variable wurden deshalb mit diesem Parameter ($y = e^{0.103x}$, $x \in \{1, 2, 3, 4\}$) gebildet. Modell 3 bildete die empirischen Varianzen und Kovarianzen der Spatial-Suppression-Aufgabe nicht gut ab. Der χ^2-Test war hochsignifikant und der CFI, der RMSEA und das SRMR lagen nicht im akzeptablen Bereich.

Modell 4 beachtete die Tatsache, dass die den Vpn vorgelegten Mustergrössen (1.8°, 3.6°, 5.4°, 7.2°) ein Vielfaches von 1.8 waren. Die unstandardisierten Faktorladungen der dynamischen latenten Variable in Modell 4 wurden deshalb linear ansteigend ($y = x$, $x \in \{1, 2, 3, 4\}$) fixiert. Modell 4 bildete die empirischen Varianzen und Kovarianzen der Spatial-Suppression-Aufgabe ebenfalls nicht gut ab. Der χ^2-Wert reduzierte sich im Vergleich zu Modell 3 zwar beträchtlich, war aber immer noch hochsignifikant. Die schlechte Passung des Modells wurde weiter durch einen hohen RMSEA und ein hohes SRMR angezeigt.

Nach diesen zwei Modellen, welche klare Annahmen über den Verlauf der Faktorladungen der dynamischen latenten Variable beinhalteten, wurden Verläufe von Faktorladungen gesucht, welche die empirischen Daten bestmöglich beschreiben. Die unstandardisierten Faktorladungen der dynamischen latenten Variable von Modell 5 wurden mit einer exponentiellen Funktion ($y = 2^x$, $x \in \{1, 2, 3, 4\}$) bestimmt. Dieses Modell konnte nicht interpretiert werden, weil die Fehlervarianz der 7.2°-Bedingung negativ geschätzt wurde.

Tabelle 10

Modell-Fits der berichteten Fixed-Links-Modelle der Spatial-Suppression-Aufgabe

Modell	Ladungsverlauf	χ^2	*df*	*p*	CFI	RMSEA	SRMR
3	$y = e^{0.103x}$	68.43	4	<.001	.861	.302	.084
4	$y = x$	22.67	4	<.001	.960	.162	.317
5*	$y = 2^x$	16.70	4	.001	.973	.134	.182
6	$y = \log_e x$	14.13	4	.007	.978	.120	.215
7	$y = x^2$	9.20	4	.056	.989	.086	.127
8	$y = x$	6.09	4	.193	.995	.054	.123

Anmerkungen. Der Ladungsverlauf bezieht sich auf die unstandardisierten Faktorladungen der dynamischen latenten Variable. Die unstandardisierten Faktorladungen der konstanten latenten Variable betrugen immer 1. Es gilt für alle Funktionen $x \in \{1, 2, 3, 4\}$ (ausgenommen Modell 8, in welchem $x \in \{0, 1, 2, 3\}$). χ^2 = Satorra-Bentler (1994) korrigierter χ^2-Wert; *df* = Freiheitsgrade; CFI = Comparative-Fit-Index; RMSEA = Root-Mean-Square-Error-of-Approximation; SRMR = Standardized-Root-Mean-Square-Residual.

*Das Modell konnte nicht interpretiert werden, weil die Fehlervarianz der 7.2°-Bedingung negativ geschätzt wurde.

In Modell 6 wiesen die unstandardisierten Faktorladungen der dynamischen latenten Variable einen logarithmischen Verlauf ($y = \log_e x$, $x \in \{1, 2, 3, 4\}$) auf. Das Modell bildete die empirischen Varianzen und Kovarianzen der Spatial-Suppression-Aufgabe nicht adäquat ab. Zwar reduzierte sich der χ^2-Wert im Vergleich zu Modell 4 erneut, der χ^2-Test war aber immer noch signifikant. Weiter deuteten der RMSEA und das SRMR mit Werten ausserhalb des akzeptablen Bereichs auf eine schlechte Modellpassung hin.

Die unstandardisierten Faktorladungen der dynamischen latenten Variable von Modell 7 wurden mit einer quadratischen Funktion ($y = x^2$, $x \in \{1, 2, 3, 4\}$) bestimmt. Der χ^2-Test erkannte keine signifikante Abweichung zwischen der von Modell 7 implizierten und der empirischen Varianz-Kovarianzmatrix. Obwohl der CFI im akzeptablen Bereich lag, deuteten der RMSEA und das SRMR auf eine schlechte Passung des Modells hin.

In Modell 8 (siehe Abbildung 16) wurden die unstandardisierten Faktor-

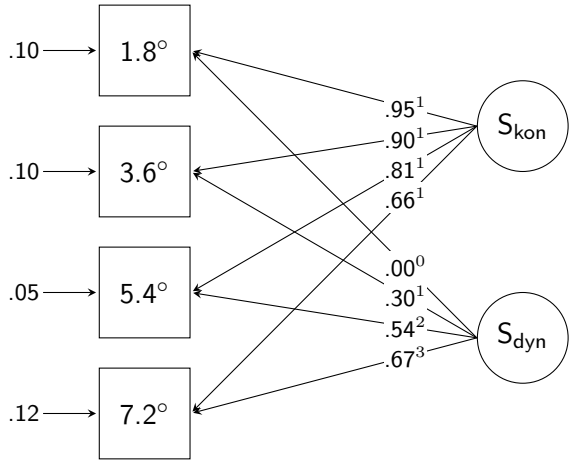


Abbildung 16. Modell 8: Fixed-Links-Messmodell der Spatial-Suppression-Aufgabe (S). Eingezeichnet sind die standardisierten Koeffizienten. Hochgestellt sind die fixierten unstandardisierten Faktorladungen. $_{\text{kon}}$ = konstante latente Variable; $_{\text{dyn}}$ = dynamische latente Variable.

ladungen der dynamischen latenten Variable erneut linear ansteigend fixiert. Im Gegensatz zu Modell 4 wurde die Faktorladung der ersten Bedingung aber auf 0 gesetzt ($y = x$, $x \in \{0, 1, 2, 3\}$). Verglichen mit den Modellen 3 bis 7 wich die von Modell 8 implizierte Varianz-Kovarianzmatrix am wenigsten von der empirische Varianz-Kovarianzmatrix ab. Der χ^2-Test war nicht signifikant und der CFI und RMSEA deuteten auf eine gute Modellpassung hin. Das SRMR lag nicht unter dem von Hu und Bentler (1999) vorgegebenen Wert von $\leq .08$, fiel aber deshalb nicht tiefer aus, weil die beiden latenten Variablen unabhängig voneinander gehalten wurden[4]. Die Varianz der konstanten latenten Variable betrug 0.018 ($z = 8.45$, $p < .001$) und die Varianz der dynamischen latenten Variable betrug 0.002 ($z = 5.53$, $p < .001$). Der relative Anteil dieser beiden Varianzen an der in den manifesten Variablen erklärten Varianz liess sich aufgrund der in konfirmatorischen Faktorenana-

[4] Diese Erklärung wurde durch die Tatsache gestützt, dass das SRMR deutlich tiefer ausfiel, wenn die Unabhängigkeit zwischen der konstanten latenten Variable und der dynamischen latenten Variable aufgehoben wurde, $\chi^2(3) = 1.98$, $p = .58$, CFI $> .999$, RMSEA $= .036$, SRMR $= .023$. Die beiden latenten Variablen korrelierten in diesem Fall mit $r = -.22$ ($p = .02$). Das SRMR wurde bei der Beurteilung der folgenden Modelle deshalb nicht mehr berücksichtigt.

lysen gegebenen multiplikativen Verknüpfung von Faktorladungen und Varianzen nicht direkt ermitteln. Um die Varianzen miteinander vergleichen zu können, wurde der Einfluss der Faktorladungen auf die Varianzen deshalb mit der Methode von Schweizer (2011) kontrolliert. Die Skalierung der Varianzen hat ergeben, dass die konstante latente Variable 72 % und die dynamische latente Variable 28 % der in den manifesten Variablen gemeinsamen Varianz band.

Im Vergleich zum kongenerischen Messmodell (Modell 1) vermochte das Fixed-Links-Messmodell (Modell 8) die empirischen Daten deutlich besser abzubilden. Die bessere Passung von Modell 8 äusserte sich im Vergleich zu Modell 1 in einem nicht-signifikanten χ^2-Wert, im akzeptablen CFI und RMSEA sowie in zwei zusätzlichen Freiheitsgraden. Modell 8 war Modell 1 somit aufgrund adäquaterer Abbildung der empirischen Daten und höherer Sparsamkeit vorzuziehen.

3.5.2 Fixed-Links-Strukturgleichungsmodell

Als Nächstes wurde Modell 8 mit dem g-Faktor aus dem BIS-Test in Verbindung gebracht (Modell 9; siehe Abbildung 17). Das Modell bildete die empirischen Varianzen und Kovarianzen gut ab. Der χ^2-Test war nicht signifikant und der CFI und RMSEA lagen im akzeptablen Bereich, $\chi^2(14) = 19.06$, $p = .16$, CFI $= .99$, RMSEA $= .05$, SRMR $= .09$. Der standardisierte Regressionskoeffizient zwischen der konstanten latenten Variable und dem g-Faktor betrug $\beta = -.25$ ($p = .02$). Der standardisierte Regressionskoeffizient zwischen der dynamischen latenten Variable und dem g-Faktor betrug $\beta = -.08$ ($p = .43$). Gemeinsam erklärten die konstante und die dynamische latente Variable der Spatial-Suppression-Aufgabe 7 % der Varianz im g-Faktor.

Im Vergleich zum klassischen Strukturgleichungsmodell (Modell 2) bildete das Fixed-Links-Strukturgleichungsmodell (Modell 9) die empirischen Daten deutlich besser ab. Die bessere Passung von Modell 9 äusserte sich im Vergleich zu Modell 2 in einem nicht-signifikanten χ^2-Wert, im akzeptablen CFI und RMSEA sowie in einem zusätzlichen Freiheitsgrad. Bezüglich der Varianzaufklärung im g-Faktor waren sich Modell 2 (5 %) und Modell 9 (7 %)

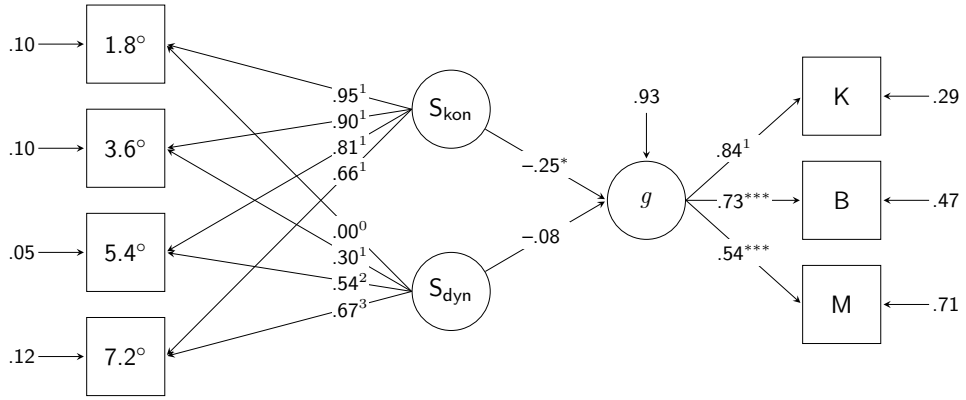


Abbildung 17. Modell 9: Latenter Zusammenhang zwischen dem Fixed-Links-Messmodell (Modell 8) der Spatial-Suppression-Aufgabe (S) und dem g-Faktor aus dem BIS-Test. Eingezeichnet sind die standardisierten Koeffizienten. Hochgestellt sind die fixierten unstandardisierten Faktorladungen. $_{\text{kon}}$ = konstante latente Variable; $_{\text{dyn}}$ = dynamische latente Variable; K = Kapazität; B = Bearbeitungsgeschwindigkeit; M = Merkfähigkeit.
$^{*}p < .05$. $^{***}p < .001$.

vergleichsweise ähnlich. Modell 9 war Modell 2 folglich aufgrund adäquaterer Abbildung der empirischen Daten und höherer Sparsamkeit vorzuziehen.

Abschliessend zur vierten Fragestellung kann Folgendes festgehalten werden: Auf Messmodellebene vermochte das Fixed-Links-Modell (Modell 8) die empirischen Zusammenhänge der Spatial-Suppression-Aufgabe besser zu beschreiben als das kongenerische Messmodell (Modell 1). Auch im Zusammenhang mit dem g-Faktor war die Beschreibung der empirischen Daten mittels Fixed-Links-Strukturgleichungsmodell (Modell 9) dem klassischen Strukturgleichungsmodell (Modell 2) deutlich überlegen. In Modell 9 zeigte sich zwischen der konstanten latenten Variable der Spatial-Suppression-Aufgabe und dem g-Faktor ein mittlerer negativer Zusammenhang. Tiefe Faktorwerte auf der konstanten latenten Variable waren demnach tendenziell mit hohen Faktorwerten im g-Faktor verbunden. Zwischen der dynamischen latenten Variable der Spatial-Suppression-Aufgabe und dem g-Faktor bestand ein so schwacher Zusammenhang, dass er bei der gewählten Irrtumswahrscheinlichkeit von 5 % nicht von 0 unterschieden werden konnte.

3.6 5. Fragestellung

Mit der fünften Fragestellung sollte die Frage geklärt werden, ob die Spatial-Suppression-Aufgabe zur Aufklärung individueller Intelligenzunterschiede neuartige Erklärungsmöglichkeiten bietet oder ob die Hick-Aufgabe den Zusammenhang zwischen der Spatial-Suppression-Aufgabe und psychometrischer Intelligenz vollständig zu erklären vermag. Geprüft wurde diese Frage auf manifester und latenter Ebene.

3.6.1 Analyse auf manifester Ebene

Die Vorhersage psychometrischer Intelligenz durch die Aufgabenbedingungen der Hick- und Spatial-Suppression-Aufgabe

Die korrelative Analyse der Aufgaben in Unterabschnitt 3.1.4 hat gezeigt, dass alle vier Bedingungen der Hick-Aufgabe und drei von vier Bedingungen der Spatial-Suppression-Aufgabe mit dem z-Wert des BIS-Tests zusammenhingen. Auch zwischen den Bedingungen der beiden Aufgaben bestanden signifikante Zusammenhänge. Um diese Abhängigkeiten bei der Vorhersage des z-Werts zu berücksichtigen, wurden die Bedingungen in Gruppen zusammengefasst und nacheinander blockweise in eine multiple Regressionsanalyse aufgenommen.

Ausgangslage für die Beantwortung der Fragestellung bildete Modell 10, in welchem der z-Wert des BIS-Tests mit den vier Bedingungen der Hick-Aufgabe vorhergesagt wurde (siehe Tabelle 11). Die Regressionsanalyse hat ergeben, dass die Prädiktoren gemeinsam mit 9 % einen signifikanten Varianzanteil im z-Wert erklärten, $F(4, 172) = 4.40$, $p = .002$, $R^2 = .09$. Bei einer Kontrolle für die Zusammenhänge zwischen den Bedingungen sagte jedoch keiner der Prädiktoren den z-Wert signifikant vorher (alle ps $> .22$). Der Umstand, dass die einzelnen Prädiktoren nicht signifikante Regressionskoeffizienten aufwiesen, das gesamte Regressionsmodell hingegen einen signifikanten Varianzanteil im z-Wert erklärte, konnte durch die starken Abhängigkeiten zwischen den Prädiktoren (Multikollinearität) erklärt werden (Eid, Gollwitzer & Schmitt, 2013, S. 686). Während Multikollinearität die Interpretation der einzelnen Regressionskoeffizienten erschwert, ist sie bei ei-

Tabelle 11

Multiple Regression zur Vorhersage des z-Werts des BIS-Tests durch die Bedingungen der Hick-Aufgabe (Modell 10) respektive durch die Bedingungen der Hick- und der Spatial-Suppression-Aufgabe (Modell 11)

Prädiktor	B	$SE(B)$	β	p	F	R^2	ΔF	ΔR^2
Modell 10					4.40^{**}	.09		
0-bit	0.0008	0.0020	.04	.70				
1-bit	−0.0027	0.0022	−.16	.22				
2-bit	−0.0008	0.0014	−.08	.56				
2.58-bit	−0.0010	0.0010	−.12	.36				
Modell 11					2.71^{**}	.11	1.02	.02
0-bit	0.0018	0.0021	.10	.40				
1-bit	−0.0031	0.0022	−.19	.16				
2-bit	−0.0009	0.0014	−.09	.51				
2.58-bit	−0.0008	0.0010	−.11	.41				
1.8°	−0.0536	0.5444	−.01	.92				
3.6°	−0.4192	0.7062	−.11	.55				
5.4°	−0.1077	0.7183	−.03	.88				
7.2°	0.0157	0.4532	.01	.97				

Anmerkungen. B = unstandardisiertes Regressionsgewicht; β = standardisiertes Regressionsgewicht; F = F-Wert des Regressionsmodells; R^2 = erklärte Varianz; ΔF = F-Wert der Veränderung der erklärten Varianz; ΔR^2 = zusätzlich erklärte Varianz.
$^{**}p < .01$ (zweiseitig).

ner reinen Prädiktion eines Kriteriums, wie sie hier vorlag, unproblematisch.

Modell 11 beinhaltete als Prädiktoren sowohl die Bedingungen der Hick- als auch die der Spatial-Suppression-Aufgabe (siehe Tabelle 11). Zusammen sagten die Prädiktoren den z-Wert signifikant vorher und erklärten 11 % der Varianz im z-Wert, $F(8, 168) = 2.71$, $p = .008$, $R^2 = .11$. Keiner der Prädiktoren sagte den z-Wert hingegen alleine signifikant vorher (alle ps $>$ .16).

Um zu prüfen, ob die Bedingungen der Spatial-Suppression-Aufgabe gegenüber der Hick-Aufgabe einen inkrementellen Beitrag zur Varianzauf-

klärung im z-Wert des BIS-Tests leisteten, wurde der Zuwachs an erklärter Varianz im z-Wert zwischen Modell 10 und Modell 11 auf Signifikanz getestet. Dabei hat sich ergeben, dass $\Delta R^2 = .02$ kein signifikanter Zuwachs an erklärter Varianz darstellte, $F(4, 168) = 1.02$, $p = .40$. Die Bedingungen der Spatial-Suppression-Aufgabe haben somit auf Ebene der Aufgabenbedingungen keinen inkrementellen Beitrag zur Aufklärung individueller Intelligenzunterschiede geleistet.

Die Vorhersage psychometrischer Intelligenz durch die Aufgabenparameter der Hick- und Spatial-Suppression-Aufgabe

Um den z-Wert des BIS-Tests mit den abgeleiteten Aufgabenparametern beider Aufgaben vorherzusagen, mussten die Aufgabenparameter der Hick-Aufgabe noch bestimmt werden (für die Bestimmung der Aufgabenparameter der Spatial-Suppression-Aufgabe siehe Abschnitt 3.3).

Dafür wurden die Reaktionszeiten der Hick-Aufgabe für jede Person mit einer linearen Regression der Form $y = a + b \log_2 n$ (Jensen, 1987, S. 105) vorhergesagt (siehe Abbildung 18). Deskriptive Angaben zu den daraus resultierenden Parametern, dem y-Achsenabschnitt a und der Steigung b, sind in Tabelle 12 zu finden. Als Mass für die Anpassungsgüte des Modells an die Daten wurde analog zum Vorgehen bei der Spatial-Suppression-Aufgabe für jede Person der *RMSE* berechnet. Dabei hat sich gezeigt, dass sich ein lineares Modell zur Beschreibung der Daten für einen grossen Teil der Vpn gut eignete (siehe Abbildung 19). Der Median betrug 12 ms und das

Tabelle 12

Deskriptive Angaben zur linearen Regression ($y = a + b \log_2 n$) für die Vorhersage der Reaktionszeiten durch die Anzahl Antwortalternativen n der Hick-Aufgabe und Kennwerte zur Verteilungsform der Daten

Parameter	*M*	*SD*	Min	Max	Schiefe	Kurtosis	S-W *p*-Wert
a	232	28	168	347	1.18	2.95	<.001
b	76	22	33	142	0.53	−0.12	.003

Anmerkungen. a = y-Achsenabschnitt (in ms); b = Steigung; Min = Minimum; Max = Maximum; S-W = Shapiro-Wilk-Test.

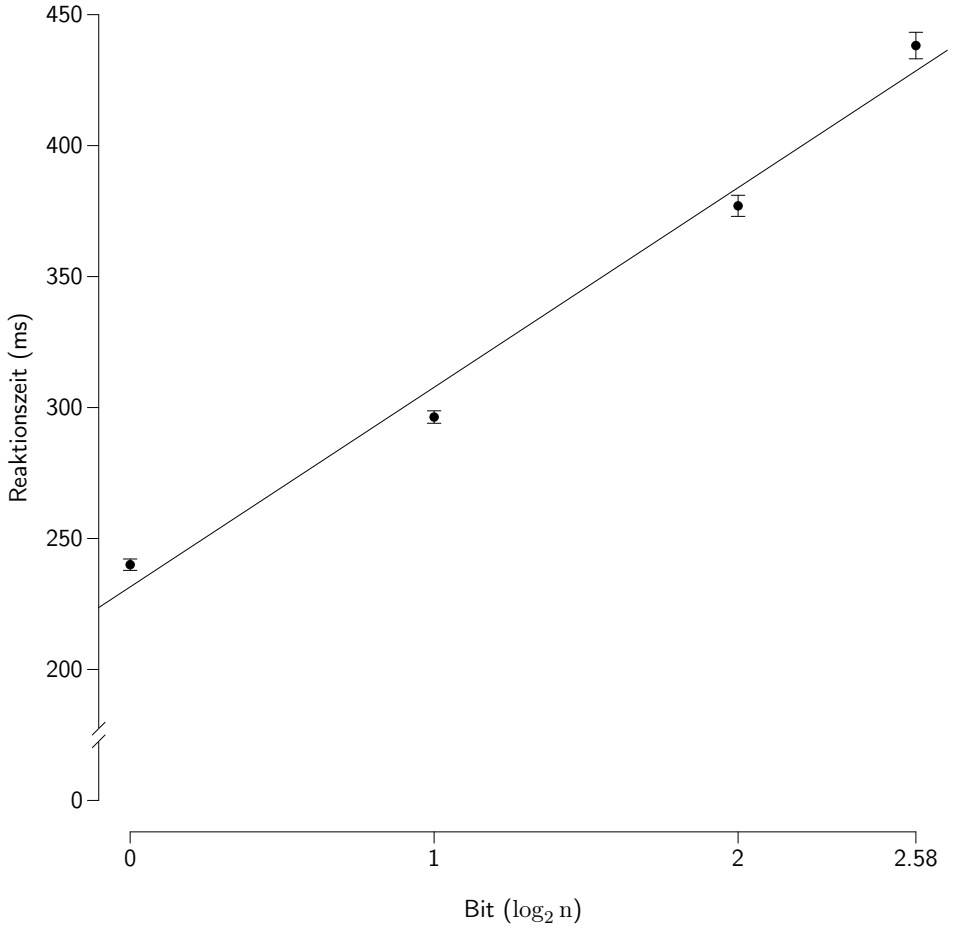


Abbildung 18. Linearer Einfluss des Bits auf die Reaktionszeit in der Hick-Aufgabe. Eingezeichnet sind die Mittelwerte ± Standardfehler der Mittelwerte. n = Anzahl Antwortalternativen. $y = 232 + 76 \log_2 n$.

dritte Quartil lag bei 19 ms (Minimum = 0.96 ms, Maximum = 54.23 ms).

Wie bei der Spatial-Suppression-Aufgabe (siehe Abschnitt 3.3) wurde der Zusammenhang zwischen den Aufgabenparametern (y-Achsenabschnitt und Steigung) und dem z-Wert des BIS-Tests in Abhängigkeit des *RMSE* betrachtet. Die Analysen haben ergeben, dass der y-Achsenabschnitt und der z-Wert bei *RMSE*-Grenzwerten zwischen 9.6 und 10.4 ms ($r = -.28$ bis $-.29$, alle $ps < .03$), zwischen 11 und 15.7 ms ($r = -.24$ bis $-.31$, alle $ps < .04$), zwischen 17.2 und 22.2 ms ($r = -.17$ bis $-.20$, alle $ps < .04$) sowie ab 23.3 ms ($r = -.15$ bis $-.17$, alle $ps < .049$) signifikant negativ

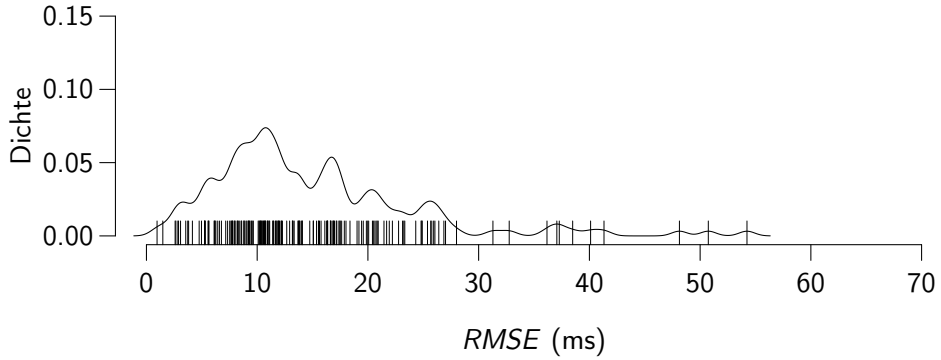
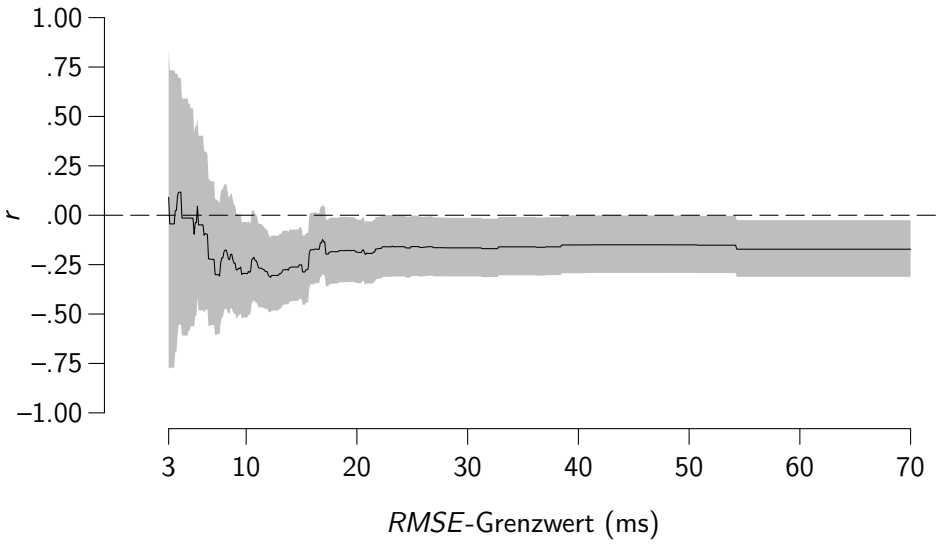


Abbildung 19. Dichtefunktion des Root-Mean-Square-Error (*RMSE*; in Millisekunden), der sich aus dem linearen Modell zur Beschreibung der Reaktionszeiten der Hick-Aufgabe ergeben hat. Alle Datenpunkte sind auf der x-Achse mit vertikalen Strichen markiert.

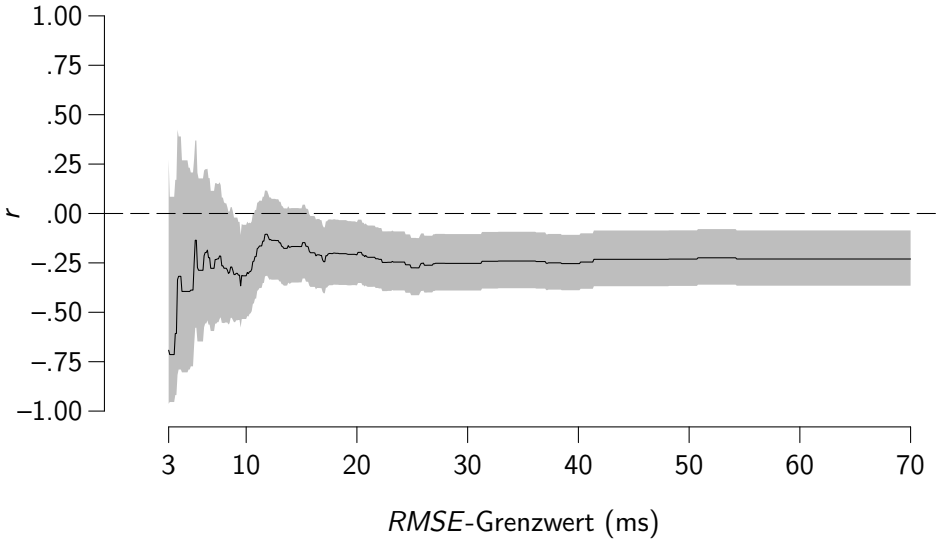
miteinander korrelierten (siehe Abbildung 20a). In den erwähnten Bereichen war ein tiefer y-Achsenabschnitt folglich tendenziell mit einem hohen z-Wert verbunden. Eine visuelle Inspektion des Verlaufs liess keine Aussage darüber zu, ob der *RMSE*-Grenzwert einen positiven oder negativen Einfluss auf die Höhe des Zusammenhangs ausübte.

Die Steigung und der z-Wert des BIS-Tests korrelierten bei *RMSE*-Grenzwerten zwischen 8.9 und 10.7 ms ($r = -.24$ bis $-.37$, alle ps $< .048$) und ab 15.7 ms ($r = -.19$ bis $-.28$, alle ps $< .046$) signifikant negativ miteinander (siehe Abbildung 20b). In diesen Bereichen waren geringe Steigungen folglich tendenziell mit hohen z-Werten verbunden. Wie beim Zusammenhang zwischen dem y-Achsenabschnitt und dem z-Wert konnte eine visuelle Inspektion des Verlaufs keine klaren Hinweise dafür liefern, ob der *RMSE*-Grenzwert einen positiven oder negativen Einfluss auf die Höhe des Zusammenhangs zwischen der Steigung und dem z-Wert ausübte. Betrachtet man die mit der Gesamtstichprobe ermittelten Ergebnisse, kann festgehalten werden, dass sowohl der y-Achsenabschnitt ($r = -.17$, $p = .02$) als auch die Steigung ($r = -.23$, $p = .002$) der Hick-Aufgabe schwach negativ mit dem z-Wert des BIS-Tests korrelierten.

Nachdem die Aufgabenparameter der Hick-Aufgabe bestimmt waren, konnte der z-Wert des BIS-Tests mit den Aufgabenparameter der Hick- und



a. Zusammenhang (r) zwischen dem y-Achsenabschnitt und dem z-Wert des BIS-Tests.



b. Zusammenhang (r) zwischen der Steigung und dem z-Wert des BIS-Tests.

Abbildung 20. Einfluss des *RMSE*-Grenzwerts auf die Zusammenhänge der aus der Hick-Aufgabe mit einer linearen Regression abgeleiteten Aufgabenparameter (a) y-Achsenabschnitt und (b) Steigung mit dem z-Wert des BIS-Tests. Die durchgezogene Linie kennzeichnet den Verlauf des Zusammenhangs. Der graue Bereich beschreibt das 95 %-Konfidenzintervall.

der Spatial-Suppression-Aufgabe vorhergesagt werden. Für diese multiple Regressionsanalyse wurde die Gesamtstichprobe verwendet, weil die Analysen zum Einfluss des *RMSE*-Grenzwerts auf die Zusammenhänge der Aufgabenparameter mit dem z-Wert kein eindeutiges Ergebnis lieferten (siehe Abbildung 13 und Abbildung 20). Um die Abhängigkeiten der Aufgabenparameter innerhalb und zwischen den beiden Aufgaben (siehe Tabelle 13) bei der Vorhersage des z-Werts zu berücksichtigen, wurden die Aufgabenparameter in Gruppen zusammengefasst und nacheinander blockweise in die multiple Regressionsanalyse aufgenommen.

Grundlage für die Beantwortung der Fragestellung bildete Modell 12, in welchem der z-Wert des BIS-Tests mit den Aufgabenparametern der Hick-Aufgabe vorhergesagt wurde (siehe Tabelle 14). Die Regressionsanalyse hat ergeben, dass die Prädiktoren gemeinsam mit 9 % einen signifikanten Varianzanteil im z-Wert erklärten, $F(2, 174) = 8.52$, $p < .001$, $R^2 = .09$. Bei einer Kontrolle für den Zusammenhang zwischen den Aufgabenparametern hat sich ergeben, dass sowohl der y-Achsenabschnitt ($\beta = -.19$, $p = .009$) als auch die Steigung ($\beta = -.24$, $p < .001$) den z-Wert signifikant vorhersagten. Tiefe y-Achsenabschnitte und geringe Steigungen gingen somit tendenziell mit hohen z-Werten einher.

Model 13 beinhaltete als Prädiktoren die Aufgabenparameter der Hick-

Tabelle 13

Produkt-Moment-Korrelationen zwischen den aus der Spatial-Suppression- und der Hick-Aufgabe regressionsanalytisch abgeleiteten Aufgabenparametern und dem z-Wert des BIS-Tests

		Hick-Aufgabe		Spatial-Suppression-Aufgabe		BIS-Test
	Parameter	1	2	3	4	5
1	y-Achsenabschnitt					
2	Steigung	−.08				
3	Asymptote	.16*	.03			
4	Steigung	−.02	−.03	−.57***		
5	z-Wert	−.17*	−.23**	−.16*	.00	

Anmerkung. z-Wert = Mittelwert aller 18 z-standardisierten Subtests.
$^{*}p < .05$. $^{**}p < .01$. $^{***}p < .001$ (zweiseitig).

und der Spatial-Suppression-Aufgabe (siehe Tabelle 14). Die Regressionsanalyse hat ergeben, dass die Prädiktoren gemeinsam mit 12 % einen signifikanten Varianzanteil im z-Wert vorhersagten, $F(4, 172) = 5.58$, $p < .001$, $R^2 = .12$. Bei einer Kontrolle für die Zusammenhänge zwischen den Aufgabenparametern hat sich gezeigt, dass der y-Achsenabschnitt der Hick-Aufgabe ($\beta = -.16$, $p = .03$), die Steigung der Hick-Aufgabe ($\beta = -.24$, $p = .001$) und die Asymptote der Spatial-Suppression-Aufgabe ($\beta = -.20$, $p = .03$) den z-Wert signifikant vorhersagten. Die Steigung der Spatial-Suppression-Aufgabe war mit $\beta = -.12$ ($p = .17$) kein signifikanter Prädiktor des z-Werts.

Um zu prüfen, ob die Aufgabenparameter der Spatial-Suppression-Aufgabe gegenüber denjenigen der Hick-Aufgabe einen inkrementellen Beitrag zur Varianzaufklärung im z-Wert des BIS-Tests leisteten, wurde der Zuwachs an erklärter Varianz im z-Wert zwischen Modell 12 und Modell 13 auf Signifikanz getestet. Dabei hat sich ergeben, dass $\Delta R^2 = .03$ kein signifikanter Zuwachs an erklärter Varianz darstellte, $F(2, 172) = 2.49$, $p = .09$. Die

Tabelle 14

Multiple Regressionen zur Vorhersage des z-Werts des BIS-Tests durch die Aufgabenparameter der Hick-Aufgabe (Modell 12) respektive durch die Aufgabenparameter der Hick- und der Spatial-Suppression-Aufgabe (Modell 13)

Prädiktor	B	$SE(B)$	β	p	F	R^2	ΔF	ΔR^2
Modell 12					8.52^{***}	.09		
H-y-Achsenabschnitt	−0.0037	0.0014	−.19	.009				
H-Steigung	−0.0058	0.0017	−.24	<.001				
Modell 13					5.58^{***}	.12	2.49	.03
H-y-Achsenabschnitt	−0.0031	0.0014	−.16	.03				
H-Steigung	−0.0057	0.0017	−.24	.001				
S-Asymptote	−0.0037	0.0017	−.20	.03				
S-Steigung	−0.7887	0.5695	−.12	.17				

Anmerkungen. B = unstandardisiertes Regressionsgewicht; β = standardisiertes Regressionsgewicht; F = F-Wert des Regressionsmodells; R^2 = erklärte Varianz; ΔF = F-Wert der Veränderung der erklärten Varianz; ΔR^2 = zusätzlich erklärte Varianz; H = Hick-Aufgabe; S = Spatial-Suppression-Aufgabe.
$^{***}p < .001$ (zweiseitig).

Asymptote und die Steigung der Spatial-Suppression-Aufgabe haben folglich auf Ebene der Aufgabenparameter keinen inkrementellen Beitrag zur Aufklärung individueller Intelligenzunterschiede geleistet.

3.6.2 Analyse auf latenter Ebene

Mess- und Strukturgleichungsmodelle

Bevor die Hick-Aufgabe mit der Spatial-Suppression-Aufgabe und dem *g*-Faktor in Verbindung gesetzt werden konnte, musste für die Hick-Aufgabe das kongenerische Messmodell bestimmt werden. Das Modell (Modell 14; siehe Abbildung 21) bildete die empirischen Varianzen und Kovarianzen der Hick-Aufgabe schlecht ab. Der χ^2-Test zeigte eine überzufällig hohe Abweichung zwischen der theoretischen und der empirischen Varianz-Kovarianzmatrix an und der CFI und der RMSEA lagen weit ausserhalb des akzeptablen Bereichs, $\chi^2(2) = 42.58$, $p < .001$, CFI = .87, RMSEA = .33, SRMR = .06.

Trotz des schlechten kongenerischen Modell-Fits der Hick-Aufgabe wurde Modell 14 in einem Strukturgleichungsmodell mit dem kongenerischen

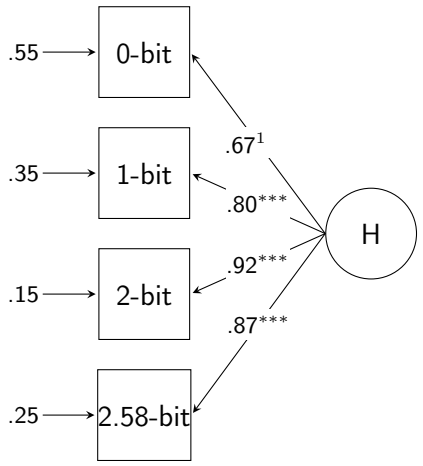


Abbildung 21. Modell 14: Kongenerisches Messmodell der Hick-Aufgabe (H). Eingezeichnet sind die standardisierten Koeffizienten.
[1]Um die Identifizierung der Varianz der latenten Variable zu ermöglichen, wurde diese unstandardisierte Faktorladung auf 1 fixiert.
$^{***}p < .001$.

Messmodell der Spatial-Suppression-Aufgabe (Modell 1; siehe Abbildung 14) und dem g-Faktor des BIS-Tests in Verbindung gebracht. Das theoretische Modell (Modell 15; siehe Abbildung 22) bildete die empirischen Daten ebenfalls schlecht ab. Der χ^2-Test zeigte eine überzufällig hohe Abwei-

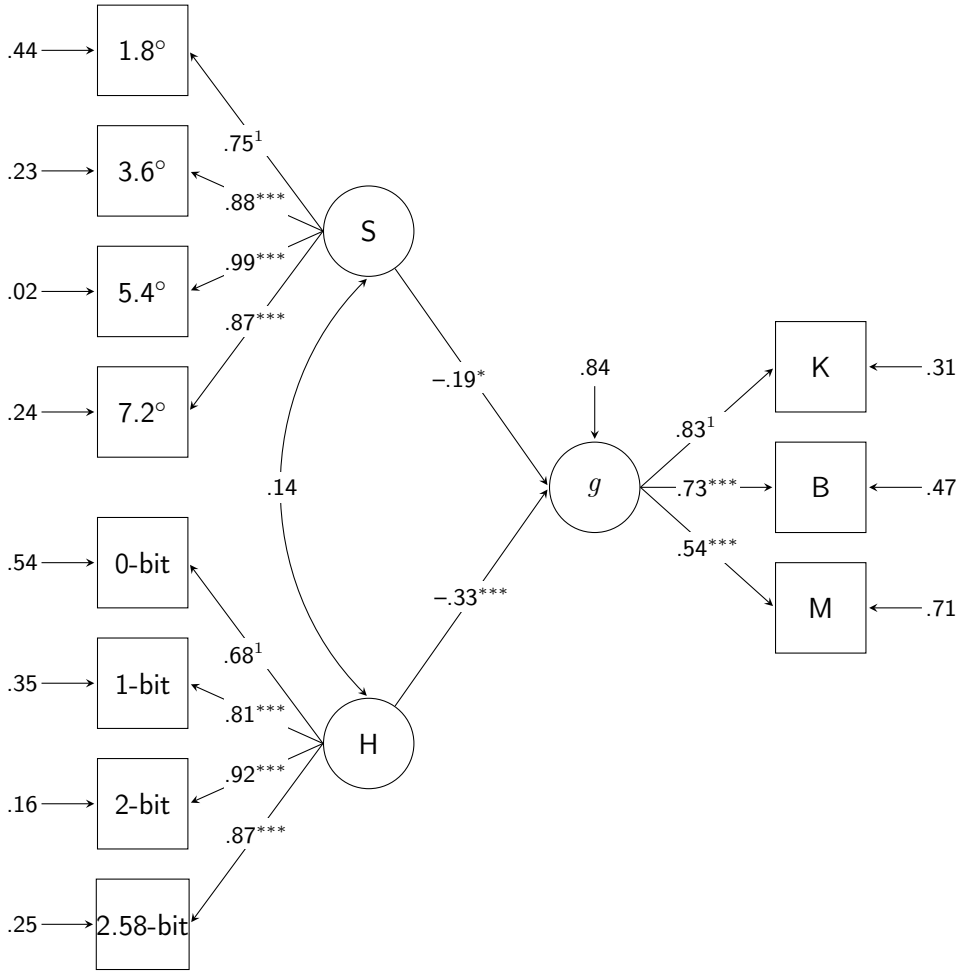


Abbildung 22. Modell 15: Latenter Zusammenhang zwischen der Spatial-Suppression-Aufgabe (S), der Hick-Aufgabe (H) und dem g-Faktor des BIS-Tests. K = Kapazität; B = Bearbeitungsgeschwindigkeit; M = Merkfähigkeit.
[1]Um die Identifizierung der Varianz der latenten Variable zu ermöglichen, wurde diese unstandardisierte Faktorladung auf 1 fixiert.
$^{*}p < .05$. $^{***}p < .001$.

chung zwischen der theoretischen und der empirischen Varianz-Kovarianzmatrix an und der CFI und der RMSEA lagen nicht im akzeptablen Bereich, $\chi^2(41) = 205.68$, $p < .001$, CFI = .86, RMSEA = .15, SRMR = .06. Der standardisierte Regressionskoeffizient zwischen der aus den vier Bedingungen der Spatial-Suppression-Aufgabe extrahierten latenten Variable und dem g-Faktor betrug $\beta = -.19$ ($p = .03$). Der standardisierte Regressionskoeffizient zwischen der aus den vier Bedingungen der Hick-Aufgabe extrahierten latenten Variable und dem g-Faktor betrug $\beta = -.33$ ($p < .001$). Der Korrelationskoeffizient zwischen den aus den vier Bedingungen der Spatial-Suppression- und der Hick-Aufgabe extrahierten latenten Variablen betrug $r = .14$ ($p = .16$). Gemeinsam erklärten diese beiden latenten Variablen 16 % der Varianz im g-Faktor.

Fixed-Links-Mess- und Strukturgleichungsmodelle

Für die Analyse der Zusammenhänge auf latenter Ebene mittels Fixed-Links-Modellen musste für die Hick-Aufgabe zuerst ein Fixed-Links-Messmodell gefunden werden. Das Vorgehen zur Bestimmung des Fixed-Links-Messmodells war dabei identisch mit dem Vorgehen zur Bestimmung des Fixed-Links-Messmodells für die Spatial-Suppression-Aufgabe (siehe Unterabschnitt 3.5.1). Alle Modell-Fits der in den folgenden Paragraphen berichteten Fixed-Links-Modelle sind in Tabelle 15 aufgeführt.

Das erste berechnete Fixed-Links-Modell (Modell 16) berücksichtige die von Blank (1934; zitiert nach Hick, 1952, S. 11) formulierte logarithmische Beziehung zwischen der Anzahl Antwortalternativen und der Reaktionszeit. Die unstandardisierten Faktorladungen der dynamischen latenten Variable wurden deshalb mit einer logarithmischen Funktion ($y = \log_e x$, $x \in \{1, 2, 3, 4\}$) bestimmt. Dieses Modell konnte nicht interpretiert werden, weil die Fehlervarianz der 0-bit-Bedingung negativ geschätzt wurde.

Schweizer (2006b) hat in seiner Untersuchung für die dynamische latente Variable der Hick-Aufgabe einen linearen Verlauf eingesetzt. Die unstandardisierten Faktorladungen der dynamischen latenten Variable in Modell 17 wurden deshalb linear ansteigend ($y = x$, $x \in \{1, 2, 3, 4\}$) fixiert. Das Modell bildete die empirischen Varianzen und Kovarianzen der Hick-Aufgabe nicht

Tabelle 15

Modell-Fits der Fixed-Links-Messmodelle der Hick-Aufgabe

Modell	Ladungsverlauf	χ^2	*df*	*p*	CFI	RMSEA	SRMR
16*	$y = \log_e x$	57.55	4	<.001	.825	.275	.197
17	$y = x$	37.60	4	<.001	.890	.218	.169
18	$y = \log_2 x$	32.20	4	<.001	.908	.200	.136
19	$y = 2^x$	13.33	4	.010	.970	.115	.072
20	$y = x^2$	11.37	4	.023	.976	.102	.070
21	$y = x$	8.76	4	.067	.984	.082	.089
22	$y = \frac{1}{1 + e^{(-x/.8)}}$	4.50	4	.342	.998	.027	.076

Anmerkungen. Der Ladungsverlauf bezieht sich auf die unstandardisierten Faktorladungen der dynamischen latenten Variable. Die unstandardisierten Faktorladungen der konstanten latenten Variable betrugen immer 1. Für Modelle 16, 17, 19 und 20 gilt $x \in \{1, 2, 3, 4\}$. Für Modelle 18 und 21 gilt $x \in \{1, 2, 4, 6\}$ und für Modell 22 gilt $x \in \{-3, -1, 1, 3\}$. χ^2 = Satorra-Bentler (1994) korrigierter χ^2-Wert; *df* = Freiheitsgrade; CFI = Comparative-Fit-Index; RMSEA = Root-Mean-Square-Error-of-Approximation; SRMR = Standardized-Root-Mean-Square-Residual.

*Das Modell konnte nicht interpretiert werden, weil die Fehlervarianz der 0-bit-Bedingung negativ geschätzt wurde.

gut ab. Der χ^2-Wert war hochsignifikant und der CFI, der RMSEA und das SRMR lagen ausserhalb des akzeptablen Bereichs.

In Modell 18 wiesen die unstandardisierten Faktorladungen der dynamischen latenten Variable einen Verlauf entsprechend den verwendeten Bit-Bedingungen auf ($y = \log_2 x$, $x \in \{1, 2, 4, 6\}$). Das Modell bildete die empirischen Varianzen und Kovarianzen der Hick-Aufgabe nicht adäquat ab. Zwar reduzierte sich der χ^2-Wert im Vergleich zu Modell 17 leicht, der χ^2-Test war aber immer noch signifikant. Weiter deuteten der CFI, der RMSEA und das SRMR mit Werten ausserhalb des akzeptablen Bereichs auf eine schlechte Modellpassung hin.

Die unstandardisierten Faktorladungen der dynamischen latenten Variablen von Modell 19 wurden mit einer exponentiellen Funktion ($y = 2^x$, $x \in \{1, 2, 3, 4\}$) bestimmt. Der χ^2-Test zeigte eine überzufällig hohe Abweichung zwischen der theoretischen und der empirischen Varianz-Kovarianzmatrix an.

Gemeinsam mit dem hohen RMSEA wies dies darauf hin, dass das Modell die empirischen Varianzen und Kovarianzen der Hick-Aufgabe nicht angemessen abbildete.

In Modell 20 wurden die unstandardisierten Faktorladungen der dynamischen latenten Variable mit dem von Schweizer (2006b) verwendeten quadratischen Verlauf ($y = x^2$, $x \in \{1, 2, 3, 4\}$) gebildet. Der χ^2-Wert reduzierte sich im Vergleich zu Modell 19 zwar leicht, war aber immer noch signifikant. Die schlechte Passung des Modells wurde weiter durch einen hohen RMSEA angezeigt.

Modell 21 testete die Annahme, dass die Ladungen der unstandardisierten Faktorladungen der dynamischen latenten Variable entsprechend der Anzahl Antwortalternativen verlaufen ($y = x$, $x \in \{1, 2, 4, 6\}$). Der χ^2-Test erkannte keine signifikante Abweichung zwischen der von Modell 21 implizierten und der empirischen Varianz-Kovarianzmatrix. Der RMSEA und das SRMR hingegen lagen ausserhalb des akzeptablen Bereichs.

Die unstandardisierten Faktorladungen der dynamischen latenten Variable von Modell 22 (siehe Abbildung 23) wurden mit einer logistischen Funktion bestimmt ($y = 1/[1 + e^{(-x/.8)}]$, $x \in \{-3, -1, 1, 3\}$). Verglichen mit den Modellen 17 bis 21 wich die von Modell 22 implizierte Varianz-Kovarianzmatrix am wenigsten von der empirischen Varianz-Kovarianzmatrix ab. Der χ^2-Test war nicht signifikant und der CFI, der RMSEA und das SRMR deuteten auf eine gute Modellpassung hin. Die Varianz der konstanten latenten Variable betrug 653.98 ($z = 5.75$, $p < .001$) und die Varianz der dynamischen latenten Variable betrug 2573.97 ($z = 6.90$, $p < .001$). Die Skalierung der Varianzen (Schweizer, 2011) hat ergeben, dass die konstante latente Variable 39 % und die dynamische latente Variable 61 % von der in den manifesten Variablen gemeinsamen Varianz banden.

Im Vergleich zum kongenerischen Messmodell der Hick-Aufgabe (Modell 14) vermochte das Fixed-Links-Messmodell (Modell 22) die empirischen Daten deutlich besser abzubilden. Die bessere Passung von Modell 22 äusserte sich im Vergleich zu Modell 14 in einem nicht-signifikanten χ^2-Wert, in den akzeptablen CFI und RMSEA sowie in zwei zusätzlichen Freiheitsgraden. Modell 22 war Modell 14 somit aufgrund adäquaterer Abbildung der empirischen Daten und höherer Sparsamkeit vorzuziehen.

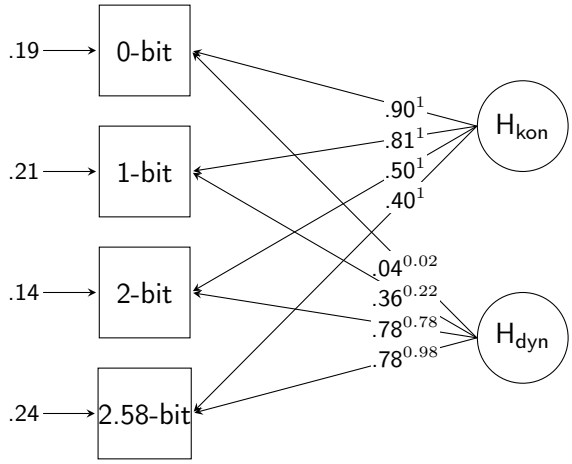


Abbildung 23. Modell 22: Fixed-Links-Messmodell der Hick-Aufgabe (H). Eingezeichnet sind die standardisierten Koeffizienten. Hochgestellt sind die fixierten unstandardisierten Faktorladungen. $_{\text{kon}}$ = konstante latente Variable; $_{\text{dyn}}$ = dynamische latente Variable.

In einem letzten Schritt wurde das Fixed-Links-Messmodell der Spatial-Suppression-Aufgabe (Modell 8) mit dem Fixed-Links-Messmodell der Hick-Aufgabe (Modell 22) und dem g-Faktor aus dem BIS-Test in Verbindung gebracht (Modell 23; siehe Abbildung 24). Das Modell bildete die empirischen Varianzen und Kovarianzen gut ab. Der χ^2-Test war nicht signifikant und der CFI, der RMSEA und das SRMR lagen im akzeptablen Bereich, $\chi^2(40) = 48.81$, $p = .16$, CFI $= .99$, RMSEA $= .04$, SRMR $= .08$. Die standardisierten Regressionskoeffizienten betrugen zwischen der konstanten latenten Variable der Spatial-Suppression-Aufgabe und dem g-Faktor $\beta = -.21$ ($p = .06$), zwischen der dynamischen latenten Variable der Spatial-Suppression-Aufgabe und dem g-Faktor $\beta = -.08$ ($p = .38$), zwischen der konstanten latenten Variable der Hick-Aufgabe und dem g-Faktor $\beta = -.17$ ($p = .06$) und zwischen der dynamischen latenten Variable der Hick-Aufgabe und dem g-Faktor $\beta = -.26$ ($p = .002$). Die Korrelationskoeffizienten betrugen zwischen den beiden konstanten latenten Variablen $r = .21$ ($p = .005$), zwischen den beiden dynamischen latenten Variablen $r = -.13$ ($p = .11$), zwischen der konstanten latenten Variable der Hick-Aufgabe und der dynamischen latenten Variable der Spatial-Suppression-

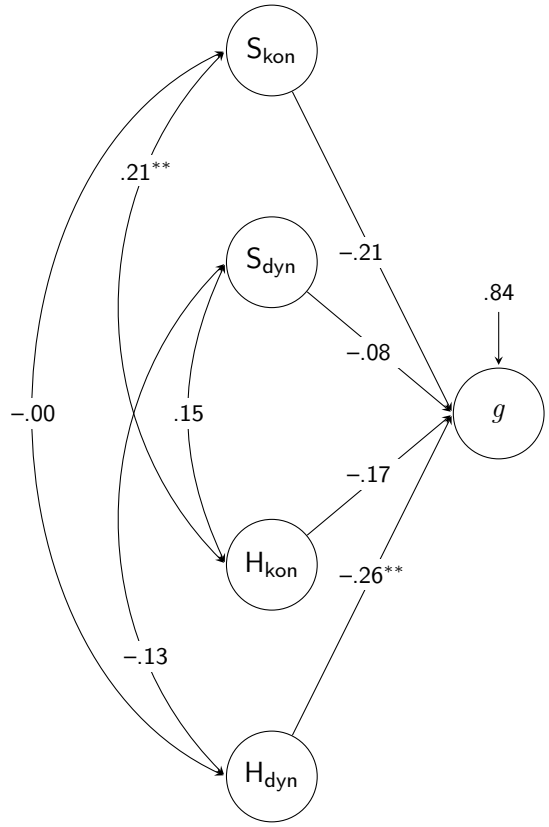


Abbildung 24. Modell 23: Latenter Zusammenhang zwischen dem Fixed-Links-Messmodell der Spatial-Suppression-Aufgabe (S; Modell 8), dem Fixed-Links-Messmodell der Hick-Aufgabe (H; Modell 22) und dem g-Faktor aus dem BIS-Test. Abgebildet ist das Strukturmodell. Eingezeichnet sind die standardisierten Koeffizienten. $_{\text{kon}}$ = konstante latente Variable; $_{\text{dyn}}$ = dynamische latente Variable.
$^{**}p < .01$.

Aufgabe $r = .15$ ($p = .09$) und zwischen der konstanten latenten Variable der Spatial-Suppression-Aufgabe und der dynamischen latenten Variable der Hick-Aufgabe $r = .00$ ($p = .97$). Gemeinsam erklärten die konstanten und dynamischen latenten Variablen der Spatial-Suppression- und Hick-Aufgabe 16 % der Varianz im g-Faktor.

Im Vergleich zum klassischen Strukturgleichungsmodell (Modell 15) vermochte das Fixed-Links-Strukturgleichungsmodell (Modell 23) die empirischen Daten deutlich besser abzubilden. Die bessere Passung von Modell 23

äusserte sich im Vergleich zu Modell 15 in einem nicht-signifikanten χ^2-Wert sowie in akzeptablen CFI und RMSEA. Bezüglich der Varianzaufklärung im g-Faktor waren Modell 15 (16 %) und Modell 23 (16 %) identisch. Modell 23 war Modell 15 somit aufgrund adäquaterer Abbildung der empirischen Daten vorzuziehen.

Abschliessend zur fünften Fragestellung kann Folgendes festgehalten werden: Auf manifester Ebene vermochte die Spatial-Suppression-Aufgabe (sowohl auf Stufe der Aufgabenbedingungen als auch auf Stufe der Aufgabenparameter) bei einer Kontrolle des Zusammenhangs zwischen der Hick-Aufgabe und psychometrischer Intelligenz keinen inkrementellen Beitrag zur Aufklärung individueller Intelligenzunterschiede zu leisten. Auf latenter Ebene zeigte sich in einem klassischen Strukturgleichungsmodell (Modell 15) ein schwacher bis mittlerer negativer Zusammenhang zwischen der aus den vier Bedingungen der Spatial-Suppression-Aufgabe abgeleiteten latenten Variable und dem g-Faktor. Tiefe Faktorwerte auf der latenten Variable der Spatial-Suppression-Aufgabe waren folglich tendenziell mit hohen Faktorwerten im g-Faktor verbunden. Dieser latente Zusammenhang erklärte knapp 4 % der Varianz im g-Faktor und leistete damit bei Berücksichtigung des Zusammenhangs zwischen der Hick-Aufgabe und dem g-Faktor einen inkrementellen Beitrag zur Aufklärung individueller Intelligenzunterschiede. Diese Resultate müssen jedoch aufgrund des schlechten Modell-Fits mit Vorsicht interpretiert werden. Bei der Analyse der Zusammenhänge mittels Fixed-Links-Strukturgleichungsmodell zeigte sich zwischen der konstanten latenten Variable der Spatial-Suppression-Aufgabe und der konstanten latenten Variable der Hick-Aufgabe ein schwacher bis mittlerer positiver Zusammenhang. Hohe Faktorwerte auf der einen latenten Variable waren somit tendenziell mit hohen Faktorwerten auf der anderen latenten Variable verbunden. Ein signifikanter Prädiktor des g-Faktors war bei dem gewählten α-Fehler von 5 % einzig die dynamische latente Variable der Hick-Aufgabe, welche einen mittleren negativen Zusammenhang mit dem g-Faktor aufwies. Tiefe Faktorwerte auf der dynamischen latenten Variable der Hick-Aufgabe waren folglich tendenziell mit hohen Faktorwerten im g-Faktor verbunden.

4 Diskussion

Der Spatial-Suppression-Ansatz zur Erklärung individueller Intelligenzunterschiede (Melnick et al., 2013) bietet einen neuen und vielversprechenden Ausgangspunkt, wenn es um die Bestimmung der kognitiven Grundlagen für Intelligenzunterschiede geht. Das übergeordnete Ziel der vorliegenden Arbeit war es, zu prüfen, ob sich die Spatial-Suppression-Aufgabe als Prädiktor psychometrischer Intelligenz bewährt und inwiefern der Spatial-Suppression-Ansatz (Melnick et al., 2013) neuartige Erklärungsmöglichkeiten liefert, welche nicht bereits der Mental-Speed-Ansatz (z. B. Deary, 2000; Jensen, 1982a, 1982b, 2006; Vernon, 1983) bietet.

Im folgenden Abschnitt werden die wichtigsten Resultate der fünf Fragestellungen diskutiert. Danach folgt ein Abschnitt, der sich mit Limitationen der vorliegenden Arbeit befasst, bevor in einem letzten Abschnitt generelle Schlussfolgerungen gezogen werden.

4.1 Fragestellungen

4.1.1 Eine Bestätigung der Befunde von Melnick et al. (2013)?

Die von Melnick et al. berichteten manifesten Zusammenhänge zwischen der Spatial-Suppression-Aufgabe und psychometrischer Intelligenz konnten in der vorliegenden Arbeit nicht bestätigt werden. Während Melnick et al. einen starken Zusammenhang zwischen dem Suppression-Index und psychometrischer Intelligenz berichteten (Studie 1: $r = .64$ und Studie 2: $r = .71$), konnte in der vorliegenden Arbeit kein bedeutsamer Zusammenhang festgestellt werden ($r = .00$). Weiter fiel die von Melnick et al. in Studie 2

geschilderte Korrelation zwischen der 1.8°-Bedingung und psychometrischer Intelligenz ($r = -.46$) in der vorliegenden Arbeit signifikant geringer aus ($r = -.16$) und deutete lediglich auf einen schwachen Zusammenhang hin. Auch die von Melnick et al. in Studie 2 angegebenen Semipartialkorrelationen zwischen der Erkennungsschwelle der kleinsten Mustergrösse (1.8°-Bedingung) beziehungsweise der Erkennungsschwelle der grössten Mustergrösse (7.2°-Bedingung) und psychometrischer Intelligenz ($r = -.71$ respektive $r = .55$) konnten nicht bestätigt werden, da sie signifikant tiefer zu liegen kamen und bei einer Irrtumswahrscheinlichkeit von weniger als 5 % nicht von 0 unterschieden werden konnten ($r = -.11$ respektive $r = -.04$).

Welche Gründe können für die widersprüchlichen Ergebnisse ausgeschlossen werden? Die Erkennungsschwellen der Spatial-Suppression-Aufgabe wiesen in der vorliegenden Arbeit ($r_{tt} = .96$) wie bei Melnick et al. (2013; $r_{tt} = .99$) sehr hohe Splithalf-Reliabilitäten auf. Die Erkennungsschwellen haben somit sehr genau die Zeitdauer erfasst, die benötigt wurde, um die Bewegungsrichtung der Muster korrekt zu erkennen. Auch hat sich in der vorliegenden Arbeit die Wahrnehmungsleistung mit zunehmender Mustergrösse wie bei Melnick et al. verschlechtert (siehe Unterabschnitt 3.1.1). Dies deutet darauf hin, dass die Reliabilität der Spatial-Suppression-Aufgabe nicht die Ursache für die fehlende Bestätigung der Befunde von Melnick et al. zu sein scheint.

Auch der Suppression-Index liefert bei näherer Betrachtung keine Erklärung für das Ergebnis. Zwar lag der Mittelwert des Suppression-Index bei Melnick et al. (2013) in Studie 2 (Mittelwert ± Standardabweichung = 0.320 ± 0.155, Minimum = 0.016, Maximum = 0.703; D. Tadin, persönl. Mitteilung, 25.09.2015) höher als in der vorliegenden Arbeit (Mittelwert ± Standardabweichung = 0.222 ± 0.160, Minimum = −0.185, Maximum = 0.886)[5], die Streuungen hingegen unterschieden sich nicht[6]. Weil bei der

[5] Ein t-Test für unabhängige Stichproben ergab, dass sich die beiden Mittelwerte signifikant voneinander unterschieden, $t(88) = 4.01$, $p < .001$. Die Effektstärke (Cohens d für unabhängige Stichproben) für diesen Mittelwertsunterschied betrug $d = .61$ und lag damit im hohen Bereich.

[6] Gemäss einem Levene-Test musste die Annahme der Varianzgleichheit der beiden Streuungen nicht verworfen werden, $F(1, 228) = 0.18$, $p = .67$.

Berechnung einer Produkt-Moment-Korrelation die Streuungen der Variablen und nicht die Mittelwerte einen Einfluss auf den Zusammenhang haben (Eid et al., 2013, S. 506), kann der vorliegende Mittelwert des Suppression-Index nicht der Grund für die beobachtete Null-Korrelation zwischen dem Suppression-Index und psychometrischer Intelligenz sein. Zusätzlich sah auch D. Tadin (persönl. Mitteilung, 30.08.2015) die absolute Höhe des Mittelwerts des Suppression-Index nicht als entscheidend, um den von Melnick et al. berichteten Zusammenhang zu bestätigen.

Bezüglich der erfassten psychometrischen Intelligenz lassen sich die vorliegenden Daten nicht direkt mit den Daten von Melnick et al. (2013) vergleichen. In der Untersuchung von Melnick et al. wurde psychometrische Intelligenz mit der Kurzform der Wechsler-Adult-Intelligence-Scale III (Axelrod, 2002; Studie 1) und mit der Wechsler-Adult-Intelligence-Scale IV (Wechsler, 2008; Studie 2) erfasst. Diese beiden Instrumente sind genormt und ermöglichen eine Bestimmung von IQ-Punkten. In der vorliegenden Arbeit wurde zur Erfassung der psychometrischen Intelligenz eine modifizierte Kurzversion des BIS-Tests eingesetzt (siehe Abschnitt 2.4). Weil für diese modifizierte Kurzversion keine Normen bestehen, konnten keine IQ-Punkte bestimmt werden. Als Alternative zu IQ-Punkten wurden deshalb als Mass für psychometrische Intelligenz alle vorgelegten z-standardisierten Subtests gemittelt. Damit liess sich für jede Vp ein z-standardisiertes Mittel (ein z-Wert) ihrer Leistung bestimmen. Dieser z-Wert lieferte jedoch keine Informationen darüber, ob die vorliegende Stichprobe im Durchschnitt eher niedrig-, mittel- oder hochintelligent war. Diese Ungewissheit lässt sich allerdings mit der Tatsache entkräften, dass an der Untersuchung nicht nur Vpn mit höherem Bildungsabschluss, sondern auch viele Vpn mit niedrigerem Bildungsniveau teilnahmen (siehe Abschnitt 2.1). Zudem wich die Verteilung des z-Werts nicht von der Normalverteilung ab (siehe Unterabschnitt 3.1.3), was als Hinweis dafür gesehen werden kann, dass die Stichprobe bezüglich der psychometrischen Intelligenz heterogen zusammengesetzt war und sie die in der Population vorliegende Merkmalsverteilung angemessen reproduzierte. Diese Anhaltspunkte lassen die Schlussfolgerung zu, dass die Befunde von Melnick et al. nicht alleine deshalb nicht bestätigt werden konnten, weil ein anderer Intelligenztest eingesetzt wurde.

4.1.2 Ein alternatives Mass für Spatial-Suppression?

In bisherigen Untersuchungen wurde das Ausmass an Spatial-Suppression mit dem Suppression-Index quantifiziert (Lappin et al., 2009; Melnick et al., 2013; Tadin et al., 2006, 2011). Gebildet wurde der Suppression-Index dabei (wie auch in der vorliegenden Arbeit) als Differenz zwischen der Erkennungsschwelle für grosse Muster und der Erkennungsschwelle für kleine Muster. Diese Differenzbildung wirkt sich in Situationen, in welchen der Minuend sowie der Subtrahend korreliert sind und die Reliabilität der beiden nicht perfekt ist, negativ auf die Reliabilität des Differenzmasses aus (siehe Unterabschnitt 1.2.2). Auch Melnick et al. (2013) haben erkannt, dass der Suppression-Index als Mass für Spatial-Suppression nicht ideal ist. Sie haben in ihrer Untersuchung richtigerweise darauf hingewiesen, dass die Höhe des Suppression-Index davon abhängig ist, welche Mustergrössen in einer Untersuchung verwendet werden sowie zwischen welchen Mustergrössen die Differenz gebildet wird. So lassen sich beispielsweise die Ergebnisse zum Suppression-Index zwischen den Untersuchungen von Tadin et al. (2006), Tadin et al. (2011) und Melnick et al. nicht direkt vergleichen, weil sie den Suppression-Index als Differenz zwischen unterschiedlichen Mustergrössen gebildet haben. Als Lösung dafür haben Melnick et al. vorgeschlagen, die Erkennungsschwellen mit einem exponentiellen Modell zu beschreiben und die daraus abgeleitete exponentielle Steigung als Mass für Spatial-Suppression zu verwenden. Damit sind beide Schwachpunkte des Suppression-Index behoben: Die Steigung stellt kein Differenzmass dar (das heisst, sie leidet nicht unter einer verminderten Reliabilität) und sie lässt sich unabhängig von den verwendeten Mustergrössen zwischen verschiedenen Untersuchungen vergleichen.

Melnick et al. (2013) haben die Erkennungsschwellen mit einem exponentiellen Modell beschrieben und einen starken Zusammenhang zwischen der ermittelten Steigung und dem Suppression-Index ($r = .99$) festgestellt. Dieser Befund konnte in der vorliegenden Arbeit bei rein inferenzstatistischer Betrachtung nicht bestätigt werden. Inhaltlich muss beim ermittelten Zusammenhang ($r = .96$) aber immer noch von einer ausserordentlich starken Beziehung gesprochen werden. Eindeutig nicht bestätigt werden konnte hingegen der von Melnick et al. berichtete starke Zusammenhang zwischen

der Steigung und psychometrischer Intelligenz ($r = .68$). In der vorliegenden Arbeit bestand keine Beziehung zwischen den beiden Variablen ($r = .00$).

Grundsätzlich festzuhalten ist, dass sich ein exponentielles Modell zur Beschreibung der Erkennungsschwellen sehr gut eignete (siehe Abschnitt 3.3). Ebenso schienen die Zusammenhänge der abgeleiteten Aufgabenparameter (Asymptote und Steigung) mit psychometrischer Intelligenz nicht massgeblich durch Personen beeinflusst worden zu sein, deren Erkennungsschwellen schlecht mit einem exponentiellen Modell abgebildet werden konnten. Dieser Umstand vereinfachte die Interpretation der Ergebnisse. Der bestätigte starke Zusammenhang zwischen dem Suppression-Index und der Steigung deutete darauf hin, dass die Steigung ziemlich genau dasselbe wie der Suppression-Index erfasst. In Anbetracht des nicht bestätigten Zusammenhangs zwischen dem Suppression-Index und psychometrischer Intelligenz war es somit nicht erstaunlich, dass zwischen der Steigung und psychometrischer Intelligenz eine Null-Korrelation beobachtet wurde. Die Erfassung von Spatial-Suppression mittels der Steigung scheint gegenüber dem Suppression-Index bei einem ersten Blick auf die hier berichteten Ergebnisse keinen Mehrwert zu besitzen, weil die Steigung psychometrische Intelligenz nicht besser vorhersagte als der Suppression-Index. Aus Gründen der höheren Reliabilität und der besseren Vergleichbarkeit zwischen Studien ist die exponentielle Steigung jedoch das geeignetere Mass für Spatial-Suppression als der Suppression-Index.

Melnick et al. (2013) haben in ihrer Untersuchung nur die Steigung mit psychometrischer Intelligenz in Verbindung gebracht. Den Zusammenhang zwischen der Asymptote und der Steigung sowie die Beziehung zwischen der Asymptote und psychometrischer Intelligenz haben sie nicht berichtet. Diese Zusammenhänge wurden in der vorliegenden Arbeit untersucht. Dabei hat sich ein starker negativer Zusammenhang zwischen der Asymptote und der Steigung ergeben ($r = -.57$). Ein tiefer Ursprung des exponentiellen Verlaufs der Wahrnehmungsverschlechterung ging folglich tendenziell mit einer stärkeren Wahrnehmungsverschlechterung bei zunehmender Mustergrösse (einer stärkeren Spatial-Suppression) einher. Dieser Befund lässt sich gut mit der Erklärung von Melnick et al. für den von ihnen beobachteten positiven Zusammenhang zwischen dem Suppression-Index und psy-

chometrischer Intelligenz vereinen. Wenn intelligentere Personen tatsächlich kleine Muster schneller verarbeiten und gleichzeitig mit zunehmender Mustergrösse eine stärkere Verschlechterung der Wahrnehmungsleistung erfahren als weniger intelligente Personen, dann sollten bei der Analyse der Bedingungen mit einem exponentiellen Modell die Asymptote und die Steigung negativ zusammenhängen. Konsistent mit dieser Annahme von Melnick et al. hing in der vorliegenden Arbeit die Asymptote schwach negativ mit psychometrischer Intelligenz zusammen ($r = -.16$). Ein tiefer Ursprung des exponentiellen Verlaufs der Wahrnehmungsverschlechterung hing somit tendenziell mit hoher psychometrischer Intelligenz zusammen. Auch wenn die Asymptote inhaltlich schwierig zu interpretieren ist, liefert dieser negative Zusammenhang einen weiteren Hinweis dafür, dass intelligentere Personen ganz generell betrachtet tendenziell schneller arbeitende Prozesse besitzen als weniger intelligente Personen (Jensen, 1987, 1998b; Neubauer & Knorr, 1997; Neubauer et al., 1997).

4.1.3 Der latente Zusammenhang zwischen der Spatial-Suppression-Aufgabe und dem *g*-Faktor

Um den Umstand zu berücksichtigen, dass sich ein beobachteter Messwert immer aus einem wahren Anteil der Merkmalsausprägung und einem zufällig zustande gekommenen Fehleranteil zusammensetzt (Moosbrugger, 2007), wurde der Zusammenhang zwischen der Spatial-Suppression-Aufgabe und psychometrischer Intelligenz auf latenter Ebene untersucht. Damit konnte der Messfehler identifiziert und von der Analyse ausgeschlossen werden (Kline, 2011, S. 9), was eine validere Schlussfolgerung über den Zusammenhang zwischen der Spatial-Suppression-Aufgabe und psychometrischer Intelligenz zuliess.

Das kongenerische Messmodell der Spatial-Suppression-Aufgabe, das einen Faktor für die Erklärung der Zusammenhänge zwischen den Bedingungen annahm, bildete die empirischen Daten schlecht ab. Das kongenerische Messmodell des BIS-Tests zur Extraktion des *g*-Faktors, der latenten Operationalisierung psychometrischer Intelligenz, konnte aus messtechnischen Gründen nicht isoliert getestet werden (siehe Abschnitt 3.4). Bei der

Zusammenführung dieser beiden Modelle in einem klassischen Strukturgleichungsmodell hat sich ein schwacher bis mittlerer negativer Zusammenhang ($\beta = -.23$) zwischen der Spatial-Suppression-Aufgabe und dem g-Faktor gezeigt. Nicht zu vernachlässigen ist, dass das theoretische Modell die empirischen Zusammenhänge dabei schlecht abbildete und die aus den vier Bedingungen der Spatial-Suppression-Aufgabe extrahierte latente Variable lediglich 5 % der Varianz im g-Faktor erklärte.

Was verbirgt sich hinter der aus den vier Bedingungen der Spatial-Suppression-Aufgabe extrahierten latenten Variable? Die durchwegs hohen positiven Faktorladungen der vier Bedingungen auf den Faktor legen kombiniert mit dem negativen Zusammenhang zum g-Faktor die Vermutung nahe, dass darin die grundlegende (von den Mustergrössen unabhängige) Geschwindigkeit abgebildet wurde, mit der die Bewegungsrichtung der Muster erkannt wird. Gestützt wird diese Vermutung durch die auf manifester Ebene beobachteten bivariaten Produkt-Moment-Korrelationen zwischen den Bedingungen der Spatial-Suppression-Aufgabe und psychometrischer Intelligenz. Die Bedingungen der Spatial-Suppression-Aufgabe korrelierten mit Ausnahme des Zusammenhangs zwischen der 7.2°-Bedingung und dem z-Wert des BIS-Tests alle schwach negativ mit psychometrischer Intelligenz ($r = -.16$ bis $-.19$; siehe Tabelle 8). Eine schnelle Erkennung der Bewegungsrichtung war somit (unabhängig von der verwendeten Mustergrösse) tendenziell mit hohen Intelligenzwerten verbunden.

Die Annahme, dass die latente Variable Spatial-Suppression abbildete, ist aus zwei Gründen unwahrscheinlich: Zum einen hätten sich negative oder zumindest sehr schwache Faktorladungen auf der 1.8°- und der 3.6°-Bedingung zeigen müssen, da Spatial-Suppression als die mit zunehmender Mustergrösse relative Wahrnehmungsverschlechterung definiert ist (Melnick et al., 2013; Tadin et al., 2006, 2003, 2011). Zum anderen hätte sich zwischen der latenten Variable und dem g-Faktor ein positiver Zusammenhang zeigen müssen, weil Spatial-Suppression (operationalisiert mit dem Suppression-Index) bei Melnick et al. (2013) stark positiv mit psychometrischer Intelligenz zusammenhing. Weil weder das Eine noch das Andere beobachtet wurde, scheint es nicht plausibel, dass die latente Variable Spatial-Suppression abbildete.

4.1.4 Kann die Spatial-Suppression-Aufgabe mit einem Fixed-Links-Modell beschrieben werden und wie hängen die getrennten Prozesse mit dem g-Faktor zusammen?

Die Analyse von Zusammenhängen mittels klassischer Faktorenanalysen erlaubt es, wahre Varianz von Fehlervarianz zu trennen (Kline, 2011, S. 9). Nicht gelöst wird dabei das Impurity-Problem (siehe Abschnitt 1.3), weshalb die Spatial-Suppression-Aufgabe mit einem Fixed-Links-Modell (z. B. Schweizer, 2006a, 2006b, 2007, 2008, 2009) beschrieben wurde und die daraus abgeleiteten Faktoren in einem Fixed-Links-Strukturgleichungsmodell mit psychometrischer Intelligenz in Verbindung gebracht wurden.

Das Fixed-Links-Modell der Spatial-Suppression-Aufgabe, das zwei unabhängige Faktoren für die Erklärung der Zusammenhänge zwischen den Bedingungen annahm, bildete die empirischen Daten gut ab. Während in der konstanten latenten Variable Prozesse gebunden wurden, welche in allen Bedingungen einen gleichbleibenden Einfluss auf die Erkennungsschwelle hatten, wurden mit der dynamischen latenten Variable Prozesse erfasst, die einen mit zunehmender Mustergrösse linear ansteigenden Einfluss auf die 82 %-$\log_{10}$-Erkennungsschwelle ausübten ($y = x$, $x \in \{0, 1, 2, 3\}$). Zu beachten ist dabei, dass dieser Einfluss im logarithmierten Raum linear verlief. Um die Interpretation diese Verlaufs zu erleichtern, wurde er invertiert (das heisst die Werte wurden als Exponenten zur Basis 10 verrechnet). Dabei ergab sich ein exponentieller Einfluss der in der dynamischen latenten Variable abgebildeten Prozesse auf die Erkennungsschwellen der Spatial-Suppression-Aufgabe. Des Weiteren hat die Skalierung der latenten Varianzen ergeben, dass die konstante latente Variable 72 % und die dynamische latente Variable 28 % der in den manifesten Variablen gemeinsamen Varianz band. Die in der konstanten latenten Variable abgebildeten Prozesse waren folglich deutlich stärker für Unterschiede zwischen Personen in den Erkennungsschwellen verantwortlich als die in der dynamischen latenten Variable gebundenen Prozesse.

Bei der Zusammenführung des Fixed-Links-Modells der Spatial-Suppression-Aufgabe mit dem g-Faktor hat sich ebenfalls eine gute Passung

zwischen dem theoretischen Modell und den empirischen Daten ergeben. Zwischen der konstanten latenten Variable der Spatial-Suppression-Aufgabe und dem g-Faktor zeigte sich ein mittlerer negativer Zusammenhang ($\beta = -.25$). Zwischen der dynamischen latenten Variable der Spatial-Suppression-Aufgabe und dem g-Faktor bestand ein so schwacher Zusammenhang ($\beta = -.08$), dass er bei einem α-Fehler von 5 % nicht von 0 unterschieden werden konnte. Die konstante und die dynamische latente Variable erklärten gemeinsam 7 % der Varianz im g-Faktor.

Welche Prozesse wurden in der konstanten latenten Variable abgebildet? Sicher ist, das es aufgabenrelevante Prozesse sind, deren Einflüsse sich über die experimentellen Bedingungen hinweg nicht verändert haben. Der negative Zusammenhang zwischen der konstanten latenten Variable und dem g-Faktor lässt die Interpretation zu, dass es Prozesse sind, welche die (von den Mustergrössen unabhängige) grundlegende Geschwindigkeit bestimmen, mit der Information verarbeitet wird (für ähnliche Annahmen über die Inhalte der konstanten latenten Variable siehe Schweizer, 2007; Stauffer et al., 2014). Diese Vermutung lässt sich gut mit dem Ergebnis der exponentiellen Regression vereinen, welche auf manifester Ebene einen negativen Zusammenhang zwischen der Asymptote und psychometrischer Intelligenz ergeben hat ($r = -.16$). Bei der Asymptote kann ebenfalls davon ausgegangen werden, dass sie die von der experimentellen Manipulation unabhängige grundlegende Geschwindigkeit abbildet, mit der die Bewegungsrichtung der Muster erkannt wurde (siehe Unterabschnitt 4.1.2).

Die dynamische latente Variable hat Varianz von aufgabenrelevanten Prozessen gebunden, die durch die Mustergrössen experimentell manipuliert wurden. Der Einfluss dieser erfassten Prozesse nahm aufgrund der gewählten Faktorladungen mit zunehmender Mustergrösse exponentiell zu. Weil Melnick et al. (2013) Spatial-Suppression mit einem exponentiellen Modell beschrieben haben, kann angenommen werden, dass sich hinter der dynamischen latenten Variable Spatial-Suppression verbirgt. Der nicht-signifikante Zusammenhang zwischen der dynamischen latenten Variable und dem g-Faktor ($\beta = -.08$) steht dabei in der vorliegenden Arbeit in Übereinstimmung mit den Zusammenhängen zwischen anderen Massen für Spatial-Suppression und psychometrischer Intelligenz: Der Suppression-Index sowie die exponen-

tielle Steigung korrelierten ebenfalls nicht mit psychometrischer Intelligenz ($r = .00$ respektive $r = .00$).

4.1.5 Der Zusammenhang zwischen der Spatial-Suppression-Aufgabe, der Hick-Aufgabe und psychometrischer Intelligenz

In einem letzten Schritt wurde der Zusammenhang zwischen der Spatial-Suppression-Aufgabe und psychometrischer Intelligenz um die Hick-Aufgabe erweitert. Damit wurde geprüft, ob die Spatial-Suppression-Aufgabe im Zusammenhang mit psychometrischer Intelligenz einen Aspekt der menschlichen Informationsverarbeitung abbildet, der neuartig ist und nicht bereits von der Hick-Aufgabe erfasst beziehungsweise erklärt wird. Die Analysen wurden auf manifester und auf latenter Ebene durchgeführt.

Auf manifester Ebene

Die Reaktionszeiten der Hick-Aufgabe stiegen mit zunehmender Anzahl Antwortalternativen an (Hick, 1952) und die Aufgabenbedingungen korrelierten erwartungsgemäss negativ mit psychometrischer Intelligenz ($r = -.19$ bis $-.28$; vgl. Sheppard & Vernon, 2008). Bei der Vorhersage der Reaktionszeiten der Hick-Aufgabe mit einem linearen Modell zeigte sich, dass sich damit die Reaktionszeiten für einen grossen Teil der Stichprobe gut beschrieben liessen (siehe Abschnitt 3.6.1). Die daraus abgeleiteten Aufgabenparameter hingen in Übereinstimmung mit etablierten Befunden negativ mit psychometrischer Intelligenz zusammen (vgl. Jensen, 1982b, 1987, 1998b; Neubauer & Knorr, 1997; Neubauer et al., 1997; Rammsayer & Brandler, 2007; Roth, 1964): Der y-Achsenabschnitt korrelierte schwach negativ ($r = -.17$) und die Steigung schwach bis mittel negativ ($r = -.23$) mit psychometrischer Intelligenz.

Bei der Vorhersage psychometrischer Intelligenz hat sich sowohl auf Ebene der Aufgabenbedingungen als auch auf Ebene der Aufgabenparameter gezeigt, dass die Spatial-Suppression-Aufgabe bei einer Kontrolle des Zusammenhangs zwischen der Hick-Aufgabe und psychometrischer Intelligenz keine zusätzliche Varianz erklären konnte. Diese Analysen auf manifester

Ebene deuteten darauf hin, dass die Spatial-Suppression-Aufgabe im Zusammenhang mit psychometrischer Intelligenz keinen Aspekt der menschlichen Informationsverarbeitung erfasst, der neu ist und nicht schon von der Hick-Aufgabe erklärt wird.

Auf latenter Ebene

Bei der Analyse der Zusammenhänge in einem klassischen Strukturgleichungsmodell hat sich ein mittlerer negativer Zusammenhang ($\beta = -.33$) zwischen der Hick-Aufgabe und dem g-Faktor gezeigt. Zwischen der Spatial-Suppression-Aufgabe und dem g-Faktor bestand ein schwacher bis mittlerer negativer Zusammenhang ($\beta = -.19$). Die Hick- und die Spatial-Suppression-Aufgabe korrelierten nicht signifikant ($r = .14$) und erklärten gemeinsam 16 % der Varianz im g-Faktor. Nicht zu vernachlässigen ist, dass dieses klassische Strukturgleichungsmodell die empirischen Zusammenhänge schlecht abbildete.

Der mittlere negative Zusammenhang zwischen der Hick-Aufgabe und dem g-Faktor kann als Bestätigung früherer Untersuchungen angesehen werden, welche die Hick-Aufgabe auf latenter Ebene mit psychometrischer Intelligenz in Verbindung gebracht und eine vergleichbare Effektstärke ermittelt haben (z. B. Borter, 2016; Helmbold, Troche & Rammsayer, 2007; Rammsayer & Brandler, 2007; Schweizer, 2006b). Interessant war, dass die Spatial-Suppression-Aufgabe über den Zusammenhang zwischen der Hick-Aufgabe und dem g-Faktor hinaus Varianz im g-Faktor zu erklären vermochte. Dieser schwache bis mittlere negative Zusammenhang lieferte in der vorliegenden Arbeit zum ersten Mal einen Hinweis dafür, dass die Spatial-Suppression-Aufgabe im Zusammenhang mit psychometrischer Intelligenz einen Aspekt der menschlichen Informationsverarbeitung abbildet, der nicht bereits von der Hick-Aufgabe erklärt wird. Gestützt wird diese Interpretation durch den nicht-signifikanten latenten Zusammenhang zwischen der Hick- und der Spatial-Suppression-Aufgabe. Damit kann die Spatial-Suppression-Aufgabe als Mediator des Zusammenhangs zwischen der Hick-Aufgabe und dem g-Faktor ausgeschlossen werden. Aufgrund der bereits diskutierten hohen positiven Faktorladungen der vier Bedingungen der Spatial-Suppression-

Aufgabe auf den Faktor ist jedoch anzunehmen, dass der Zusammenhang zwischen der Spatial-Suppression-Aufgabe und dem g-Faktor nicht durch Spatial-Suppression, sondern durch die grundlegende (von den Mustergrössen unabhängige) Geschwindigkeit verursacht wurde, mit der die Bewegungsrichtung der Muster erkannt wird. Geprüft werden konnte diese Annahme mit dem berechneten klassischen Strukturgleichungsmodell nicht. Über diese Vermutung Aufschluss geben konnten die Ergebnisse der Fixed-Links-Modelle, welche als nächstes diskutiert werden.

Das Fixed-Links-Modell der Hick-Aufgabe, das zwei unabhängige Faktoren für die Erklärung der Zusammenhänge zwischen den Bedingungen annahm, bildete die empirischen Daten gut ab. Während in der konstanten latenten Variable Prozesse gebunden wurden, welche in allen Bedingungen einen gleichbleibenden Einfluss auf die Reaktionszeit hatten, wurden mit der dynamischen latenten Variable Prozesse erfasst, die einen mit zunehmender Anzahl Antwortalternativen steigenden Einfluss auf die Reaktionszeit ausübten. Dieser steigende Einfluss folgte dabei einem logistischen Verlauf ($y = 1/[1 + e^{(-x/.8)}]$, $x \in \{-3, -1, 1, 3\}$). Die Skalierung der latenten Varianzen hat ergeben, dass die konstante latente Variable 39 % und die dynamische latente Variable 61 % der in den manifesten Variablen gemeinsamen Varianz band. Die in der dynamischen latenten Variable abgebildeten Prozesse waren folglich deutlich stärker für Unterschiede zwischen Personen in der Reaktionszeit verantwortlich als die in der konstanten latenten Variable gebundenen Prozessen. Bei der Zusammenführung der Fixed-Links-Modelle der Hick- und der Spatial-Suppression-Aufgabe mit dem g-Faktor hat sich ebenfalls eine gute Passung zwischen dem theoretischen Modell und den empirischen Daten ergeben. Ein statistisch bedeutsamer Prädiktor des g-Faktors war nur die dynamische latente Variable der Hick-Aufgabe, welche einen mittleren negativen Zusammenhang mit dem g-Faktor aufwies ($\beta = -.26$). Zwischen den konstanten und dynamischen latenten Variablen der Hick- und der Spatial-Suppression-Aufgabe korrelierten einzig die beiden konstanten latenten Variablen signifikant ($r = .21$). Die konstanten und dynamischen latenten Variablen der Hick- und Spatial-Suppression-Aufgabe erklärten gemeinsam 16 % der Varianz im g-Faktor.

Welche Prozesse wurden in der konstanten latenten Variable der Hick-

Aufgabe abgebildet? Wie bei der Interpretation der konstanten latenten Variable der Spatial-Suppression-Aufgabe kann auch hier nur vermutet werden, welche Prozesse die Varianz erzeugt haben könnten. Klar ist, dass es Prozesse sind, die von der experimentellen Manipulation nicht beeinflusst wurden. Es könnte folglich sein, dass es auch hier Prozesse sind, welche die grundlegende (von der Anzahl Antwortalternativen unabhängige) Geschwindigkeit bestimmen, mit der Reize im Kortex wahrgenommen werden (Jensen, 1998b) und Information verarbeitet wird (Schweizer, 2007; Stauffer et al., 2014). Aber auch situative Prozesse, wie zum Beispiel Unterschiede zwischen Personen in der allgemeinen Wachsamkeit oder der allgemeinen Motivation, die Aufgabe zu bearbeiten, könnten die Varianz verursacht haben. Der schwache bis mittlere positive Zusammenhang zwischen der konstanten latenten Variable der Hick- und der Spatial-Suppression-Aufgabe deutete darauf hin, dass zumindest ein Teil der erfassten konstanten Prozesse aufgabenunspezifisch ist, das heisst sowohl in der Hick- als auch in der Spatial-Suppression-Aufgabe die Leistung beeinflusst hat. Die Vermutung, dass in den beiden konstanten latenten Variablen unter anderem die grundlegende Geschwindigkeit abgebildet wurde, mit der Information verarbeitet wird, muss mit diesem positiven Zusammenhang somit nicht verworfen werden.

Die dynamische latente Variable der Hick-Aufgabe hat Varianz von Prozessen gebunden, die durch die Anzahl Antwortalternativen experimentell manipuliert wurden. Es ist deshalb plausibel anzunehmen, dass in der dynamischen latenten Variable Varianz aufgrund unterschiedlicher Verarbeitungsgeschwindigkeiten von Personen abgebildet wurde (Jensen, 1998b; Roth, 1964). Der Einfluss der Verarbeitungsgeschwindigkeit auf die Reaktionszeit nahm aufgrund der gewählten Faktorladungen mit zunehmender Anzahl Antwortalternativen zu, wobei der Einfluss einer logistischen Funktion folgte und somit von der 2-Bit- zur 2.58-Bit-Bedingung stark abflachte. Der logistisch gewählte Verlauf der Faktorladungen impliziert, dass sich der Einfluss der Verarbeitungsgeschwindigkeit auf die Reaktionszeit bei einer weiteren Hinzunahme einer Antwortalternative (der 3-Bit-Bedingung) nicht bedeutsam erhöht hätte. Eine Erklärung dafür könnte sein, dass mit weiter zunehmender Anzahl Antwortalternativen zusätzlich Varianz entsteht, die durch andere Prozesse verursacht wird als durch die Verarbeitungsge-

schwindigkeit. Es könnte beispielsweise sein, dass mit zunehmender Anzahl Antwortalternativen räumliche Aufmerksamkeit (Hoffman & Nelson, 1981) eine immer wichtiger werdende Rolle für eine schnelle Reaktion einnimmt. Zusätzliche Varianz in der 3-Bit-Bedingung wäre dann nicht auf Unterschiede zwischen Personen in der Verarbeitungsgeschwindigkeit, sondern in der räumlichen Aufmerksamkeit zurückzuführen.

Die mit der dynamischen latenten Variable der Hick-Aufgabe erfasste Verarbeitungsgeschwindigkeit zeigte einen mittleren negativen Zusammenhang mit dem g-Faktor ($\beta = -.26$). Die konstante latente Variable sagte den g-Faktor hingegen nicht signifikant vorher ($\beta = -.17$). Wenn man die konstante und die dynamische latente Variable der Hick-Aufgabe mit den auf manifester Ebene abgeleiteten Aufgabenparametern, dem y-Achsenabschnitt und der Steigung, inhaltlich vergleicht, erkennt man, dass die konstante latente Variable dem y-Achsenabschnitt und die dynamische latente Variable der Steigung entspricht. Unter dieser Betrachtungsweise lassen sich die Zusammenhänge der konstanten und dynamischen latenten Variablen mit dem g-Faktor gut mit bestehenden Resultaten zum Zusammenhang zwischen den Aufgabenparametern und psychometrischer Intelligenz erklären. Bei der Vorhersage von psychometrischer Intelligenz wird der Steigung grössere Bedeutung zugeschrieben als dem y-Achsenabschnitt (z. B. Jensen, 1987, 1998b; Roth, 1964). In der vorliegenden Arbeit liess sich dieses Muster auf latenter Ebene wiedererkennen. Bekräftigt wird diese Interpretation der höheren Bedeutsamkeit der Verarbeitungsgeschwindigkeit durch die Skalierung der latenten Varianzen der Hick-Aufgabe, welche ergeben hat, dass die in der dynamischen latenten Variable abgebildeten Prozesse stärker für Unterschiede zwischen Personen in der Reaktionszeit verantwortlich waren als die in der konstanten latenten Variable gebundenen Prozessen.

Die mit der dynamischen latenten Variable der Spatial-Suppression-Aufgabe erfasste Spatial-Suppression zeigte keinen statistisch bedeutsamen Zusammenhang mit dem g-Faktor ($\beta = -.08$). Dieser Befund bestätigte alle vorangegangen Analysen zum Zusammenhang zwischen Spatial-Suppression und psychometrischer Intelligenz: Der Suppression-Index ($r = .00$), die exponentielle Steigung ($r = .00$) und die dynamische latente Variable im Fixed-Links-Strukturgleichungsmodell zwischen der Spatial-Suppres-

sion-Aufgabe und dem g-Faktor ($\beta = -.08$) hingen nicht signifikant mit psychometrischer Intelligenz zusammen. Die konstante latente Variable der Spatial-Suppression-Aufgabe zeigte inferenzstatistisch betrachtet keinen bedeutsamen Zusammenhang mit dem g-Faktor ($\beta = -.21$). Bei rein deskriptiver Betrachtung dieses schwachen bis mittleren negativen Zusammenhangs lässt sich vermuten, dass die in der konstanten latenten Variable gebundenen Prozesse, welche die (von den Mustergrössen unabhängige) grundlegende Geschwindigkeit bestimmen, mit der Information verarbeitet wird, auch die Qualität höherer kognitiver Leistung beeinflussten. Rein deskriptiv stand der im Vergleich zur dynamischen latenten Variable höhere Zusammenhang der konstanten latenten Variable mit dem g-Faktor auch in Übereinstimmung mit dem Ergebnis zu den im Fixed-Links-Modell skalierten Varianzen, welche ergeben haben, dass die in der konstanten latenten Variable abgebildeten Prozesse stärker für Unterschiede zwischen Personen in der Erkennungsschwelle verantwortlich waren als die in der dynamischen latenten Variable gebundenen Prozesse. Wie erwähnt gelten diese Interpretationen aber nur als Vermutungen, weil der Zusammenhang inferenzstatistisch betrachtet nicht vom Zufall unterschieden werden konnte (für eine statistische Rechtfertigung dieser Vorgehensweise siehe Gelman & Stern, 2006; Wasserstein & Lazar, 2016).

4.2 Limitationen

Bevor die bis hierhin diskutierten Ergebnisse ganzheitlich betrachtet werden können, müssen zwei wichtige Limitationen der vorliegenden Arbeit diskutiert werden. Zum einen geht es um die Interpretation der in den latenten Variablen gebundenen Prozesse und zum anderen um die technische Darbietung der Spatial-Suppression-Aufgabe.

4.2.1 Interpretation der latenten Variablen

Latente Variablen erfassen Varianz von Prozessen, die nicht direkt beobachtbar sind. Um sicherzustellen, dass sich hinter einer Varianz tatsächlich die vermuteten Prozesse verbergen, müssen die Annahmen geprüft werden. Das wurde in der vorliegenden Arbeit nicht gemacht. Die Interpretationen

der latenten Variablen der Hick- und der Spatial-Suppression-Aufgabe sind deshalb lediglich als mutmassliche Inhalte zu verstehen. Ob beispielsweise die konstante latente Variable der Spatial-Suppression-Aufgabe tatsächlich Prozesse abgebildet hat, welche die (von den Mustergrössen unabhängige) grundlegende Geschwindigkeit bestimmen, mit der Information verarbeitet wird, konnte mit der vorliegenden Arbeit nicht überprüft werden. Um diese Frage zu beantworten und sicherzustellen, dass keine Fehlinterpretationen vorliegen, muss sich eine zukünftige Arbeit um die Validierung der mutmasslichen Inhalte kümmern.

Weiter besteht bei der Auswahl eines Fixed-Links-Modells anhand des Kriteriums der besten Modellpassung das Problem, dass der ermittelte Ladungsverlauf der dynamischen latenten Variable stichprobenabhängig ist. Andere Untersuchungen zur Hick-Aufgabe haben beispielsweise ebenfalls einen monoton steigenden Ladungsverlauf für die dynamische latente Variable ermittelt, der exakte Verlauf folgte aber keiner logistischen Funktion (Borter, Troche & Rammsayer, 2013; Pahud, 2017; Schweizer, 2006b). Bei der Interpretation des Verlaufs eines Prozesses darf deshalb nicht vergessen gehen, dass in einer neuen Stichprobe der Verlauf anders aussehen könnte. Sobald genügend Untersuchungen vorliegen, welche dieselbe Aufgabe mit einem Fixed-Links-Modell beschrieben haben, könnten die ermittelten Ladungsverläufe verglichen und bewertet werden. Damit würde man sich dem wahren Ladungsverlauf im Sinne einer Metaanalyse nähern.

4.2.2 Darbietung der Spatial-Suppression-Aufgabe

Nach Abschluss der Datenerhebung hat sich im Austausch mit D. Tadin (persönl. Mitteilung, 13.09.2016) herausgestellt, dass der Programmcode für die Darbietung der Spatial-Suppression-Aufgabe nicht optimal auf den in der vorliegende Arbeit verwendeten Computermonitor abgestimmt war. Daraus folgten zwei Konsequenzen: Zum einen war der Kontrast, mit dem die Streifenmuster präsentiert wurden, geringer als angenommen und zum anderen änderte sich die Ortsfrequenz der präsentierten Streifenmuster.

Das Ausmass an Spatial-Suppression ist direkt abhängig vom Kontrast der Streifenmuster (Tadin et al., 2003). Bei steigendem Kontrast nimmt die

mit zunehmender Mustergrösse relative Wahrnehmungsverschlechterung zu, und bei sinkendem Kontrast nimmt die mit zunehmender Mustergrösse relative Wahrnehmungsverschlechterung ab (Tadin et al., 2003). Nach Abschluss der Datenerhebung war es nicht möglich, das durch den nicht optimal abgestimmten Programmcode verursachte Ausmass der Kontrastreduzierung zu bestimmen (D. Tadin, persönl. Mitteilung, 13.09.2016). Sicher ist aber, dass der in der vorliegenden Arbeit verwendete Kontrast nicht wie vor Beginn der Datenerhebung berechnet bei 99 % lag. Falls der nicht optimal abgestimmte Programmcode dazu geführt haben sollte, dass der tatsächliche Kontrast bei der Darbietung der Streifenmuster unter den von Melnick et al. (2013) verwendeten 42 % lag, könnte dies eine Erklärung dafür sein, dass der Mittelwert des Suppression-Index in der vorliegenden Arbeit im Vergleich zu Melnick et al. tiefer zu liegen kam. Um wie viel sich die vorgesehene Ortsfrequenz der Streifenmuster (1° Sehwinkel pro Periode) durch den nicht optimal abgestimmten Programmcode bei der Darbietung verändert hat, ist ebenfalls nicht klar (D. Tadin, persönl. Mitteilung, 13.09.2016). Im Gegensatz zum Kontrast des Streifenmusters, bei welchem gut untersucht wurde, welchen Effekt er auf die Wahrnehmungsleistung hat (Kapadia, Westheimer & Gilbert, 1999; Levitt & Lund, 1997; Pack, Hunter & Born, 2005; Tadin et al., 2003), liegen zum Effekt der Ortsfrequenz des Streifenmusters auf die Erkennungsschwelle keine Untersuchungen vor. Es ist deshalb schwierig zu beurteilen, inwiefern die Schlussfolgerungen der vorliegenden Arbeit durch die veränderte Ortsfrequenz der Streifenmuster gefährdet sind.

Wie erwähnt ist bei beiden Einschränkungen (dem reduzierten Kontrast und der veränderten Ortsfrequenz) nicht klar, welchen Einfluss sie auf die Ergebnisse hatten. Trotz dieser Unsicherheit deuten einige Punkte darauf hin, dass die Resultate der Spatial-Suppression-Aufgabe interpretierbar sind: Die Wahrnehmungsleistung der Vpn hat sich mit zunehmender Mustergrösse wie bei Melnick et al. (2013) verschlechtert, die Erkennungsschwellen zeichneten sich durch sehr hohe Splithalf-Reliabilitäten aus und liessen sich wie bei Melnick et al. sehr gut mit einem exponentiellen Modell beschreiben. Es kann deshalb angenommen werden, dass der reduzierte Kontrast und die veränderte Ortsfrequenz der Streifenmuster keinen so starken Einfluss auf die Ergebnisse ausübten, dass sie eine Interpretation verbieten.

4.3 Schlussfolgerungen

Bei einer ganzheitlichen Betrachtung der Ergebnisse zum Zusammenhang zwischen der Spatial-Suppression-Aufgabe und psychometrischer Intelligenz kann festgehalten werden, dass sich die Aufgabe als Prädiktor von psychometrischer Intelligenz nicht bewährt hat. Die manifesten Zusammenhänge zwischen der Spatial-Suppression-Aufgabe und psychometrischer Intelligenz konnten in der vorliegenden Arbeit im Vergleich mit den Resultaten von Melnick et al. (2013) nicht beobachtet werden oder fielen bedeutsam schwächer aus. Auf latenter Ebene liessen sich die für das Lösen der Spatial-Suppression-Aufgabe benötigten Prozesse in zwei unabhängige Faktoren trennen. Der erste Faktor bildete Prozesse ab, welche die grundlegende Geschwindigkeit bestimmten, mit der die Bewegungsrichtung der Muster erkannt wurde. Der zweite Faktor bildete Spatial-Suppression ab. Im Zusammenhang mit psychometrischer Intelligenz wurde festgestellt, dass nicht Spatial-Suppression für den schwachen bis mittleren negativen Zusammenhang zwischen der Aufgabe und dem g-Faktor verantwortlich war, sondern dass es die Prozesse waren, welche die grundlegende Geschwindigkeit bestimmen, mit der die Bewegungsrichtung der Muster erkannt wurde.

Mit der Hinzunahme eines Mental-Speed-Masses, der Hick-Aufgabe, wurde geprüft, ob die Spatial-Suppression-Aufgabe einen Aspekt der menschlichen Informationsverarbeitung abbildet, der neuartig ist nicht bereits von der Hick-Aufgabe erfasst wird. Die Analysen haben ergeben, dass die Spatial-Suppression-Aufgabe auf manifester Ebene keine zusätzliche Varianz in psychometrischer Intelligenz zu erklären vermochte. Auf latenter Ebene hingegen zeigte sich in einem klassischen Strukturgleichungsmodell zwischen der Spatial-Suppression-, der Hick-Aufgabe und dem g-Faktor, dass die Spatial-Suppression-Aufgabe einen kleinen eigenständigen Varianzanteil im g-Faktor erklärte. Die Analyse der Zusammenhänge mit einem Fixed-Links-Strukturgleichungsmodell deutete jedoch darauf hin, dass nicht das Ausmass an Spatial-Suppression mit dem g-Faktor zusammenhing, sondern die grundlegende Geschwindigkeit, mit der die Muster verarbeitet wurden. Diese grundlegende Geschwindigkeit von Prozessen in der Spatial-Suppression-Aufgabe stand dabei in schwachem bis mittlerem positiven Zusammenhang mit Prozessen,

welche die grundlegende Geschwindigkeit bei der Bearbeitung der Hick-Aufgabe bestimmten. Interessant war zu beobachten, dass diese grundlegende Geschwindigkeit von Prozessen in der Spatial-Suppression-Aufgabe nicht mit der Verarbeitungsgeschwindigkeit in der Hick-Aufgabe zusammenhing. Diese Befunde deuten darauf hin, dass für die Bearbeitung der Spatial-Suppression- und der Hick-Aufgabe zwar teilweise die gleichen grundlegenden, basalen Prozesse benötigt werden, es aber nicht die von Melnick et al. (2013) vermutete Verarbeitungsgeschwindigkeit im Sinne des Mental-Speed-Ansatzes (z. B. Deary, 2000; Jensen, 1982a, 1982b, 2006; Roth, 1964; Vernon, 1983) ist.

Die Erkenntnisse der vorliegenden Arbeit stehen im Gegensatz zu den Annahmen und Ergebnissen von Melnick et al. (2013). Bei einem positiven und einem negativen Befund lässt sich jedoch schwer darüber entscheiden, welcher davon die wahren Zusammenhänge abgebildet hat. Um abschliessend beurteilen zu können, ob der Spatial-Suppression-Ansatz (Melnick et al., 2013) für die Erklärung individueller Intelligenzunterschiede geeignet ist und dazu beitragen kann, die kognitiven Grundlagen für Intelligenzunterschiede zu bestimmen, bedarf es weiterer Untersuchungen. Aus messtechnischer Hinsicht sollten zukünftige Untersuchungen zwei Sachen beachten. Zum einen sollte als Mass für Spatial-Suppression aus Gründen der besseren Vergleichbarkeit zwischen Untersuchungen und der höheren Reliabilität nicht der Suppression-Index, sondern die exponentielle Steigung verwendet werden. Zum anderen sollten bei der Bestimmung der kognitiven Grundlagen für Intelligenzunterschiede auf latenter Ebene Fixed-Links-Modelle (z. B. Schweizer, 2006a, 2006b, 2007, 2008, 2009) verwendet werden, weil sie im Vergleich zu anderen Analysemethoden ein differenzierteres Bild der Zusammenhänge zwischen den beteiligten kognitiven Prozessen und psychometrischer Intelligenz ermöglichen (siehe Ren et al., 2013; Schweizer, 2007; Stankov & Schweizer, 2007; Wang et al., 2015).

Literatur

Ackerman, P. L., Beier, M. E. & Boyle, M. O. (2005). Working memory and intelligence: The same or different constructs? *Psychological Bulletin*, *131*, 30–60. doi:10.1037/0033-2909.131.1.30

Allman, J., Miezin, F. & McGuinness, E. (1985). Stimulus specific responses from beyond the classical receptive field: Neurophysiological mechanisms for local-global comparisons in visual neurons. *Annual Review of Neuroscience*, *8*, 407–430. doi:10.1146/annurev.ne.08.030185.002203

Anderson, S. J. & Burr, D. C. (1987). Receptive field size of human motion detection units. *Vision Research*, *27*, 621–635. doi:10.1016/0042-6989(87)90047-2

Axelrod, B. N. (2002). Validity of the Wechsler abbreviated scale of intelligence and other very short forms of estimating intellectual functioning. *Assessment*, *9*, 17–23. doi:10.1177/1073191102009001003

Baddeley, A., Eysenck, M. W. & Anderson, M. C. (2009). *Memory*. New York, NY: Psychology Press.

Bakeman, R. (2005). Recommended effect size statistics for repeated measures designs. *Behavior Research Methods*, *37*, 379–384. doi:10.3758/bf03192707

Bartholomew, D. J., Allerhand, M. & Deary, I. J. (2013). Measuring mental capacity: Thomson's Bonds model and Spearman's g-model compared. *Intelligence*, *41*, 222–233. doi:10.1016/j.intell.2013.03.007

Bates, T. (1995). Intelligence and complexity of the averaged evoked potential: An attentional theory. *Intelligence*, *20*, 27–39. doi:10.1016/0160-2896(95)90004-7

Baty, F., Ritz, C., Charles, S., Brutsche, M., Flandrois, J.-P. & Delignette-

Muller, M.-L. (2015). A toolbox for nonlinear regression in R: The package nlstools. *Journal of Statistical Software*, 1–21. doi:10.18637/jss.v066.i05

Beauducel, M. & Kersting, M. (2002). Fluid and crystallized intelligence and the Berlin Model of Intelligence Structure (BIS). *European Journal of Psychological Assessment*, *18*, 97–112. doi:10.1027//1015-5759.18.2.97

Behrendt, S. (2014). lm.beta: Add standardized regression coefficients to lm-objects (Version 1.5-1) [Software]. Verfügbar unter https://CRAN.R-project.org/package=lm.beta

Bengtsson, H. (2014). R.matlab: Read and write mat files and call MATLAB from within R (Version 3.1.1) [Software]. Verfügbar unter http://CRAN.R-project.org/package=R.matlab

Bentler, P. M. (1990). Comparative fit indexes in structural models. *Psychological Bulletin*, *107*, 238–246. doi:10.1037/0033-2909.107.2.238

Born, R., Groh, J., Zhao, R. & Lukasewycz, S. (2000). Segregation of object and background motion in visual area MT: Effects of microstimulation on eye movements. *Neuron*, *26*, 725–734. doi:10.1016/s0896-6273(00)81208-8

Borter, N. (2016). *Aufgabenkomplexität und Intelligenz* (Unveröffentlichte Dissertation). Institut für Psychologie, Universität Bern, Schweiz.

Borter, N., Troche, S. J. & Rammsayer, T. H. (2013). A fixed-links modeling approach to elucidate measurement impurity in reaction time data. In J. Wackermann, M. Wittmann & W. Skrandies (Hrsg.), *Fechner Day 2013 – Proceedings of the 29th Annual Meeting of the International Society for Psychophysics* (S. 74). Freiburg, Deutschland: The International Society for Psychophysics. Verfügbar unter http://www.ispsychophysics.org/fd/index.php/proceedings/article/view/579

Braddick, O. (1993). Segmentation versus integration in visual motion processing. *Trends in Neurosciences*, *16*, 263–268. doi:10.1016/0166-2236(93)90179-p

Brand, C. (1987). The importance of general intelligence. In S. Modgil & C. Modgil (Hrsg.), *Arthur Jensen: Consensus and controversy* (S. 251–265). New York, NY: Falmer.

Brown, W. (1910). Some experimental results in the correlation of mental abilities. *Brithish Journal of Psychology*, *3*, 296–322. doi:10.1111/j.2044-8295.1910.tb00207.x

Browne, M. W. & Cudeck, R. (1993). Alternative ways of assessing model fit. In K. A. Bollen & J. S. Long (Hrsg.), *Testing structural equation models* (S. 136–162). Newbury Park, CA: Sage.

Bucik, V. & Neubauer, A. C. (1996). Bimodality in the Berlin Model of Intelligence Structure (BIS): A replication study. *Personality and Individual Differences*, *21*, 987–1005. doi:10.1016/S0191-8869(96)00129-8

Burgess, G. C., Gray, J. R., Conway, A. R. A. & Braver, T. S. (2011). Neural mechanisms of interference control underlie the relationship between fluid intelligence and working memory span. *Journal of Experimental Psychology*, *140*, 674–692. doi:10.1037/a0024695

Carroll, J. B. (1993). *Human cognitive abilites: A survey of factor-analytic studies*. New York, NY: Cambridge University Press.

Cattell, R. B. (1971). *Abilities: Their structure, growth, and action*. Boston, MA: Mifflin.

Christal, R. E. (1991). *Comparative validities of ASVAB and LAMP tests for logic gates learning* (AL-TP-1991-0031). Brooks Air Force Base, TX: Manpower and Personnel Division, Air Force Human Resources Laboratory. Verfügbar unter http://files.eric.ed.gov/fulltext/ED364568.pdf

Churan, J., Khawaja, F. A., Tsui, J. M. & Pack, C. C. (2008). Brief motion stimuli preferentially activate surround-suppressed neurons in macaque visual area MT. *Current Biology*, *18*, R1051–R1052. doi:10.1016/j.cub.2008.10.003

Cohen, J. (1988). *Statistical power analysis for the behavioral sciences* (2. Aufl.). New York, NY: Psychology Press.

Cohen, J. & Cohen, P. (1983). *Applied multiple regression/correlation analysis for the behavioral sciences* (2. Aufl.). Hillsdale, NJ: Erlbaum.

Cronbach, L. J. & Meehl, P. E. (1955). Construct validity in psychological tests. *Psychological Bulletin*, *52*, 281–302. doi:10.1037/h0040957

Curran, P. J., West, S. G. & Finch, J. F. (1996). The robustness of test statistics to nonnormality and specification error in confirmatory factor anal-

ysis. *Psychological Methods*, *1*, 16–29. doi:10.1037/1082-989X.1.1.16

Curtin, J. (2016). lmSupport: Support for linear models (Version 2.9.4) [Software]. Verfügbar unter http://CRAN.R-project.org/package=lmSupport

Deary, I. J. (2000). *Looking down on human intelligence*. New York, NY: Oxford University Press.

Deary, I. J., Bell, P. J., Bell, A. J., Campbell, M. L. & Fazal, N. D. (2004). Sensory discrimination and intelligence: Testing Spearman's other hypothesis. *The American Journal of Psychology*, *117*, 1–19. doi:10.2307/1423593

Donders, F. C. (1969). On the speed of mental processes. *Acta Psychologica*, *30*, 412–431. doi:10.1016/0001-6918(69)90065-1

Eid, M., Gollwitzer, M. & Schmitt, M. (2013). *Statistik und Forschungsmethoden* (3., korrigierte Aufl.). Basel, Schweiz: Beltz.

Engle, R. W., Tuholski, S. W., Laughlin, J. E. & Conway, A. R. A. (1999). Working memory, short-term memory, and general fluid intelligence: A latent-variable approach. *Journal of Experimental Psychology*, *128*, 309–331. doi:10.1037/0096-3445.128.3.309

Epskamp, S. (2014). semPlot: Path diagrams and visual analysis of various sem packages' output (Version 1.0.1) [Software]. Verfügbar unter http://CRAN.R-project.org/package=semPlot

Finney, S. J. & DiStefano, C. (2006). Non-normal and categorical data in structural equation modeling. In G. R. Hancock & R. O. Mueller (Hrsg.), *Structural equation modeling: A second course* (S. 269–314). Greenwich, CT: Information Age.

Frearson, W. & Eysenck, H. (1986). Intelligence, reaction time (RT) and a new 'odd-man-out' RT paradigm. *Personality and Individual Differences*, *7*, 807–817. doi:10.1016/0191-8869(86)90079-6

Friston, K., Price, C., Fletcher, P., Moore, C., Frackowiak, R. & Dolan, R. (1996). The trouble with cognitive subtraction. *NeuroImage*, *4*, 97–104. doi:10.1006/nimg.1996.0033

Galili, T. (2010, 22. Februar). Post hoc analysis for Friedman's Test (R code) [Blog-Eintrag]. Verfügbar unter http://www.r-statistics.com/2010/02/post-hoc-analysis-for-friedmans-test-r-code/

Galton, F. (1883). *Inquiries into human faculty and its development*. London, England: Macmillan.

Garlick, D. (2002). Understanding the nature of the general factor of intelligence: The role of individual differences in neural plasticity as an explanatory mechanism. *Psychological Review*, *109*, 116–136. doi:10.1037/0033-295x.109.1.116

Gelman, A. & Stern, H. (2006). The difference between "significant" and "not significant" is not itself statistically significant. *The American Statistician*, *60*, 328–331. doi:10.1198/000313006X152649

Gibbons, R. D., Hedeker, D. R. & Davis, J. M. (1993). Estimation of effect size from a series of experiments involving paired comparisons. *Journal of Educational Statistics*, *18*, 271–279. doi:10.2307/1165136

Gignac, G. E. (2014). Dynamic mutualism versus *g* factor theory: An empirical test. *Intelligence*, *42*, 89–97. doi:10.1016/j.intell.2013.11.004

Gignac, G. E. (2016). Residual group-level factor associations: Possibly negative implications for the mutualism theory of general intelligence. *Intelligence*, *55*, 69–78. doi:10.1016/j.intell.2016.01.007

Goldstein, E. B. (2015). *Wahrnehmungspsychologie* (9. Aufl.; K. G. Gegenfurtner, Hrsg. & K. Neuser-von Oettingen & G. Plata, Übers.). Berlin, Deutschland: Springer.

Hamner, B. (2012). Metrics: Evaluation metrics for machine learning (Version 0.1.1) [Software]. Verfügbar unter https://CRAN.R-project.org/package=Metrics

Hayduk, L., Cummings, G., Boadu, K., Pazderka-Robinson, H. & Boulianne, S. (2007). Testing! testing! one, two, three – Testing the theory in structural equation models! *Personality and Individual Differences*, *42*, 841–850. doi:10.1016/j.paid.2006.10.001

Helmbold, N., Troche, S. J. & Rammsayer, T. H. (2007). Processing of temporal and non-temporal information as predictors of psychometric intelligence: A structural-equation-modeling approach. *Journal of Personality*, *75*, 985–1006. doi:10.1111/j.1467-6494.2007.00463.x

Hendrickson, D. E. & Hendrickson, A. E. (1980). The biological basis of individual differences in intelligence. *Personality and Individual Differences*, *1*, 3–33. doi:10.1016/0191-8869(80)90003-3

Henrie, J. & Shapley, R. M. (2001). The relatively small decline in orientation acuity as stimulus size decreases. *Vision Research*, *41*, 1723–1733. doi:10.1016/s0042-6989(01)00048-7

Hick, W. E. (1952). On the rate of gain of information. *Quarterly Journal of Experimental Psychology*, *4*, 11–26. doi:10.1080/17470215208416600

Hoffman, J. E. & Nelson, B. (1981). Spatial selectivity in visual search. *Perception & Psychophysics*, *30*, 283–290. doi:10.3758/bf03214284

Hollander, M., Wolfe, D. A. & Chicken, E. (2014). *Nonparametric statistical methods*. doi:10.1002/9781119196037

Hothorn, T., Bretz, F. & Westfall, P. (2008). Simultaneous inference in general parametric models. *Biometrical Journal*, *50*, 346–363. doi:10.1002/bimj.200810425

Hothorn, T., Hornik, K., van de Wiel, M. A. & Zeileis, A. (2008). Implementing a class of permutation tests: The coin package. *Journal of Statistical Software*, *28*, 1–23. doi:10.18637/jss.v028.i08

Hu, L. & Bentler, P. M. (1999). Cutoff criteria for fit indexes in covariance structure analysis: Conventional criteria versus new alternatives. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, *6*, 1–55. doi:10.1080/10705519909540118

Ilan, A. B. & Miller, J. (1994). A violation of pure insertion: Mental rotation and choice reaction time. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, *20*, 520–536. doi:10.1037/0096-1523.20.3.520

Jensen, A. R. (1982a). The chronometry of intelligence. In R. J. Sternberg (Hrsg.), *Advances in the psychology of human intelligence* (Bd. 1, S. 255–310). Hillsdale, NJ: Erlbaum.

Jensen, A. R. (1982b). Reaction time and psychometric *g*. In H. J. Eysenck (Hrsg.), *A model for intelligence* (S. 93–132). Berlin, Deutschland: Springer.

Jensen, A. R. (1987). Individual differences in the Hick paradigm. In P. A. Vernon (Hrsg.), *Speed of information-processing and intelligence* (S. 101–175). Norwood, NJ: Ablex.

Jensen, A. R. (1998a). *The g factor: The science of mental ability*. Westport, CT: Praeger.

Jensen, A. R. (1998b). The suppressed relationship between IQ and the reaction time slope parameter of the Hick function. *Intelligence*, *26*, 43–52. doi:10.1016/s0160-2896(99)80051-8

Jensen, A. R. (2006). *Clocking the mind: Mental chronometry and individual differences*. Oxford, England: Elsevier.

Jensen, A. R. & Munro, E. (1979). Reaction time, movement time, and intelligence. *Intelligence*, *3*, 121–126. doi:10.1016/0160-2896(79)90010-2

Jensen, A. R. & Weng, L.-J. (1994). What is a good *g*? *Intelligence*, *18*, 231–258. doi:10.1016/0160-2896(94)90029-9

Johnson, W., Bouchard, T. J., Krueger, R. F., McGue, M. & Gottesman, I. I. (2004). Just one *g*: consistent results from three test batteries. *Intelligence*, *32*, 95–107. doi:10.1016/s0160-2896(03)00062-x

Johnson, W., te Nijenhuis, J. & Bouchard, T. J. (2008). Still just 1 *g*: Consistent results from five test batteries. *Intelligence*, *36*, 81–95. doi:10.1016/j.intell.2007.06.001

Jäger, A. O. (1984). Intelligenzstrukturforschung: Konkurrierende Modelle, neue Entwicklungen, Perspektiven. *Psychologische Rundschau*, *35*, 21–35.

Jäger, A. O., Süss, H.-M. & Beauducel, A. (1997). *Berliner Intelligenzstruktur-Test*. Göttingen, Deutschland: Hogrefe.

Jöreskog, K. G. (1971). Statistical analysis of sets of congeneric tests. *Psychometrika*, *36*, 109–133. doi:10.1007/BF02291393

Kapadia, M. K., Westheimer, G. & Gilbert, C. D. (1999). Dynamics of spatial summation in primary visual cortex of alert monkeys. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, *96*, 12073–12078. doi:10.1073/pnas.96.21.12073

Kim, K. H. (2005). Can only intelligent people be creative? A meta-analysis. *The Journal of Secondary Gifted Education*, *16*, 57–66. doi:10.4219/jsge-2005-473

Kim, S. (2015). ppcor: Partial and semi-partial (part) correlation (Version 1.1) [Software]. Verfügbar unter http://CRAN.R-project.org/package=ppcor

Kline, R. B. (2011). *Principles and practice of structural equation modeling*

(3. Aufl.). New York, NY: Guilford Press.

Kuhmann, W. & Ising, M. (1996). *Dickman Impulsivitätsskala (DIS)* (Unveröffentlichter Fragebogen). Institut für Psychologie, Pädagogische Hochschule Erfurt, Deutschland.

Lappin, J. S., Tadin, D., Nyquist, J. B. & Corn, A. L. (2009). Spatial and temporal limits of motion perception across variations in speed, eccentricity, and low vision. *Journal of Vision*, *9*, 1–14. doi:10.1167/9.1.30

Lawrence, M. A. (2015). ez: Easy analysis and visualization of factorial experiments (Version 4.3) [Software]. Verfügbar unter https://CRAN.R-project.org/package=ez

Lehrl, S. & Fischer, B. (1988). The basic parameters of human information processing: Their role in the determination of intelligence. *Personality and Individual Differences*, *9*, 883–896. doi:10.1016/0191-8869(88)90006-2

Lehrl, S. & Fischer, B. (1990). A basic information psychological parameter (BIP) for the reconstruction of concepts of intelligence. *European Journal of Personality*, *4*, 259–286. doi:10.1002/per.2410040402

Lemon, J. (2006). plotrix: Various plotting functions (Version 3.6-2) [Software]. Verfügbar unter https://CRAN.R-project.org/package=plotrix

Levitt, J. B. & Lund, J. S. (1997). Contrast dependence of contextual effects in primate visual cortex. *Nature*, *387*, 73–76. doi:10.1038/387073a0

Mahr, T. (2015). rprime: Functions for working with 'eprime' text files (Version 0.1.0) [Software]. Verfügbar unter http://CRAN.R-project.org/package=rprime

MathWorks Inc. (2013). Matlab (Version 8.1.0.604, r2013a) [Software]. Verfügbar unter http://mathworks.com/downloads/

McDonald, R. P. (1999). *Test theory: A unified treatment.* Mahwah, NJ: Erlbaum.

McGrew, K. S. (2005). The Cattell–Horn–Carroll theory of cognitive abilities. In D. P. Flanagan & P. L. Harrison (Hrsg.), *Contemporary intellectual assessment: Theories, tests, and issues* (2. Aufl., S. 136–181). New York, NY: Guildford Press.

McGrew, K. S. (2009). CHC theory and the human cognitive abilites project:

Standing on the shoulders of the giants of psychometric intelligence research. *Intelligence*, *37*, 1–10. doi:10.1016/j.intell.2008.08.004

Melnick, M., Harrison, B. R., Park, S., Bennetto, L. & Tadin, D. (2013). A strong interactive link between sensory discrimination and intelligence. *Current Biology*, *23*, 1013–1017. doi:10.1016/j.cub.2013.04.053

Meyer, C. S., Hagmann-von Arx, P., Lemola, S. & Grob, A. (2010). Correspondence between the general ability to discriminate sensory stimuli and general intelligence. *Journal of Individual Differences*, *31*, 46–56. doi:10.1027/1614-0001/a000006

Miller, E. M. (1994). Intelligence and brain myelination: A hypothesis. *Personality and Individual Differences*, *17*, 803–832. doi:10.1016/0191-8869(94)90049-3

Miller, J. & Ulrich, R. (2013). Mental chronometry and individual differences: Modeling reliabilities and correlations of reaction time means and effect sizes. *Psychonomic Bulletin & Review*, *20*, 819–858. doi:10.3758/s13423-013-0404-5

Moosbrugger, H. (2007). Klassische Testtheorie. In H. Moosbrugger & A. Kelava (Hrsg.), *Testtheorie und Fragebogenkonstruktion* (S. 99–112). Berlin, Deutschland: Springer.

Moosbrugger, H., Goldhammer, F. & Schweizer, K. (2006). Latent factors underlying individual differences in attention measures. *European Journal of Psychological Assessment*, *22*, 177–188. doi:10.1027/1015-5759.22.3.177

Murphy, K. R. & Davidshofer, C. O. (2005). *Psychological testing: Principles and applications* (6. Aufl.). Upper Saddle River, NJ: Pearson.

Neubauer, A. C. & Bucik, V. (1996). The mental speed–IQ relationship: Unitary or modular? *Intelligence*, *22*, 23–48. doi:10.1016/S0160-2896(96)90019-7

Neubauer, A. C. & Knorr, E. (1997). Elementary cognitive processes in choice reaction time tasks and their correlations with intelligence. *Personality and Individual Differences*, *23*, 715–728. doi:10.1016/s0191-8869(97)00108-6

Neubauer, A. C., Riemann, R., Mayer, R. & Angleitner, A. (1997). Intelligence and reaction times in the Hick, Sternberg and Posner

paradigms. *Personality and Individual Differences*, *22*, 885–894. doi:10.1016/s0191-8869(97)00003-2

Olejnik, S. & Algina, J. (2003). Generalized eta and omega squared statistics: Measures of effect size for some common research designs. *Psychological Methods*, *8*, 434–447. doi:10.1037/1082-989x.8.4.434

Pack, C. C., Hunter, J. N. & Born, R. T. (2005). Contrast dependence of suppressive influences in cortical area MT of alert macaque. *Journal of Neurophysiology*, *93*, 1809–1815. doi:10.1152/jn.00629.2004

Pahud, O. (2017). *The influence of attention on the relationship between temporal resolution power and general intelligence* (Unveröffentlichte Dissertation). Institut für Psychologie, Universität Bern, Schweiz.

Pinheiro, J., Bates, D., DebRoy, S., Sarkar, D. & R Core Team. (2016). nlme: Linear and nonlinear mixed effects models (Version 3.1-128) [Software]. Verfügbar unter http://CRAN.R-project.org/package=nlme

Posner, M. I., Boies, S. J., Eichelman, W. H. & Taylor, R. L. (1969). Retention of visual and name codes of single letters. *Journal of Experimental Psychology*, *79*, 1–16. doi:10.1037/h0026947

Psychology Software Tools (2012). E-prime 2 (Version 2.0.10.242) [Software]. Verfügbar unter https://www.pstnet.com/eprime.cfm

R Core Team (2016). R: A language and environment for statistical computing (Version 3.3.0) [Software]. Verfügbar unter http://www.R-project.org/

Rabaglia, C. D., Marcus, G. F. & Lane, S. P. (2011). What can individual differences tell us about the specialization of function? *Cognitive Neuropsychology*, *28*, 288–303. doi:10.1080/02643294.2011.609813

Rammsayer, T. H. & Brandler, S. (2002). On the relationship between general fluid intelligence and psychophysical indicators of temporal resolution in the brain. *Journal of Research in Personality*, *36*, 507–530. doi:10.1016/S0092-6566(02)00006-5

Rammsayer, T. H. & Brandler, S. (2007). Performance on temporal information processing as an index of general intelligence. *Intelligence*, *35*, 123–139. doi:10.1016/j.intell.2006.04.007

Ree, M. J. & Earles, J. A. (1991). The stability of *g* across different methods of estimation. *Intelligence*, *15*, 271–278. doi:10.1016/0160-

2896(91)90036-D

Reed, T. E. & Jensen, A. R. (1992). Conduction velocity in a brain nerve pathway of normal adults correlates with intelligence level. *Intelligence*, *16*, 259–272. doi:10.1016/0160-2896(92)90009-g

Regan, D. (2000). *Human perception of objects*. Sunderland, MA: Sinauer.

Ren, X., Schweizer, K. & Xu, F. (2013). The sources of the relationship between sustained attention and reasoning. *Intelligence*, *41*, 51–58. doi:10.1016/j.intell.2012.10.006

Revelle, W. (2015). psych: Procedures for psychological, psychometric, and personality research (Version 1.5.8) [Software]. Verfügbar unter http://CRAN.R-project.org/package=psych

Rinker, T. W. & Kurkiewicz, D. (2015). pacman: Package management for R (Version 0.4.1) [Software]. Verfügbar unter http://github.com/trinker/pacman

Rosseel, Y. (2012). lavaan: An R package for structural equation modeling. *Journal of Statistical Software*, *48*, 1–36. doi:10.18637/jss.v048.i02

Roth, E. (1964). Die Geschwindigkeit der Verarbeitung von Information und ihr Zusammenhang mit Intelligenz. *Zeitschrift für Experimentelle und Angewandte Psychologie*, *11*, 616–622.

RStudio Team (2012). Rstudio: Integrated development environment for R (Version 0.99.903) [Software]. Verfügbar unter http://www.rstudio.com/

Ruch, W. (1999). Die revidierte Fassung des Eysenck Personality Questionnaire und die Konstruktion des deutschen EPQ-R bzw. EPQ-RK. *Zeitschrift für Differentielle und Diagnostische Psychologie*, *20*, 1–24. doi:10.1024//0170-1789.20.1.1

Satorra, A. & Bentler, P. M. (1994). Corrections to test statistics and standard errors in covariance structure analysis. In A. von Eye & C. C. Clogg (Hrsg.), *Latent variable analysis: Applications to developmental research* (S. 399–419). Thousand Oaks, CA: Sage.

Schmidt, F. L. & Hunter, J. (2004). General mental ability in the world of work: Occupational attainment and job performance. *Journal of Personality and Social Psychology*, *86*, 162–173. doi:10.1037/0022-3514.86.1.162

Schweizer, K. (2006a). The fixed-links model for investigating the effects of general and specific processes on intelligence. *Methodology*, *2*, 149–160. doi:10.1027/1614-2241.2.4.149

Schweizer, K. (2006b). The fixed-links model in combination with the polynomial function as a tool for investigating choice reaction time data. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, *13*, 403–419. doi:10.1207/s15328007sem1303_4

Schweizer, K. (2007). Investigating the relationship of working memory tasks and fluid intelligence tests by means of the fixed-links model in considering the impurity problem. *Intelligence*, *35*, 591–604. doi:10.1016/j.intell.2006.11.004

Schweizer, K. (2008). Investigating experimental effects within the framework of structural equation modeling: An example with effects on both error scores and reaction times. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, *15*, 327–345. doi:10.1080/10705510801922621

Schweizer, K. (2009). Fixed-links models for investigating experimental effects combined with processing strategies in repeated measures designs: A cognitive task as example. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*, *62*, 217–232. doi:10.1348/000711007X268558

Schweizer, K. (2011). Scaling variances of latent variables by standardizing loadings: Applications to working memory and the position effect. *Multivariate Behavioral Research*, *46*, 938–955. doi:10.1080/00273171.2011.625312

Schweizer, K., Altmeyer, M., Reiss, S. & Schreiner, M. (2010). The c-bifactor model as a tool for the construction of semi-homogeneous upper-level measures. *Psychological Test and Assessment Modeling*, *52*, 298–312. Verfügbar unter http://www.psychologie-aktuell.com/fileadmin/download/ptam/3-2010_20100928/05_Schweizer.pdf

Schweizer, K. & Moosbrugger, H. (2004). Attention and working memory as predictors of intelligence. *Intelligence*, *32*, 329–347. doi:10.1016/j.intell.2004.06.006

Sheppard, L. D. & Vernon, P. A. (2008). Intelligence and speed of information-processing: A review of 50 years of research. *Personality and Individual Differences*, *44*, 535–551. doi:10.1016/j.paid.2007.09.015

Smith, G. A. & Carew, M. (1987). Decision time unmasked: Individuals adopt different strategies. *Australian Journal of Psychology*, *39*, 339–351. doi:10.1080/00049538708259058

Smith, G. A. & McPhee, K. (1987). Performance on a coincidence timing task correlates with intelligence. *Intelligence*, *11*, 161–167. doi:10.1016/0160-2896(87)90003-1

Solymos, P. & Zawadzki, Z. (2016). pbapply: Adding progress bar to '*apply' functions (Version 1.2-1) [Software]. Verfügbar unter https://CRAN.R-project.org/package=pbapply

Spearman, C. (1904). "General intelligence," objectively determined and measured. *The American Journal of Psychology*, *15*, 201–292. doi:10.2307/1412107

Spearman, C. (1910). Correlation calculated from faulty data. *Brithish Journal of Psychology*, *3*, 271–295. doi:10.1111/j.2044-8295.1910.tb00206.x

Spearman, C. (1927). *The abilities of man*. London, England: Macmillan.

Spiess, A.-N. & Neumeyer, N. (2010). An evaluation of R^2 as an inadequate measure for nonlinear models in pharmacological and biochemical research: a Monte Carlo approach. *BioMed Central: Pharmacology*, *10*, 1–11. doi:10.1186/1471-2210-10-6

Stankov, L. & Schweizer, K. (2007). Raven's Progressive Matrices, manipulations of complexity and measures of accuracy, speed and confidence. *Psychology Science*, *49*, 326–342. Verfügbar unter http://www.psychologie-aktuell.com/fileadmin/download/PschologyScience/4-2007/03_Stankov.pdf

Stauffer, C. C., Haldemann, J., Troche, S. J. & Rammsayer, T. H. (2012). Auditory and visual temporal sensitivity: Evidence for a hierarchical structure of modality-specific and modality-independent levels of temporal information processing. *Psychological Research*, *76*, 20–31. doi:10.1007/s00426-011-0333-8

Stauffer, C. C., Troche, S. J., Schweizer, K. & Rammsayer, T. H. (2014). Intelligence is related to specific processes in visual change detection: Fixed-links modeling of hit rate and reaction time. *Intelligence*, *43*, 8–20. doi:10.1016/j.intell.2013.12.003

Steiger, J. H. (1990). Structural model evaluation and modification: An interval estimation approach. *Multivariate Behavioral Research*, *25*, 173–180. doi:10.1207/s15327906mbr2502_4

Sternberg, S. (1966). High-speed scanning in human memory. *Science*, *153*, 652–654. Verfügbar unter http://www.jstor.org/stable/1719418

Sternberg, S. (1969). Memory-scanning: Mental processes revealed by reaction-time experiments. *American Scientist*, *57*, 421–457. Verfügbar unter http://www.jstor.org/stable/27828738

Stough, C., Mangan, G., Bates, T., Frank, N., Kerkin, B. & Pellett, O. (1995). Effects of nicotine on perceptual speed. *Psychopharmacology*, *119*, 305–310. doi:10.1007/BF02246296

Sörbom, D. (2001). Karl Jöreskog and LISREL: A personal story. In R. Cudeck, S. du Toit & D. Sörbom (Hrsg.), *Structural equation modeling: Present and future. A Festschrift in honor of Karl Jöreskog* (S. 3–10). Lincolnwood, IL: Scientific Software International.

Süss, H.-M., Oberauer, K., Wittman, W. W., Wilhelm, O. & Schulze, R. (2002). Working-memory capacity explains reasoning ability—and a little bit more. *Intelligence*, *30*, 261–288. doi:10.1016/S0160-2896(01)00100-3

Tadin, D., Kim, J., Doop, M. L., Gibson, C., Lappin, J. S., Blake, R. & Park, S. (2006). Weakened center-surround interactions in visual motion processing in schizophrenia. *Journal of Neuroscience*, *26*, 11403–11412. doi:10.1523/JNEUROSCI.2592-06.2006

Tadin, D., Lappin, J. S., Gilroy, L. A. & Blake, R. (2003). Perceptual consequences of centre-surround antagonism in visual motion processing. *Nature*, *424*, 312–315. doi:10.1038/nature01800

Tadin, D., Silvanto, J., Pascual-Leone, A. & Battelli, L. (2011). Improved motion perception and impaired spatial suppression following disruption of cortical area MT/V5. *Journal of Neuroscience*, *31*, 1279–1283. doi:10.1523/JNEUROSCI.4121-10.2011

Thomson, G. H. (1916). A hierarchy without a general factor. *British Journal of Psychology*, *8*, 271–281. doi:10.1111/j.2044-8295.1916.tb00133.x

Thurstone, L. L. (1938). *Primary mental abilities*. Chicago, IL: The University of Chicago Press.

Torchiano, M. (2016). effsize: Efficient effect size computation (Version 0.6.2) [Software]. Verfügbar unter http://CRAN.R-project.org/package=effsize

Unsworth, N. & Engle, R. W. (2007). The nature of individual differences in working memory capacity: Active maintenance in primary memory and controlled search from secondary memory. *Psychological Review*, *114*, 104–132. doi:10.1037/0033-295X.114.1.104

Valerius, S. & Sparfeldt, J. R. (2014). Consistent *g*- as well as consistent verbal-, numerical- and figural-factors in nested factor models? Confirmatory factor analyses using three test batteries. *Intelligence*, *44*, 120–133. doi:10.1016/j.intell.2014.04.003

van der Maas, H. L., Dolan, C. V., Grasman, R. P., Wicherts, J. M., Huizenga, H. M. & Raijmakers, M. E. (2006). A dynamical model of general intelligence: The positive manifold of intelligence by mutualism. *Psychological Review*, *113*, 842–861. doi:10.1037/0033-295x.113.4.842

van Zomeren, A. H. & Brouwer, W. H. (1994). *Clinical neuropsychology of attention*. New York, NY: Oxford University Press.

Venables, W. N. & Ripley, B. D. (2015). MASS: Support functions and datasets for Venables and Ripley's MASS (Version 7.3-45) [Software]. Verfügbar unter https://CRAN.R-project.org/package=MASS

Vernon, P. A. (1950). *The structure of human abilites*. London, England: Methuen.

Vernon, P. A. (1983). Speed of information processing and general intelligence. *Intelligence*, *7*, 53–70. doi:10.1016/0160-2896(83)90006-5

Vernon, P. A. & Jensen, A. R. (1984). Individual and group differences in intelligence and speed of information processing. *Personality and Individual Differences*, *5*, 411–423. doi:10.1016/0191-8869(84)90006-0

Vickers, D., Nettelbeck, T. & Willson, R. J. (1972). Perceptual indices of performance: The measurement of 'inspection time' and 'noise' in the visual system. *Perception*, *1*, 263–295. doi:10.1068/p010263

Wang, T., Ren, X. & Schweizer, K. (2015). The modeling of temporary storage and its effect on fluid intelligence: Evidence from both Brown–Peterson and complex span tasks. *Intelligence*, *49*, 84–93.

doi:10.1016/j.intell.2015.01.002

Wasserstein, R. L. & Lazar, N. A. (2016). The ASA's statement on *p*-values: Context, process, and purpose. *The American Statistician*, *70*, 129–133. doi:10.1080/00031305.2016.1154108

Watson, A. B. & Pelli, D. G. (1983). Quest: A Bayesian adaptive psychometric method. *Perception & Psychophysics*, *33*, 113–120. doi:10.3758/BF03202828

Wechsler, D. (2008). *Wechsler Adult Intelligence Scale-Fourth Edition (WAIS-IV)*. San Antonio, TX: Pearson.

Wickham, H. (2007). Reshaping data with the reshape package. *Journal of Statistical Software*, *21*, 1–20. doi:10.18637/jss.v021.i12

Wickham, H. (2015). readxl: Read excel files (Version 0.1.0) [Software]. Verfügbar unter http://CRAN.R-project.org/package=readxl

Wickham, H. (2016). ggplot2: An implementation of the grammar of graphics (Version 2.1.0) [Software]. Verfügbar unter https://CRAN.R-project.org/package=ggplot2

Wickham, H. & Francois, R. (2014). dplyr: A grammar of data manipulation (Version 0.3.0.2) [Software]. Verfügbar unter http://CRAN.R-project.org/package=dplyr

Wicki, J. (2014). *Struktur- und Reliabilitätsanalyse einer modifizierten Kurzversion des Berliner Intelligenzstruktur-Tests* (Unveröffentlichte Masterarbeit). Institut für Psychologie, Universität Bern, Schweiz.

Zanto, T. P. & Gazzaley, A. (2009). Neural suppression of irrelevant information underlies optimal working memory performance. *Journal of Neuroscience*, *29*, 3059–3066. doi:10.1523/jneurosci.4621-08.2009

A Anhang

Dieser Anhang beschreibt die Vorgehensweise bei der Datenaufbereitung, welche zum Ausschluss von Vpn geführt hat (vgl. Abschnitt 2.1). Am Ende des Anhangs fasst Tabelle A1 die Datenbereinigung zusammen.

Alter

Trotz sorgfältiger Auswahl der Vpn hat sich nachträglich bei der Altersberechnung herausgestellt, dass drei Vpn zum Testzeitpunkt noch nicht 18 Jahre alt waren. Sie wurden vor der Analyse entfernt.

Spatial-Suppression-Aufgabe

Zu Beginn der Datenerhebung wurde die Spatial-Suppression-Aufgabe mit einem Kontrast von 74 % dargeboten. Nach Inspektion der Daten der sieben ersten getesteten Vpn wurde in Absprache mit D. Tadin (persönl. Mitteilung, 28.09.2015) entschieden, den Kontrast der Aufgabe auf 99 % zu erhöhen. Mit dieser Erhöhung des Kontrasts wurde sichergestellt, dass die über die vier Mustergrössen hinweg erwartete Verschlechterung der Wahrnehmungsleistung möglichst gross ausfällt (für den Zusammenhang zwischen Kontrast und Wahrnehmungsleistung siehe Tadin et al., 2003). Den restlichen Vpn wurde die Aufgabe mit einem Kontrast von 99 % dargeboten und die Daten der ersten sieben Vpn wurden von der Analyse ausgeschlossen.

Der Programmcode, welcher die Darbietungszeiten generierte, hatte eine programmierte Darbietungszeitlimite von 1000 ms. Immer wenn der adaptive Algorithmus des Quest-Verfahrens (Watson & Pelli, 1983) eine Darbietungszeit von > 1000 ms ermittelte, wurde den Vpn deshalb der Stimulus mit einer Darbietungszeit von exakt 1000 ms präsentiert. Die Daten von 12 Vpn

mussten vor der Analyse entfernt werden, weil sie bei den sechs Schätzungen der 82 %-$\log_{10}$-Erkennungsschwelle innerhalb einer Mustergrösse mehr als ein Mal eine 82 %-$\log_{10}$-Erkennungsschwelle von > 1000 ms erzielt hatten. Dasselbe Ausschlussverfahren verwendeten Melnick et al. (2013).

Die Daten von zwei Vpn wurden von der Analyse ausgeschlossen, weil sie verglichen mit den restlichen Vpn in der 1.8°-Bedingung eine 82 %-$\log_{10}$-Erkennungsschwelle hatten, die über das dreifache der Standardabweichung der 82 %-$\log_{10}$-Erkennungsschwelle der Gesamtstichprobe betrug. Diese drei Vpn wurden nicht zur Grundpopulation gezählt und vor der Analyse entfernt.

BIS-Test

Bei den Subtests Buchstaben-Durchstreichen (BD), Klassifizieren von Wörtern (KW), Old English (OE), Rechen-Zeichen (RZ), Teil-Ganzes (TG), Unvollständige Wörter (UW) und X-Grösser (XG) ist der Rohwert Null im Manual des BIS-Tests (Jäger et al., 1997) keinem Punktwert zugeordnet. Vier Vpn erzielten beim Subtest XG einen Rohwert von Null, was den Subtest nicht auswertbar machte. Die Daten dieser vier Vpn wurden vor der Analyse aufgrund dieses nicht auswertbaren Subtests entfernt. Eine Vp wurde von der Analyse ausgeschlossen, weil sie bei den B-Subtests deutlich schlechter Abschnitt als der Rest der Stichprobe.

Tabelle A1

Übersicht über die Datenbereinigung

		absolut			relativ (%)		
Beschrieb	Korrektur für	*N*	D	D kum.	*N*	D	D kum.
Getestet	-	206			100		
	Alter	203	−3	−3	99	−2	−2
	Spatial-Suppression-Aufgabe	182	−21	−24	88	−10	−12
	BIS-Test	177	−5	−29	86	−2	−14
Analysiert	-	177			86		

Anmerkungen. *N* = Stichprobengrösse; D = Differenz; D kum. = kumulierte Differenz.

B Anhang

Dieser Anhang beinhaltet Ergebnisse der Deskriptiv- und Inferenzstatistik, welche sich bei der Anwendung nonparametrischer Analyseverfahren ergeben haben. Die Ergebnisse dieser nonparametrischer Analyseverfahren wichen nicht bedeutend von den mit parametrischen Verfahren ermittelten Ergebnissen ab (vgl. Abschnitt 3.1).

Spatial-Suppression-Aufgabe

Um zu prüfen, ob die experimentelle Manipulation (die Mustergrösse) einen Einfluss auf die abhängige Variable (die 82 %-Erkennungsschwelle) ausübte, wurde ein Friedman-Test durchgeführt. Der Globaltest hat gezeigt, dass sich die Bedingungen signifikant voneinander unterschieden, $\chi^2(3) = 345.26$, $p < .001$. Um zu erfahren, welche Bedingungen sich voneinander unterschieden, wurden Post-hoc-Tests (Galili, 2010; Hollander, Wolfe & Chicken, 2014) gerechnet. Diese haben ergeben, dass sich von den (durch die vier Bedingungen bestimmten) sechs Einzelvergleichen nur die 1.8°- und 3.6°-Bedingung nicht signifikant voneinander unterschieden ($p = .09$). Die restlichen fünf Einzelvergleiche waren mit $p < .001$ alle statistisch signifikant.

Hick-Aufgabe

Um zu testen, ob die experimentelle Manipulation (die Anzahl Antwortalternativen) einen Einfluss auf die abhängige Variable (die Reaktionszeit) ausübte, wurde ein Friedman-Test durchgeführt. Der Globaltest belegte, dass die Unterschiede zwischen den Bedingungen signifikant waren, $\chi^2(3) = 516.12$, $p < .001$. Welche Bedingungen sich voneinander unterschieden, wurde mit Post-hoc-Tests (Galili, 2010; Hollander et al., 2014) geprüft. Diese haben ge-

zeigt, dass sich alle Bedingungen signifikant voneinander unterschieden (alle ps $< .001$).

BIS-Test

Die Zusammenhänge der Subtests wurden mit Spearmans Rangkorrelationen bestimmt und sind in Tabelle B1 unterhalb der Diagonale abgetragen. Oberhalb der Diagonale sind die Differenzen zwischen den Produkt-Moment-Korrelationen und Spearmans Rangkorrelationen abgetragen.

Zusammenhangsmasse

Die Zusammenhänge der Subtests wurden mit Spearmans Rangkorrelationen bestimmt und sind in Tabelle B2 unterhalb der Diagonale abgetragen. Oberhalb der Diagonale sind die Differenzen zwischen den Produkt-Moment-Korrelationen und Spearmans Rangkorrelationen abgetragen.

Tabelle B1

Spearmans Rangkorrelationen (unterhalb der Diagonale) zwischen den Subtests des BIS-Tests. Oberhalb der Diagonale sind die Differenzen zwischen der Produkt-Moment-Korrelation und Spearmans Rangkorrelation abgetragen

	Subtest	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18
1	OG		.02	.05	.00	.04	−.05	.01	−.12	−.02	.04	.03	−.01	−.02	.00	.01	−.02	.04	−.03
2	ZN	.25***		.00	.01	.00	.02	.00	.00	.01	.04	.02	−.03	.01	.01	.00	.03	.06	.04
3	AN	.26***	.42***		−.03	.02	−.02	.03	−.12	−.01	.01	.01	−.03	−.01	.05	.00	.01	.05	.02
4	XG	.21**	.55***	.35***		.01	.01	−.04	−.08	.00	.01	.02	−.05	.00	.00	−.03	.01	.01	.03
5	WA	.31***	.41***	.47***	.34***		−.01	.03	−.03	.01	.01	.01	−.02	−.01	.06	.01	.01	.05	.00
6	ZP	.27***	.15[a]	.15*	.30***	.17*		−.03	−.04	.00	.02	−.01	−.03	−.02	.01	.00	.03	−.02	.02
7	TM	.29***	.26***	.41***	.36***	.48***	.24**		−.07	.00	.02	.02	−.04	−.03	.05	.02	.01	.01	.02
8	BD	.19*	.08	.17*	.19*	.02	.08	.10		−.05	.02	−.05	−.07	−.05	−.05	−.04	−.02	−.12	−.06
9	SC	.16*	.51***	.35***	.48***	.22**	.17*	.32***	.25***		.01	.01	.01	.00	−.03	.02	.01	.01	.01
10	ST	.34***	.15*	.23**	.30***	.31***	.22**	.37***	−.03	.22**		.04	.02	.00	−.05	.03	.02	.04	.03
11	CH	.33***	.49***	.51***	.29***	.50***	.14	.30	.12	.31***	.13		−.01	.01	.01	.00	.02	.07	.02
12	TG	.33***	.36***	.30***	.48***	.45***	.19*	.47***	.18*	.26***	.36***	.23**		−.08	.00	−.05	.02	.00	.00
13	RZ	.32***	.52***	.42***	.55***	.44***	.29***	.45***	.13	.44***	.34***	.37***	.41***		−.03	.01	.01	.02	.01
14	WM	.41***	.10	.24**	.18*	.20**	.26***	.34***	.13	.13	.45***	.16*	.18*	.15*		−.01	.01	−.02	−.03
15	KW	.26***	.24***	.28***	.39***	.39***	.24**	.54***	.19*	.26***	.49***	.21**	.60***	.35***	.34***		.03	.04	−.01
16	ZZ	.31***	.02	.03	.20**	.00	.34***	.09	.11	.04	.28***	.05	.05	.08	.38***	.10		.02	.01
17	OE	.06	−.01	−.01	.07	−.05	.04	.12	.46***	.15*	−.01	−.13	.15*	.13	.03	.13	−.05		.02
18	WE	.42***	.27***	.26***	.19*	.29***	.25***	.06	.04	.14	.21**	.25**	.20**	.33***	.19*	.23**	.18*	−.12	

Anmerkung. Siehe Tabelle 1 für eine Beschreibung der Subtests.

[a]Der exakte Zusammenhang betrug $r_s = .147$, $p = .051$. Alle restlichen in der Tabelle mit $r_s = .15$ bezeichneten Korrelationskoeffizienten wiesen p-Werte $< .05$ auf.

$^{*}p < .05$. $^{**}p < .01$. $^{***}p < .001$ (zweiseitig).

Tabelle B2

Spearmans Rangkorrelationen (unterhalb der Diagonale) zwischen den Bedingungen der Spatial-Suppression-Aufgabe, dem Suppression-Index, den Bedingungen der Hick-Aufgabe, dem z-Wert und dem g-Faktor des BIS-Tests. Oberhalb der Diagonale sind die Differenzen zwischen der Produkt-Moment-Korrelation und Spearmans Rangkorrelation abgetragen

		Spatial-Suppression-Aufgabe					Hick-Aufgabe				BIS-Test	
	Mass	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
1	1.8°		.01	.00	−.01	.05	.05	.06	.01	.07	−.02	−.01
2	3.6°	.84***		.01	−.04	.02	.05	.05	−.03	.04	−.05	−.02
3	5.4°	.73***	.86***		−.01	.08	.09	.10	.01	.10	−.07	−.06
4	7.2°	.55***	.76***	.88***		.13	.02	.07	.00	.08	−.06	−.06
5	SI	−.33***	.03	.26***	.53***		.00	.05	.02	.05	−.04	−.03
6	0-bit	.12	.19**	.16*	.12	.01		.04	.06	.12	−.04	−.04
7	1-bit	.03	.06	.03	.00	−.05	.72***		.01	.03	.05	.04
8	2-bit	.11	.11	.07	.04	−.08	.52***	.71***		.02	.03	.04
9	2.58-bit	.07	.05	.02	−.01	−.09	.40***	.63***	.81***		.03	.03
10	z-Wert	−.14	−.12	−.09	−.06	.04	−.15*	−.32***	−.31***	−.31***		.00
11	g-Faktor	−.18*	−.18*	−.14	−.11	.03	−.15*	−.29***	−.29***	−.28***	.97***	

Anmerkungen. SI = Suppression-Index; z-Wert = Mittelwert aller 18 z-standardisierten Subtests.
$^{*}p < .05$. $^{**}p < .01$. $^{***}p < .001$ (zweiseitig).

C Anhang

Der R-Code für die Reproduktion der berichteten Ergebnisse ist verfügbar unter https://github.com/piptoma/PhD_data. Der LaTeX-Code für die Reproduktion dieses Dokuments ist verfügbar unter https://github.com/piptoma/PhD_thesis.

Corrigendum:
Der Zusammenhang zwischen Spatial-Suppression, Mental-Speed und psychometrischer Intelligenz

Bei der Analyse der Spatial-Suppression-Aufgabe wurden die Erkennungsschwellen jeder Person mit einem exponentiellen Modell der Form $y = a \times e^{bx}$ vorhergesagt. Der Parameter a wurde in der vorliegenden Arbeit Asymptote genannt (siehe auch Melnick et al., 2013). Diese Bezeichnung ist falsch, weil die horizontale Asymptote einer Funktion der Form $y = a \times e^{bx}$ im minus-Unendlichen immer Null beträgt ($e^{-\infty} = 0$). Die korrekte Bezeichnung für den Parameter a lautet Skalierungsparameter, weil er den gesamten Kurvenverlauf, unter Einhaltung der Verhältnisse der Datenpunkte zueinander, skaliert (siehe Abbildung 1).

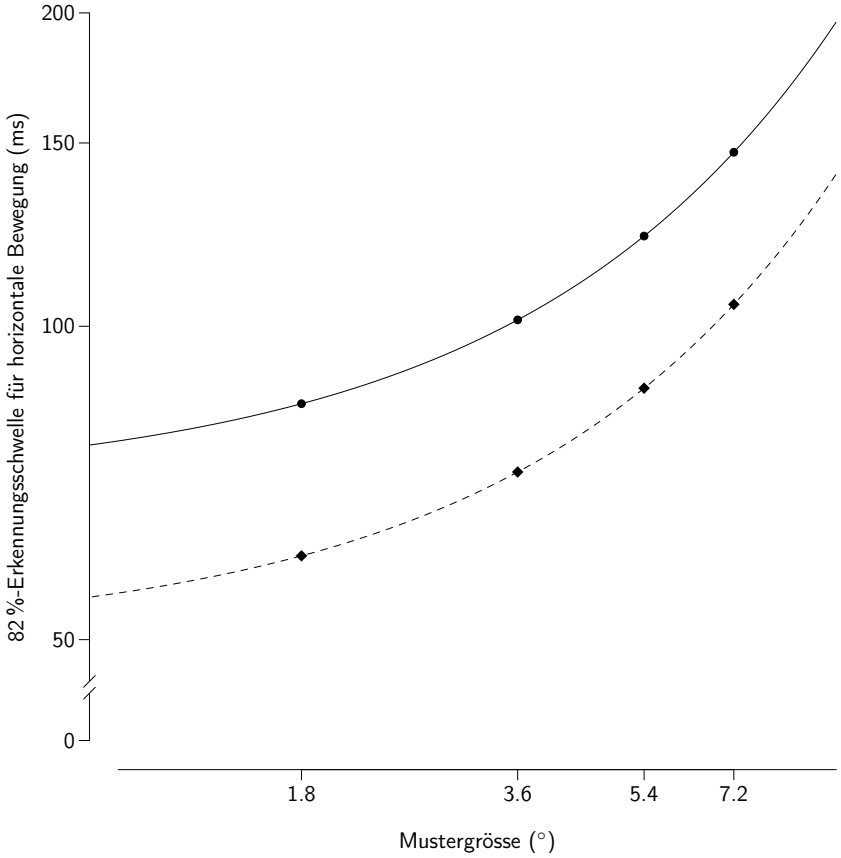


Abbildung 1. Auswirkung des Skalierungsparameters a auf den exponentiellen Zusammenhang zwischen der Mustergrösse und der 82 %-Erkennungsschwelle für horizontale Bewegung in der Spatial-Suppression-Aufgabe. Die durchgezogene Linie (—) beschreibt die Funktion $y = 70 \times e^{.103x}$. Die gestrichelte Linie (- - -) beschreibt die Funktion $y = 50 \times e^{.103x}$. Die beiden abgebildeten Funktionen unterscheiden sich folglich lediglich durch den Skalierungsparameter a. Mit dieser Abbildung wird deutlich, dass der Parameter a den gesamten Kurvenverlauf skaliert. Die x- und die y-Achse sind beide logarithmiert.