

Item-Response-Theorie: Prozeßmodelle

Hartmann Scheiblechner

Psychologische Persönlichkeitsmerkmale sind latente Konstrukte, die sich zur Beschreibung individueller Verhaltensdifferenzen als notwendig erweisen. Zur Vermeidung überflüssiger Konstrukte ist eine präzise, explizite Relation zwischen dem Konstrukt und der Verhaltensbeobachtung und deren empirische Testbarkeit zu fordern.

Teilweise testbare Relationen wurden bisher in der psychometrischen differentiellen Psychologie meist durch (deskriptive) statistische Modelle, wie z.B. die klassische Testtheorie oder die Faktorenanalyse, oder durch meßtheoretische Begründungen, wie z.B. das Konzept der spezifischen Objektivität von Rasch hergestellt. Verhalten ist jedoch stets Ergebnis eines in der Zeit ablaufenden psychologischen Prozesses, und es ist daher zu fragen, ob ein zeitlicher Prozeß die von einem statistischen Modell geforderten Relationen gestiftet haben könnte (Albert, 1985). Noch grundsätzlicher ist die Forderung, (zumindest im Intelligenz- und Leistungsbereich) stets von einer funktionstüchtigen, z.B. simulierbaren allgemeinspsychologischen Theorie des (Lösungs-) Prozesses auszugehen und individuelle Unterschiede als strukturelle oder quantitative Unterschiede der Prozeßparameter zu betrachten. Nach dem Programm der *Test-Design*-Bewegung (Embretson, 1985) wären psychometrische Testverfahren dann genau für die durch die allgemeinspsychologische Analyse als wichtig ausgewiesenen theoretischen Prozeßkomponenten zu entwickeln. Man kann der Psychometrie aber auch die Aufgabe stellen, unter sehr speziellen („reinen“) Bedingungen sehr speziellen Modellen genügende Meßverfahren für Persönlichkeitsmerkmale zu konstruieren, deren Zusammenwirken in komplexen Situationen durch die experimentelle Psychologie zu klären ist. Bisher sind nur wenige und nur teilweise elaborierte Ansätze vorhanden, z.B. zum verbalen Verständnis (Hunt, 1978; Sternberg & McNe-mara, 1985) oder zur Verarbeitung räumlicher Informationen (Pellegrino, Mumaw & Shute, 1985). Durch eine enge Beziehung zur kognitiven Psychologie und künstlichen Intelligenz sind raschere Fortschritte zu erwarten.

Zur „*Item-Response-Theorie*“ (IRT) gehören also statistische, meßtheoretische oder psychologische Modelle, die die Entstehung individuell unterschiedlicher Antworten auf (einfache) Items (z.B. Reaktionswahrscheinlichkeiten oder -zeiten) durch (monotone) Beziehungen zu (eindimensionalen) latenten Merkmalen der Personen und Reize erklären. Die heute gebräuchlichsten Modelle werden im Kapitel über *Latent-Trait-Modelle* (Roskam, in diesem Band) dargestellt. Im vorliegenden Kapitel werden spezielle Modelle referiert, die auf Häufigkeiten oder Latenzen von Reaktionen als Ergebnisse von Prozessen ausgerichtet sind. Sodann werden psychologisch interpretierbare Prozeßmodelle erläutert, die die Itemcharakteristik des dichotomen logistischen Modells von Rasch zur Beschreibung der „Richtigkeit“ der Antworten und einige damit verträgliche Latenzzeitverteilungen ergeben.

1 Das Lesefehlermodell von Rasch

Eine Vp habe beim Lesen eines längeren Textes aus m Worten bei jedem Wort eine kleine (gegen 0 gehende) Wahrscheinlichkeit $p_j, j = 1, 2, \dots, m$, das Wort falsch zu lesen (Rasch, 1960; Lord & Novick, 1968). Die Bernoulli-Variablen Y_j werde bei richtigem Lesen des Wortes j gleich 0 und bei einem Lesefehler gleich 1 gesetzt. Die Zahl der Lesefehler X im Gesamttext ist dann die Summe $\sum_{j=1}^m Y_j$. Wenn die Lesefehler unabhängig sind, dann ist die Gesamtzahl der Lesefehler X annähernd poissonverteilt mit dem Intensitätsparameter $\lambda = \sum_{j=1}^m p_j$ (Lord & Novick, 1968, S. 485). Beim Lesen von k Texten $i = 1, 2, \dots, k$ durch n Vpn $v = 1, 2, \dots, n$ postuliert Rasch Poisson-Verteilungen aller Variablen X_{vi} und für deren Intensitätsparameter

$$\lambda_{vi} = \delta_i / \theta_v = E(X_{vi}), \quad (1)$$

wobei $E(\cdot)$ den Erwartungswert symbolisiert. δ_i ist proportional der mittleren Lesefehlerwahrscheinlichkeit der Vpn beim Lesen eines Wortes des Textes i und wird daher „Textschwierigkeit“ (oder Impediment des Textes) genannt. θ_v ist indirekt proportional der mittleren Lesefehlerwahrscheinlichkeit der Vp v beim Lesen aller Texte und wird daher als „Lesefähigkeit“ interpretiert. Daher lautet die „Item“-charakteristik des Modells

$$p_i(x_{vi}) = \exp(-\delta_i / \theta_v) (\delta_i / \theta_v)^{x_{vi}} / x_{vi}! \quad x_{vi} = 0, 1, 2, \dots \quad (2)$$

$$\delta_i, \theta_v > 0.$$

Die Summe poissonverteilter Variablen ist wieder poissonverteilt mit einem Intensitätsparameter gleich der Summe der Intensitätsparameter der Summanden. Daher ist die Gesamtzahl der Lesefehler einer Person, $X_v = \sum_{i=1}^k X_{vi}$, ebenfalls poissonverteilt mit dem Parameter $(\sum_{i=1}^k \delta_i) / \theta_v$. Rasch spricht von der „Additivität der Impedimente“. Natürlich sind auch die Randsummen $X_{.i} = \sum_{v=1}^n X_{vi}$ und die Gesamtsumme $X_{..}$ poissonverteilt. Einfache, bis auf eine multiplikative Konstante eindeutige kleinste Quadratschätzungen der Parameter sind

$$\frac{\hat{\theta}_v}{\hat{\theta}_{.}} = \frac{x_{.v}}{x_{..}} \quad \text{und} \quad \frac{\hat{\delta}_i}{\hat{\delta}_{.}} = \frac{x_{.i}}{x_{..}}. \quad (3)$$

Die bedingte Verteilung der Summanden einer Summe poissonverteilter Variablen ist multinomialverteilt mit den relativen Intensitätsparametern (s.o.) als Wahrscheinlichkeitsparametern der Verteilung. Daher sind die angegebenen Schätzungen zugleich auch *maximum likelihood* (ML) und *conditional maximum likelihood* (CML) Schätzungen sowie „spezifisch objektiv“ (unabhängig von der Verteilung der jeweils anderen Parameterart). Einfache, anschauliche und parameterfreie (!) Modellkontrollen bestehen darin, zu prüfen, ob die Zeilen und Spalten der Datenmatrix etwa proportional ihren Randsummen sind (z.B. $x_{vi}/x_{wi} \approx x_{v.}/x_{w.}$) oder ob beim Abtragen der individuellen Summen von Lesefehlern in einer Untermenge von Texten gegen die Summen in einer elementfremden Untermenge von Texten in einem zweidimensionalen Koordinatensystem die Punkte annähernd auf einer Proportionalitätsgeraden (durch den Koordinatenursprung) mit einem Anstieg gleich dem Verhältnis

der Parametersummen der Untermengen liegen und einen trichterförmig vom Koordinatenursprung ausgehenden Verlauf aufweisen.

Erklärt dieses Modell den Leseprozeß? Das Modell ist offenbar keine funktionsfähig simulierbare Theorie des Leseprozesses, sondern nur eine Beschreibung des Häufigkeitsaspektes von Prozessen, die als Summen unabhängig aufeinanderfolgender Ereignisse mit geringen Eintrittswahrscheinlichkeiten aufgefaßt werden können. Wenn das Modell für eine Datenmenge gilt, wird die Klasse der möglichen erzeugenden Prozesse dennoch in einer Reihe wichtiger Prozeßmerkmale eingeschränkt.

Rasch hat das Modell auch auf Fehlerhäufigkeiten in Diktaten, auf die Anzahl der in fünf Minuten vollendeten Subtraktionen und andere Leistungen angewandt, die Ergebnisse in Form von Häufigkeiten liefern. Ein Beispiel könnte die Marburger Verhaltensliste (MVL) sein (Ehlers, Ehlers & Makus, 1978), bei der Erziehungsrechtigte die Häufigkeiten von Verhaltensauffälligkeiten bei Kindern innerhalb der letzten 14 Tage angeben müssen, z.B. „ist in fremder Umgebung befangen und scheu“ (Subskala KA, Kontaktangst). Scheiblechner (1971, 1972b) verallgemeinerte das Modell im Sinne des linearen logistischen Testmodells (Scheiblechner, 1972a, Fischer, 1983, vgl. auch Roskam, in diesem Band) bei dem die logarithmierten Item- und/oder Personenparameter als Summen der in ihnen enthaltenen „Effekte“ (Einflußkomponenten) dargestellt werden können. Das Modell erwies sich als angemessen für die Kontakthäufigkeiten verschiedener Kontaktformen zwischen den Mitgliedern verschiedener sozialer Gruppen einer Stadtrandsiedlung.

2 Das Lesegeschwindigkeitsmodell von Rasch

Wenn man im vorigen Modell das Ereignis des richtigen oder falschen Lesens eines Wortes durch das Ereignis keines oder eines in einem kurzen Zeitintervall zu Ende gelesenen Wortes ersetzt (das Intervall muß kürzer als die kürzestmögliche Lesezeit eines Wortes sein), dann ist die Zahl X der in einer festen Zeit t von einem Text gelesenen Worte wieder poissonverteilt (Rasch, 1960; Lord & Novick, 1968). Diese Bedingung nennt Rasch „unbegrenzter Text“ (oder begrenzte Zeit). Da Rasch argumentiert, daß das Verhältnis gelesener Worte über verschiedene Texte einer Klasse zwischen zwei V_p annähernd konstant bleiben sollte, postuliert er wieder eine multiplikative Dekomposition $\lambda_{vi} = \theta_v/\delta_i$ des Intensitätsparameters, wobei θ als Fähigkeit und δ als Schwierigkeit interpretiert werden kann. Dieselben Schätz- und Kontrollmethoden wie für die Lesefehler sind daher auch für die Zahl gelesener Worte anwendbar. Man kann nun aber die experimentelle Prozedur auch „umkehren“ und die Zeit T messen, die eine V_p zum Lesen der (festen Anzahl) n Worte eines Textes benötigt. Diese Bedingung nennt Rasch „unbegrenzte Zeit“ (oder begrenzte Textlänge). Es folgt aus der Theorie stochastischer Punktprozesse, daß, wenn die Anzahl der Ereignisse in einem Intervall poissonverteilt ist, der Abstand zwischen den Ereignissen (also die Lesezeit eines Wortes) exponentialverteilt ist. Die Summen unabhängig identisch exponentialverteilter Zufallsvariablen (also die Lesezeit von n Worten oder eines Textes der Länge n) ist dann gammaverteilt mit n Freiheitsgraden. Die Schätz- und Kontrollmethoden für das Lesezeitmodell sind komplizierter als für das Poissonmodell und sind nur „fast spezifisch objektiv“ und beruhen nur auf „asymptotisch erschöpfenden Statistiken“. Sie sind bei Rasch (1960) nachzulesen.

Das Modell paßt meist schlechter als das Lesefehlermodell, unter anderem häufig wegen einer zu geringen Varianz der Lesezeiten, was auf die Unangemessenheit der Voraussetzung konstanter Leseintensitäten λ hinweisen könnte.

3 Das lineare exponentiale Modell (LEM)

Eine Vp habe die Aufgabe, möglichst schnell möglichst viele Namen von amerikanischen Städten zu nennen (Scheiblechner, 1979, 1985). In einem kurzen Zeitintervall Δt möge ihr jeweils ein Wort einfallen. Die Wahrscheinlichkeit, daß das Wort eine (noch nicht genannte) amerikanische Stadt bezeichnet, sei p . Wenn die Wahrscheinlichkeit konstant und die „Ziehungen“ (Einfälle in den Zeitintervallen) unabhängig sind, dann ist die Zahl der Zeitintervalle bis zum ersten Erfolg (Nennen einer amerikanischen Stadt) geometrisch verteilt. Wenn die Ziehungszeit Δt gegen 0 geht, so daß die momentane Erfolgsintensität $p/\Delta t$ gegen einen festen Wert λ strebt, dann ist die stetige Latenzzeit bis zum Erfolg exponentialverteilt (Albert, 1973). Die gestellte Aufgabe könnte aber auch die Gedächtnisspuren aller der Vp bekannten amerikanischen Städte gleichzeitig aktivieren und die Stadt, deren „Zähler“ als erster eine kritische Schwelle erreicht, könnte den Wettlauf gewinnen. Wenn die Anzahl der Konkurrenten groß und die Erinnerungsintensitäten aller Gedächtnisspuren λ_i klein sind, dann ist die Erinnerungszeit bei diesem „parallelen“ Modell ebenfalls exponentialverteilt (Feller, 1966). Die Vp könnte die gesuchte Stadt aber auch durch eine Kette von Assoziationen schrittweise eingrenzen, z.B. Stadt im Norden – mit Industrie – Gangster – Chicago. Wenn die Zahl der Schritte (*subresponses*) geometrisch verteilt und ihre Latenzen unabhängig und identisch exponentialverteilt sind, dann ist die Gesamtzeit wieder exponentialverteilt (McGill, 1963). Es gibt also eine Vielzahl von seriellen und parallelen und gemischten Prozessen, die zu exponentialverteilten Latenzzeiten führen, und McGill spricht daher von einem „Unsicherheitsprinzip“ beim Schluß auf den zugrundeliegenden Prozeß aus der beobachteten Latenzzeitverteilung.

Das psychometrische Modell lautet:

$$f_{vi}(t) = \lambda_{vi} \exp(-\lambda_{vi} t) \quad \text{für } t \geq 0, \lambda_{vi} > 0 \quad (4)$$

mit Erwartungswert und Standardabweichung

$$E(T_{vi}) = \sigma(T_{vi}) = 1/\lambda_{vi} \quad (5)$$

und der Dekomposition des Intensitätsparameters λ_{vi} in einen individuellen Geschwindigkeitsparameter θ_v und einen Leichtigkeitsparameter ε_i durch

$$\lambda_{vi} = \theta_v + \varepsilon_i . \quad (6)$$

Die Randsummen $t_v = \sum_i t_{vi}$ und $t_i = \sum_v t_{vi}$ sind die einfachen erschöpfenden Statistiken für die Parameter. Fischer und Kisser (1983) haben gezeigt, daß die Dekomposition additiv sein muß, wenn die Randsummen erschöpfend sein sollen. CML-Schätzungen wurden von Scheiblechner (1979) angegeben, wobei gleiche oder eng benachbarte Itemparameter gesondert berücksichtigt werden müssen (Scheiblechner, 1985). Wesentlich einfachere und praktisch hinreichende Schätzungen kann man

durch die Kehrwerte $1/t_{vi} \approx \theta_v + \varepsilon_i$ gewinnen. Die Statistiken

$$(1/k) \sum_i 1/t_{vi} = \hat{\theta}_v \quad \text{und} \quad (1/n) \sum_v 1/t_{vi} = \hat{\varepsilon}_i \quad (7)$$

sind bis auf eine additive Konstante eindeutige Schätzungen. In Scheiblechner (1985) wird auch die Äquivalenz der Schätzungen durch die in fester Zeit gelöste Anzahl von Aufgaben und durch die für eine feste Anzahl von Aufgaben benötigte Zeit bewiesen.

Wenn die Aufgaben i als in bekannten Ausmaßen q_{il} aus bekannten Prozeßkomponenten (Basisoperationen) mit den Leichtigkeiten η_l , $l = 1, 2, \dots, m \leq k - 1$ zusammengesetzt betrachtet werden können, führen die Forderungen

$$\varepsilon_i = \sum_{l=1}^m q_{il} \eta_l \quad (8)$$

zum linearen exponentialen Modell (LEM, ähnlich dem LLTM, Fischer, 1983). In der Praxis weniger plausibel, aber formal äquivalent können analoge additive Zerlegungen des Personenparameters gefordert werden. Die erschöpfenden Statistiken für die Basisoperationen η_l sind $s_l = \sum_i q_{il} t_{vi}$.

Eine einfache Verallgemeinerung und Steigerung der praktischen Anwendbarkeit des Modells ermöglicht die Familie der Weibull-Verteilungen: Wenn T eine Weibull-Verteilung mit dem Skalenparameter c hat, dann hat die Variable $T^* = (T - t_0)^c$, $c > 0$, $T^* \geq 0$ eine Exponentialverteilung. T_0 ist eine untere Schranke der Latenz, $c = 1$ entspricht der Exponentialverteilung und $c = 3.6$ einer der Normalverteilung ähnlichen Verteilung. Durch die Potenztransformation der (Reaktions-) Zeiten kann man also die Techniken des exponentialen Modells verwenden.

Das Modell wurde mit befriedigendem Erfolg auf die Reaktionslatenzen beim freien Reproduzieren (Scheiblechner, 1979, 1985) und die Reaktionszeiten bei psychophysischen Aufgaben wie z.B. dem Wiener Determinationsgerät angewandt.

4 Modelle für die bivariate Verteilung der Richtigkeit und Latenz von Reaktionen

Die bisher behandelten Modelle haben den Nachteil, die Richtigkeit aller Reaktionen oder die Unabhängigkeit der Reaktionszeitverteilung von der Richtigkeit voraussetzen. Sie sind daher nur in Situationen mit praktisch 100% richtigen Reaktionen anzuwenden. Albert (1985) ging von einem inhaltlich allgemeineren Standpunkt aus, indem er von vornherein nur integrierte Prozesse für die Richtigkeit und Latenz von Reaktionen betrachtete. Allerdings forderte er keine spezifische Objektivität der Parameterschätzung und untersuchte nur die Frage, welche Prozesse mit dem dichotomen Modell von Rasch verträgliche Lösungswahrscheinlichkeiten liefern. Ein Modell heißt RM-konform (Rasch-Modell-konform), wenn es durch das Rasch-Modell beschreibbare dichotome Daten erzeugt. In Übereinstimmung mit Rasch definiert Albert die RM-konforme Klasse von Prozeßmodellen durch die Gesamtheit der Modelle, deren Lösungswahrscheinlichkeiten p_{vi} dem Kriterium

$$a(p_{vi}/(1 - p_{vi}))^c = \theta_v/\delta_i \quad 0 < \theta, \delta, a, c < \infty \quad (9)$$

genügen, wobei die üblichen Fähigkeits- und Schwierigkeitsparameter auf der rechten Seite beliebigen, streng monotonen Transformationen (z.B. Logarithmieren) unterzogen werden dürfen. Die RM-konformen Prozesse nach Albert (1985) sollen kurz dargestellt werden.

Modell 1 geht von einer Urne mit m_v weißen und n_i schwarzen Kugeln aus. Es wird einmal gezogen und bei einer weißen Kugel endet der „Prozeß“ mit einem Erfolg, bei schwarz mit einem Mißerfolg. Die Zahl m_v der richtigen Kugeln ist proportional der Fähigkeit θ_v der Person und die Zahl n_i der falschen Kugeln der Schwierigkeit δ_i der Aufgabe. Die Lösungswahrscheinlichkeit ist

$$p_{vi} = p(x_{vi} = 1) = m_v / (m_v + n_i) \quad m, n = 1, 2, \dots \quad (10)$$

$$x_{vi} = 1 \text{ für richtige}$$

$$0 \text{ für falsche R.}$$

Für die Dauer einer Ziehung kann man beliebige, von der Richtigkeit der Reaktion (und den Parametern) unabhängige Verteilungen annehmen.

Modell 2 nimmt zusätzlich zu Modell 1 h graue Kugeln in der Urne an, die bei Ziehung einfach in die Urne zurückgelegt werden. Der Prozeß endet, wenn erstmals eine weiße oder schwarze Kugel gezogen wird. Die Lösungswahrscheinlichkeit wird durch die grauen Kugeln nicht berührt und weiterhin durch die Formel von Modell 1 beschrieben. Wenn die Ziehungen unabhängig sind und eine konstante diskrete Zeiteinheit erfordern, ist die Latenzzeit (Zahl der erforderlichen Züge) geometrisch verteilt mit den Wahrscheinlichkeiten $h/(h+m+n)$ für eine graue und $(m+n)/(h+m+n)$ für eine den Prozeß beendende Kugel. Die bivariate Verteilung lautet

$$p(x_{vi}, t_{vi}) = (h/(h+m_v+n_i))^{t_{vi}-1} m_v^{x_{vi}} n_i^{1-x_{vi}} / (h+m_v+n_i), \quad (11)$$

$$t_{vi} = 1, 2, \dots$$

Da h die Lösungswahrscheinlichkeit nicht beeinflusst, kann man verschiedene Annahmen wie Unabhängigkeit von v und i oder Abhängigkeit von neuen (Langsamkeits-) Parametern r_v und s_i einführen und erhält dementsprechend gerichtete und enge Zusammenhänge zwischen den Lösungswahrscheinlichkeiten und mittleren Lösungszeiten (*Speed-Accuracy-Trade-Off-Problem*). Albert läßt in einer stetigen Version des Modells (vgl. sein Modell 6) $h \rightarrow \infty$ und $\Delta t \rightarrow 0$ gehen und erhält das oben besprochene exponentiale Modell für die Lösungszeiten mit einem Intensitätsparameter $\lambda_{vi} \propto \theta_v + \delta_i$ und dementsprechend $p_{vi} = \theta_v E(T_{vi})$ als Schnelligkeits-Genauigkeitsbeziehung; das bedeutet bei konstantem Personenparameter direkte Proportionalität der Lösungszeit und Lösungswahrscheinlichkeit.

Modell 3 ist ein *Random-Walk*-Modell, bei dem ein bei 0 beginnender Zählerstand um 1 erhöht wird, wenn eine weiße Kugel gezogen wird, und um 1 erniedrigt wird beim Ziehen einer schwarzen Kugel. Der Prozeß endet beim Erreichen von $+u$ mit einem Erfolg und mit einem Mißerfolg bei $-v$. Der Prozeß ist RM-konform, wenn $m = n$ oder $|u| = |v|$ und das jeweils andere Parameterpaar nur von den Personen bzw. Items abhängig ist. Es können auch neutrale graue Kugeln zur Verlängerung der Reaktionszeit eingeführt werden.

Modell 4 nimmt zwei unabhängige Zähler (Akkumulatoren) für die weißen und schwarzen Kugeln an, deren Zählerstand beim Ziehen einer Kugel der anderen Farbe

jeweils wieder auf 0 zurückgesetzt wird. Der Prozeß endet mit einem Erfolg beim Ziehen von v aufeinanderfolgenden weißen Kugeln und mit einem Mißerfolg bei u aufeinanderfolgenden schwarzen Kugeln. Daher heißt es auch *Runs-Modell*. Wenn $n = m$ und v nur von der Person und u nur von der Aufgabe abhängt, dann ist es RM-konform.

Die Modelle 8 und 9 nehmen einen Wettlauf von a zu richtigen Reaktionen führenden exponentialen Prozessen mit den Intensitäten θ und b zu falschen Reaktionen führenden exponentialen Prozessen mit den Intensitäten δ an.

Modell 9 ersetzt schließlich die exponentialen Prozesse von Modell 8 durch Weibull-Verteilungen.

5 Weiterführende Literatur

Micko (1970) wandte das Kriterium der RM-Konformität (siehe Gleichung (9)) auf die Verteilungsfunktionen von stetigen Reaktionszeitverteilungen an (die Wahrscheinlichkeit p_{vi} einer dichotomen Variablen in (9) ist als Verteilungsfunktion $F_i(t)$ einer Reizbedingung i an der Stelle der Reaktionszeit t zu interpretieren). Das entspricht der Forderung, daß jedes beliebige Dichotomisierungskriterium einer stetigen Variablen (jede Reaktionszeit unterhalb t wird als Erfolg, jede längere als Mißerfolg kodiert) durch das dichotome Modell von Rasch repräsentierbar sein soll. Diese Verallgemeinerung des dichotomen Rasch-Modells auf die Teilungspunkte stetiger Variablen widerspricht den oben dargestellten Modellen von Rasch für Zähl- oder stetige Variablen und ihren Verallgemeinerungen. Vorberg und Schwarz (1990) haben gezeigt, daß dieses Konzept der RM-Konformität den in der Psychologie gängigsten Modellen unabhängiger serieller und unabhängiger, paralleler, selbstbeendender oder erschöpfender Prozesse widerspricht. Es ist jedoch vereinbar mit dem Modell der Verteilung des Maximums oder des Minimums einer zufälligen (geometrisch verteilten) Anzahl von identischen, unabhängigen, parallelen Kanälen. Die log-logistische Verteilung (Johnson & Kotz, 1970) ist die einzige Skalenfamilie (Verteilungen, die sich nur durch einen Skalierungsparameter voneinander unterscheiden), die mit der RM-Konformität vereinbar ist. Verschiebungsfamilien (Verteilungen, die sich nur durch additive Verschiebungen voneinander unterscheiden) widersprechen der RM-Konformität. Die Widersprüche RM-konformer Modelle zu den plausibelsten und gängigsten kognitiven Modellen ergeben sich vor allem aus der Bedingung einer gegen 0 gehenden Reaktionszeit. Die RM-Konformität impliziert die nichtparametrische Bedingung der stochastischen Ordnung der Reaktionszeitverteilungen, die mit den genannten psychologischen Modellen verträglich ist.

Scheiblechner entwickelte ein nichtparametrisches axiomatisches Modell für die ordinale Messung der latenten Personen- und Itemparameter (ISOP-Modell) (Scheiblechner, 1995) und für additive Repräsentationen (ADISOP, CADISOP) ordinaler Daten wie *Rating*-Skalen oder Reaktionszeiten (Scheiblechner, in Vorbereitung).

Literaturverzeichnis

Albert, D. (1973). *Zur Theorie der retroaktiven Hemmung*. (Berichte aus dem Institut für

- Psychologie der Philipps-Universität, 34). Marburg/Lahn: Institut für Psychologie der Universität.
- Albert, D. (1985). Über Beziehungen zwischen Rasch-Modell und Prozeßmodellen: Ein Beitrag zur Allgemeinen Differentiellen Psychologie. *Psychologische Beiträge*, 27, 297–317.
- Ehlers, B., Ehlers, T., & Makus, H. (1978). *Die Marburger Verhaltensliste (MVL)*. Göttingen: Hogrefe.
- Embretson, S. E. (Ed.) (1985). *Test design*. New York: Academic Press.
- Feller, W. (1966). *An introduction to probability theory and its application*, Vol. 2. New York: Wiley.
- Fischer, G. H. (1983). Logistic latent trait models with linear constraints. *Psychometrika*, 48, 3–26.
- Fischer, G. H. & Kisser, R. (1983). Notes on the exponential latency model and an empirical application. In H. Wainer and S. Messick (Eds.), *Principals of modern psychological measurement* (pp. 139–157). Hillsdale: Erlbaum.
- Hunt, E. (1978). Mechanics of verbal ability. *Psychological Review*, 85, 109–130.
- Johnson, N. L. & Kotz, S. (1970). *Distributions in statistics* (Vol. II). Boston: Houghton Mifflin.
- Lord, F. M. & Novick, M. R. (1968). *Statistical theories of mental test scores*. Reading: Addison-Wesley.
- McGill, W. J. (1963). Stochastic latency mechanisms. In R. D. Luce, R. R. Bush, & E. Galanter (Eds.), *Handbook of mathematical psychology*, Vol. 1 (pp. 309–360). New York: Wiley.
- Micko, H. C. (1970). Eine Verallgemeinerung des Meßmodells von Rasch mit einer Anwendung auf die Psychophysik der Reaktionen. *Psychologische Beiträge*, 12, 4–22.
- Pellegrino, J. W., Mumaw, R. J. & Shute, V. J. (1985). Analyses of spatial aptitude and expertise. In S. E. Embretson (Ed.), *Test design* (pp. 45–76). New York: Academic Press.
- Rasch, G. (1960). *Probabilistic models for some intelligence and attainment tests*. Copenhagen: Nielsen und Lydiche.
- Scheiblechner, H. (1971). The separation of individual- and system- influences on behavior in social contexts. *Acta Psychologica*, 35, 442–460.
- Scheiblechner, H. (1972a). Das Lernen und Lösen komplexer Denkaufgaben. *Zeitschrift für experimentelle und angewandte Psychologie*, 13, 476–506.
- Scheiblechner, H. (1972b). Personality and system influences on behavior in groups: Frequency models. *Acta Psychologica*, 36, 322–336.
- Scheiblechner, H. (1979). Specifically objective stochastic latency mechanisms. *Journal of Mathematical Psychology*, 19, 18–38.
- Scheiblechner, H. (1985). Psychometric models for speed-test construction: The linear exponential model. In S. E. Embretson (Ed.), *Test design* (pp. 219–244). New York: Academic Press.
- Scheiblechner, H. (1995). Isotonic ordinal probabilistic models (ISOP). *Psychometrika*, 60, 281–304.
- Scheiblechner, H. (in Vorbereitung). Additive conjoint isotonic probabilistic models (ADI-SOP).
- Sternberg, R. J. & McNemara, T. P. (1985). The representation and processing of information in real-time verbal comprehension. In S. E. Embretson (Ed.), *Test design* (pp. 21–43). New York: Academic Press.
- Vorberg, D. & Schwarz, W. (1990). Rasch-representable reaction time distributions. *Psychometrika*, 55, 617–632.