

Das Kuratorium der Stiftung der Freunde der Leibniz-Sozietät e.V. hatte sich bekanntlich an jene Mitglieder der Leibniz-Sozietät gewandt, die beruflich (noch) stark beansprucht sind, und sie gebeten, in einem kürzeren Beitrag über ihre wissenschaftliche Arbeit zu berichten und Fragen zu nennen, die aus ihrer Sicht in der Leibniz-Sozietät diskutiert und weiter bearbeitet werden sollten. Die Veröffentlichung der Einsendungen setzen wir hier mit den Beiträgen von Bodo Krause und Christian Bauer fort. Angeregt durch letzteren, hat uns Gisela Jacobasch ihren Beitrag zur Verfügung gestellt.

Bodo Krause

Nutzung formaler Modelle in der Psychologie – als Mathematiker in der psychologischen Forschung

1. Einsatzbereiche eines Mathematikers in der psychologischen Forschung

Die Einsatzbereiche eines Mathematikers in der psychologischen Forschung bestimmen sich aus dem Gegenstandsbereich der Psychologie, dem menschlichen Erleben und Verhalten und der Tatsache, dass psychische Eigenschaften einer direkten Beobachtung kaum zugänglich sind. Dies begründet den klassischen Modellzugang der psychologischen Forschung, der im Sinne der „black-box“-Methodik versucht, vom beobachteten Verhalten auf die zugrunde liegenden psychischen Eigenschaftsausprägungen und damit die verursachenden (objektiven und subjektiven) Bedingungen des Verhaltens zu schließen. Damit wird der intuitiv erwartete Einsatzbereich eines Mathematikers in der psychologischen Forschung über die reine (statistische) Datenverarbeitung (vgl. Krause und Metzler, 1978) hinaus wesentlich auf die Anwendung der Modellierungsmethodik erweitert, d.h. auf die Entwicklung, Prüfung und Verbesserung von Modellen psychischer Eigenschaften und Prozesse. In meiner wissenschaftlichen Arbeit waren dies vor allem zwei Bereiche:

a. die *Modellierung von Beobachtungssituationen und -ergebnissen* mit dem

Ziel, individuelle Fähigkeits- oder Eigenschaftsausprägungen zu erfassen (Grundlage des Konzepts indirekter Messungen psychischer Eigenschaften) und aus strukturellen Annahmen zu erklären, und

- b. die *Modellierung psychischer Prozessverläufe* insbesondere im Rahmen der Informationsverarbeitung. Hierbei stehen drei Zielstellungen im Vordergrund, die unter rein experimenteller Vorgehensweise nur schwer erreichbar wären:

b1) die *Prüfung von Hypothesen über die menschliche Informationsverarbeitung*. Dabei sind im Sinne unseres Anliegens folgende Hypothesen von besonderem Interesse:

- die klassische Hypothese, dass das Assoziationsprinzip als universelle Grundlage des Lernens gilt, oder
- die Hypothese über den anforderungsabhängigen Wechsel von paralleler zu serieller Informationsverarbeitung, verbunden mit dem Wechsel der Repräsentationsebene der Anforderung, oder
- die Hypothese über den Einfluss von Vorwissen auf die Informationsverarbeitung im Lernen und Denken.

b2) der *Vergleich von menschlichem und modellbasiertem Verhalten*, um die Unterschiede in den Informationsverarbeitungsprozessen zu kennzeichnen. Hierzu gehören folgende Untersuchungsaspekte:

- Prüfung von Hypothesen über unterschiedliche Verarbeitungsstrategien
- Prüfung von Hypothesen über den Einfluss der Kodierung (Repräsentation) auf den Schlussprozess
- Prüfung von Hypothesen über den Einfluss variierten Vorwissens auf den Schlussprozess.

b3) die *Modellierung von anforderungsabhängiger Adaptivität* an Umgebungsbedingungen, die sich psychologisch mit Stichworten wie Flexibilität, Umstrukturierung, kognitiver Ökonomie verbindet. Dies umfasst Prozesse des Lernens und der Selbstorganisation.

In diesem Zusammenhang interessiert auch die Frage danach, ob moderne Modellierungsansätze der Informatik oder Künstlichen Intelligenz Zugangsformen zur psychologischen Prozessanalyse der Informationsverarbeitung erschließen, die mit dem bisherigen Methodeninventar der experimentellen Psychologie nicht zufrieden stellend geprüft werden können.

Die beiden wissenschaftlichen Themenbereiche a) und b) sollen nachfolgend in ihrer fachwissenschaftlichen Entwicklung gekennzeichnet und mit empirischen Befunden differenziert werden, mit dem Ziel, weiterführende

Fragestellungen auch für die interdisziplinäre Diskussion zu begründen. Dabei ist insbesondere für den zweiten Themenbereich eine entscheidende Weiterentwicklung der Nutzung formaler Modelle zu kennzeichnen, die eng mit der Entwicklung der modernen Rechentechnik und Informatik verbunden ist. Beschränkte sich die Nutzung formaler Modelle vorerst vor allem auf beschreibende Ansätze (z.B. Klix und Krause, 1969) mit dem Ziel, strukturelle Beziehungen zwischen Anforderungs- und Fähigkeitskomponenten zu begründen und zur psychologischen Theoriebildung zu nutzen (vgl. das Compartment-Modell für das Gedächtnis (Klix 1984) oder die Faktorenthorien der Intelligenz oder Persönlichkeit) so ermöglichten es die zunehmenden Möglichkeiten von Computersimulationen später zunehmend, differenzierte Hypothesen über kognitive Prozessverläufe darzustellen und gezielte Verhaltensprädiktionen zu begründen (z.B. Klix 1970, 1976, 1980; Dörner, 1989, 2002). Dies begründet einen sehr effektiven und objektivierbaren Zugang zur psychologischen Theoriebildung. Die Bedeutung dieser Entwicklung für die Psychologie kennzeichnet Dörner (2002, S. 18) mit der Feststellung „Man kann behaupten, dass eine wirkliche theoretische Psychologie gar nicht möglich war, ehe es Computer gab. Denn vorher war es einfach nicht möglich, das Verhalten eines Systems, welches aus vielen tausend Zusammenhangsaussagen besteht, zu analysieren“.

2. Nutzung formaler Modelle bei der Modellierung von Beobachtungssituationen (Messen psychischer Eigenschaftsausprägungen und ihrer Veränderung)

Die Modellierung von Beobachtungssituationen ist mit der Frage nach der Messbarkeit psychischer Eigenschaft direkt verbunden und grundlegend für die Herausbildung der bekannten Intelligenz- und Persönlichkeitstheorien. Als Ursprünge seien die Zugänge der Psychophysik (Weber, 1834; Fechner, 1860; u.a.), die Begründung der Faktorenthorien (Spearman, 1904; Thurstone, 1947; Cattell, 1952; vgl. Überla, 1968), aber auch die Vergessenskurve (Ebbinghaus, 1890) benannt, die alle mathematische Modelle und Methoden nutzten, um im jeweiligen Phänomenbereich das subjektive Erleben von physikalischen Reizstärken, die Wirkung von Fähigkeiten auf das Verhalten oder die Veränderung von Gedächtnisbesitz in der Zeit zu beschreiben und damit auch hypothetisch zu erklären.

Eine wichtige Etappe ist durch die Begründung einer Datentheorie durch Coombs (1960, 1964) ausgewiesen, weil hier ein generalisierter Anspruch auf

die modelltheoretische Erklärung der Entstehung von Daten unter unterschiedlichen Typen von Erhebungsmethoden formuliert und dann z.B. bei Roskam (1983) exemplarisch und theoretisch fundiert ausgearbeitet ist. In dieser Zeit entstand auch der Ansatz der Item-Antwort-Modelle oder latenten Strukturanalyse, der insbesondere der Analyse und Erklärung qualitativer Daten gewidmet war. Hierzu gehören u.a. die Ansätze der Likert-Skalen (wie z.B. Guttman-Skala, latente Distanzanalyse, latente Klassenanalyse, logistische Modelle) und die Ansätze mit Thurstone-Skalen (wie z.B. Thurstone-Skalierung, Entfaltungsmodelle nach Coombs) (vgl. Krause, 1977; 2000).

Allen diesen Zugängen war gemeinsam, dass sie vorerst zur Kennzeichnung stationärer Beobachtungssituationen angelegt, also im methodischen Sinne als Ein-Punkt-Beobachtungen hinsichtlich der Zeit zu kennzeichnen waren. Dies ist z.B. für eine Status-quo-Erfassung geeignet (z.B. in der Statusdiagnostik), wird aber erst durch die Erweiterung auf die Erfassung von Veränderungen in der Zeit psychologisch vollständig bedeutsam (Veränderungsmessung, Verlaufsmessung). Wesentlich für die Modellierung solcher Veränderungen ist das Ziel der Veränderungsanalyse. Besteht dieses Ziel in der Erklärung des ablaufenden Prozesses, dann kommen hier (abhängig vom Datenniveau) Methoden der Verlaufs- und Zeitreihenanalyse zur Anwendung (vgl. Möbus und Nagl, 1983). Besteht das Ziel jedoch in einer Interventions-evaluation, d.h. der Prüfung der Wirkung einer externen Einflussnahme auf den Prozess, dann entsteht zusätzlich die Frage nach den Ursachen von Veränderungen. Dabei sind zumindest drei Quellen von Veränderung zu unterscheiden: der Interventionseffekt (treatment effect), die Wirkung zusätzlicher Einflussgrößen (remission effect) und die Messfehler (error effect), die bei den wiederholten Beobachtungen nicht unabhängig sind und eigenständige Veränderungswirkungen hervorrufen können (vgl. Krause, 1982, 1987). Wichtige Ergebnisse unserer Arbeit waren:

- die Begründung der Modellierung von Veränderungsmesssituationen durch die Klasse der Fehler-in-den-Variablen Modelle, die es insbesondere gestattete, die Korreliertheit der Messfehler zu berücksichtigen und als Konstituente von Veränderungen abzuspalten (Krause, 1982; Krause und Raykov, 1987, 1989; Raykov, 1986),
- die Relativierung des Anfangswertgesetzes von Wilder (Law of initial value LIV), das ursprünglich als biologisches Grundgesetz diskutiert und verstanden wurde, in ein lokales und ein globales LIV, für die Prüfbedingungen ihres Auftretens begründet wurden (Krause und Raykov, 1989),
- die Begründung eines methodischen Standards für die Therapieevaluation

(Metzler und Krause, 1999), der in Anlehnung an das Prinzip der „good clinical praxis“ methodische Rahmenbedingungen für Interventionsevaluationsstudien in der Psychologie formuliert, die für die Sicherung der Aussagekraft solcher Studien unerlässlich sind,

- die Begründung und Zusammenstellung von methodischen Anforderungen für die verkehrspsychologische Rehabilitation (Krause, 2002, 2003).

3. Nutzung formaler Modelle in der Modellierung kognitiver Prozesse

Die Nutzung formaler Modelle bei der Analyse kognitiver Prozesse dient allgemein dem Ziel, die Bedingungen der Herausbildung kognitiver Leistungen zu prüfen und damit diese Prozesse nachbildbar zu machen. Dies begründet den Modellzugang zur Theoretischen Psychologie. Wir wollen hier angelehnt an eigene Forschungsarbeiten verdeutlichen, welche Aussagevielfalt aus diesem Zugang der Nutzung formaler Modelle zu erwarten und zu begründen ist. Dazu ist sowohl die Vielfalt der aktuellen Entwicklungen und Verfügbarkeit formaler Modelle zu beachten als auch die Vielfalt kognitiver Prozesse zu berücksichtigen.

Von der Verfügbarkeit formaler Modelle lässt sich ein breites Spektrum auffächern, das von diskreten Algorithmen und formalen Grammatiken über die Vielfalt neuronaler Netze bis hin zu genetischen Algorithmen und Evolutionsstrategien reicht. Allen Modellen ist gemeinsam, dass sie unschwer über die modernen Computersysteme realisierbar sind und damit zur Simulation kognitiver Prozesse verfügbar sind. Entscheidend bleiben zwei Fragen:

- a. die Frage nach der Unterschiedlichkeit der Handlungsprinzipien, die diesen Modellen ihre Funktionsfähigkeit geben, und
- b. die Frage nach den speziellen kognitiven Prozessen, die durch diese Modelle mit Erkenntnisgewinn analysiert werden können.

Wir wollen die Wechselwirkung dieser beiden Komponenten an Beispielen verdeutlichen:

3.1. Die Modellierung assoziativer Lernprozesse mit neuronalen Netzen

Es gibt in der Psychologie eine lange Diskussion über die Frage, ob und welche elementaren Lernprozesse durch die Wirkung des Assoziationsprinzips, d.h. durch Verstärkung und Hemmung von Verbindungen, erklärt werden können. Es war Köhler (1918), der mit seinen Versuchen zum Diskriminationslernen (u.a. bei Haushühnern) den Nachweis erbrachte, dass diese Leis-

tungen nicht auf das Assoziationsprinzip reduzierbar waren, sondern hier Generalisierungs- und Abstraktionsprozesse in die Anforderungsbewältigung eingehen (vgl. Pearce, 1997; Krause, 2003).

Für die Modellierung solcher Lernprozesse gibt es eine weitere Gruppe von Befunden, die das Modell von Rescorla und Wagner (1968, 1972) begründen. Sie belegen, dass assoziatives Lernen über Prozesse der Verstärkung und Hemmung beschrieben werden können und damit assoziatives Lernen folgendem Modell für die Veränderung DE der Lerneffizienz (Kontingenz- oder Bindungsstärke) genügt:

- für excitatorische Wirkungen: $\Delta E_i = \alpha_i \cdot \beta_1 \cdot (\lambda - \sum E_k)$
 - für inhibitorische Wirkungen: $\Delta E_i = \alpha_i \cdot \beta_2 \cdot (0 - \sum E_k)$.
- (Es bezeichnen α_i die bestehende Aktivität, β_1, β_2 die jeweilige Lernrate und λ das maximale Niveau der Assoziationsstärke).

Ein dritter Befund (Gluck und Bower, 1988; Estes u.a., 1989) begründet nun die Äquivalenz dieses Rescorla-Wagner-Modells mit einem einfachen neuronalen Netz.

Dies war der Ausgangspunkt für unsere Überlegung: Wenn neuronale Netze mit dem Rescorla-Wagner-Modell äquivalent sind und dieses mit dem Lernen durch Assoziieren äquivalent ist, dann gibt ein Vergleich von menschlichen Lernleistungen mit Modellsimulationen von neuronalen Netzen Aufschluss darüber, welche Lernprozesse vergleichbar ablaufen und damit dem Assoziationsprinzip entsprechen und bei welchen Lernanforderungen Unterschiede auftreten, die dann die Grenzen des Assoziationsprinzips im menschlichen Lernen kennzeichnen.

Ein erster Gedanke zur experimentellen Analyse besteht nun darin, durch eine Variation der Schwierigkeit einer Lernanforderung die Hypothese prüfbar zu machen, dass rein assoziatives Lernen (aus kapazitiven Gründen!) nur bis zu einem bestimmten Schwierigkeitsgrad möglich sein dürfte und danach nicht mehr. M.a.W. erfordern hohe Schwierigkeiten zu ihrer Bewältigung weiterführende Lernstrategien. Im Sinne unseres Modellierungsgedankens bedeutet dies, dass mit wachsender Schwierigkeit menschliches Lernen vom assoziativen Lernen nach dem Rescorla-Wagner-Modell verschieden und unterscheidbar sein sollte.

Aus den Ergebnissen (vgl. Zusammenfassung in Krause, 2003a) sei ein Befund hier ausgewählt, der den Vergleich der Schwierigkeiten betrifft. Dargestellt wird die Rangreihe der Schwierigkeiten, wie sie sich aus dem Lern-

~~aufwand von Probanden und den neuronalen Netzen (mit dem Lernprinzip „error back propagation“) ergibt:~~

Lernanforderung Lernsystem	AND	OR	NAND	NOR
Neuronale Netze	3	1	4	2
Probanden	1	2	3	4

Tab. 1: Schwierigkeitsrangreihen des Erwerbs ausgewählter logischer Funktionen

Wir sehen sowohl beim Vergleich von AND und OR als auch beim Vergleich der negierten Funktionen NAND und NOR einen genau entgegengesetzten Befund bei Netzen und Probanden. Für Probanden ist in beiden Fällen die OR-Verknüpfungen schwieriger als die AND-Verknüpfungen. Darüber hinaus sind für die Probanden insgesamt die negierten Verknüpfungen schwieriger als die nicht negierten. Im Gegensatz dazu sind bei beiden neuronalen Netzen die OR-Verknüpfungen leichter als die AND-Verbindungen, wobei jeweils wieder die Negation die Schwierigkeit erhöht. Allgemein macht das Ergebnis einen Befund deutlich:

Für neuronale Netze, die nach dem Assoziationsprinzip lernen, ist der Erwerb von OR-Verknüpfungen leichter als der Erwerb von AND-Verknüpfungen. Bei den Probanden ist dies genau umgekehrt; Probanden erwerben AND-Funktionen leichter als die OR-Funktionen. Dies bedeutet, dass der Schwierigkeitsanstieg eines rein assoziativen Lernens vom OR zum AND im Verhalten der Probanden genau gekippt wird. Dies jedoch ist nur dann möglich, wenn der wachsende Schwierigkeitsgrad die Probanden dazu bringt, das rein assoziative Lernprinzip zu überwinden und Abstraktionsprozesse in die Verhaltensregulation einzubeziehen. Solche Abstraktionsprozesse setzen jedoch Invarianten (Gemeinsamkeiten) voraus, wie sie bei der AND-Funktion durch das gemeinsame Auftreten von Merkmalen gegeben sind.

3.2. Die Modellierung induktiver Schlussprozesse

Ein wichtiger Ausgangspunkt zur Untersuchung induktiver Schlussprozesse waren die Befunde zum Vermeidungslernen der Arbeitsgruppe um Lachnit (1994). Diese Untersuchungen wurden mit den Paradigmen des „positive“ und „negative patterning“ durchgeführt. Sie zeigten, dass die Variation der Manifestationshäufigkeit der Merkmale für das „negative patterning“ keinen Einfluss auf den Lernprozess hat. Dies ist mit dem Prinzip des Assoziationslernens unvereinbar und begründet den Schluss, dass das Assoziationsprinzip

zur Befunderklärung nicht ausreichend ist. Hier setzen unsere Gedanken an (Krause und Gauger, 1997, Krause, 1990, 1991, 1996, 2001):

Allgemein gehen wir von dem Grundgedanken aus, dass bei allen Formen des Diskriminationslernens zwei Eigenschaften für den Lernprozess entscheidend sind:

- a. die Eigenschaften der Lernanforderung in Bezug auf die Merkmalsbeziehungen dahingehend, ob die Merkmale unabhängig voneinander oder konfundiert sind. (So treten im obigen Beispiel bei der OR-Funktion die beiden relevanten Merkmale unabhängig voneinander auf (oder nicht), während beim AND die Anhängigkeit des gemeinsamen Auftretens vorliegt.) Dabei sind unterschiedliche Formen der Konfundierung denkbar:
 - direkte Merkmalsabhängigkeiten (z.B. im Sinne einer Implikation),
 - indirekte Merkmalsabhängigkeiten von dritten Merkmalen,
 - relationale Abhängigkeiten, die in strukturellen oder funktionalen Abhängigkeiten bestehen können;
- b. die individuellen Lernvoraussetzungen, die sich aus Vorwissen und Erfahrungen ergeben und damit Lernhaltungen und -einstellungen begründen.

Kontrolliert man nun die Eigenschaften der Lernanforderung, dann kann man die Wirksamkeit unterschiedlicher Lernvoraussetzungen prüfen. Umgekehrt führt die Kontrolle der Lernvoraussetzungen zur Prüfung der Wirkung unterschiedlicher Lernanforderungen auf den Lernprozess. Und diese Beziehung gilt sowohl für unsere Probanden als auch für die Modelle der Informationsverarbeitung. Damit sind gleichzeitig methodische Möglichkeiten erschlossen, um aus dem Vergleich menschlicher und modellierter Verhaltensweisen Hypothesen über den Prozess der Informationsverarbeitung zu prüfen. Wir demonstrieren dies hier (vgl. Tab. 2) am Beispiel der Schwierigkeit einer Lernanforderung, genauer an dem Vergleich unterschiedlicher Schwierigkeitskonzepte mit dem menschlichen Verhalten (vgl. Krause, Gauger, 1997; Krause, 2003b).

Dargestellt sind die Befunde für Aufgabenpaare, deren erste Aufgabe theoretisch leichter ist. Außerdem haben diese Aufgabenpaare die Eigenschaft, dass sich ihre Wahrheitstabellen in genau einem Wertepaar unterscheiden und sonst nicht. Verwendet man in der Lernphase nur Items, in denen sich die zwei Aufgaben nicht unterscheiden, dann kann man nach Erreichen eines Lernkriteriums das verbleibende die Aufgaben trennende Item verwenden, um zu prüfen, welche Struktur erworben wurde. Dies ist in den Spalten für den Lerninhalt dargestellt. Der Unterschied ist deutlich, denn das Verhalten der neuronalen Netze spiegelt genau die Schwierigkeitsrangreihe wider, was

angesichts des Assoziationslernens dieser Netze, die ja kapazitativ nicht wirklich begrenzt sind, auch zu erwarten war. Deutlich der Unterschied zum menschlichen Lernen, das nicht dem Assoziationsprinzip folgt und damit offensichtlich weitergehende Strategien zur Lösung nutzt. Interessant in diesem Befund ist auch eine überraschend deutliche Ausbildung der XOR-Verknüpfung, die sich in anderen Literaturbefunden kaum zeigt. Im Sinne der Erklärungsansätze von Thornton (1996a, b) und Gauger (2002) kann dies in diesem Paradigma als Nutzung einer relationalen Merkmalsabhängigkeit erklärt werden, die in der Nutzung des abstrahierten Merkmals „Anzahl der auftretenden Merkmale“ bestehen könnte.

Verknüpfung	Häufigkeit der Wahl des Lerninhalts bzgl. des Testitems		Lernaufwand (mittlere Anzahl der benötigten Items)	
	Versuchspersonen	Netzwerke	Versuchspersonen	Netzwerke
AND	14	28	11,5	26,4
EQUI	14	0	10,2	-
NAND	4	28	9,7	56,5
XOR	24	0	11,4	-

Tab. 2: Vergleich der Lernleistungen von Probanden und neuronalen Netzen

In weiterführenden Untersuchungen hat Beyer (2001) an einem anderen Paradigma (Diagnoseparadigma) diese Einflüsse der Schwierigkeit auf das Lösungsverhalten untersucht. Einen zusammenfassenden Befund und Vergleich, der vier Stufen von Schwierigkeiten nahe legt, zeigt nachstehende Tabelle:

Niveaustufe (Level)	Netzwerke	Probanden
Level I	OR, A	AND, NOR
Level II	AND, $\sim A$	OR, A
Level III	NAND, NOR	NAND, $\sim A$
Level IV	EQUI, XOR	EQUI, XOR

Tab. 3: Darstellung der Schwierigkeitsstufen nach dem Lösungsverhalten bei Probanden und neuronalen Netzen (Felder mit unterschiedlicher Einfärbung kennzeichnen signifikante Unterschiede)

Auch hier wieder deutliche Unterschiede zwischen neuronalen Netzen und den Probanden, die hier aufgaben- und erfahrungsabhängig andere Unter-

schiede des Lösungsverhaltens und damit Grenzen des Assoziationslernens belegen.

3.3. Die Modellierung deduktiver Schlussprozesse

Waren die bisherigen Betrachtungen dem Erkennen von Invarianten und damit dem induktiven Lernen gewidmet, soll nun versucht werden, den Modellierungsansatz auch für deduktive Schlussprozesse zu spezifizieren. Wir wollen dies am Beispiel der Syllogismen versuchen, für die z.B. der Modus Tollens nach wie vor eine Anforderung darstellt, deren Verhaltensvielfalt bisher nicht befriedigend erklärt werden kann. Zwar weiß man nach dem Erickson-Modell, dass unterschiedliches Verhalten in solchen Schlüssen sehr stark durch unterschiedliche Repräsentationen der Glieder entsteht, aber ein systematischer Beleg für diese Wirkungen im Schlussprozess steht aus. Auch die neueren Erklärungsansätze von Johnson-Laird und Savary (1999), die als mentales Modell einen Ansatz des *sentential reasoning* vorschlagen, hat genau an dieser Stelle seine Grenzen. Das Modell versucht Deduktionsprozesse naiver Personen zu kennzeichnen, die nicht im logischen Denken trainiert sind. Der Grundgedanke ist eine Repräsentationsannahme, die auf dem Wahrheitsprinzip beruht: „*individuals tend to minimize the load on working ... not what is ... memory by representing explicitly only what is true, and not what is false*“. Damit wird jede Klausel eines Syllogismus hinsichtlich seiner Wahrheit repräsentiert und aus deren Kombination die Konklusion erklärt. Doch auch die experimentellen Befunde, die dieses Modell stützen, sind nicht in der Lage, den Schlussprozess hinreichend nachzubilden. Barrouillet und Lecas (2000) formulierten genau für diesen Aufgabentyp (*illusory inferences*) einen tragfähigen alternativen Erklärungsansatz, der ein Missverständnis der disjunktiven Prämissen einschließt. (Johnson-Laird (2000) erwidert jedoch, dass auch bei disjunktiven Prämissen sein Modell richtig prädiziert.) Auch die Befunde von Kruschke (1993,1999) stützen den Ansatz von Johnson-Laird und Savary nicht, denn im Modell ALCOVE wird neben dem Gemeinsamkeitsprozess in der zweiten Stufe der Erkenntnis ein Differenzierungsprozess angenommen, der genau auf die differenzierenden Elemente Bezug nimmt.

Festzuhalten ist aber, dass alle Befunde die Wirkung der Repräsentation der Aufgaben auf den Schlussprozess belegen, aber kein Befund vorliegt, der aus dem gesicherten Vorliegen einer bestimmten Repräsentationsform den Deduktionsprozess zu prädizieren gestattet. Genau dies soll unser Anliegen in der Weiterführung dieser Forschungsrichtung unter Einbeziehung der Modellierungsmethoden sein:

- a. die experimentelle Prüfung des Untersuchungsmaterials hinsichtlich der individuellen Repräsentationsformen (dies entspricht weitgehend einer Wissensdiagnostik bei unseren Probanden), und
- b. der Vergleich von menschlichen und modellierten Prozessverläufen auf der Grundlage vergleichbaren Vorwissens. Dabei interessiert zusätzlich (vgl. auch 3.5), welche Verarbeitungsstrategie dem menschlichen Verhalten am besten entspricht. Es wird also um die erfahrungsabhängige interindividuelle Prozessanalyse des deduktiven Schließens gehen.

Hervorhebenswert ist in diesem Zusammenhang auch ein Ansatz von Geurts (2003), der das Denken mit Quantifikatoren, also den Prädikatenkalkül, betrifft und in dem syllogistisches Schließen als Spezialfall enthalten ist. Wesentlich ist hier die Unterscheidung zwischen traditioneller und moderner Logik, die sich auf die Integration der leeren Menge in die Klausen und damit Schlüsse bezieht, und der Nachweis, dass Schlüsse mit Kardinal-Quantifikatoren nicht mit der Theorie syllogistischen Schließens erklärbar sind und nur im Rahmen des Konzepts quantifizierten Schließens erklärt werden können. Und daraus folgt der Schluss, dass „syllogistic reasoning may benefit from semantical research on quantification“. Diese Erweiterung begründet Möglichkeiten, auch im Modellierungsansatz Generalisierungen experimentell prüfbar zu machen.

3.4. Die Modellierung von Wahrscheinlichkeitslernen

Ein interessanter Erklärungsversuch dieser Lernprozesse liegt in der Betrachtung der Wahrscheinlichkeitsverteilungen der möglichen Reiz-Reaktions-Alternativen. In Anlehnung an die Betrachtungen von Thornton (1996 a, b) hat Gauger (2002) eine mögliche Reduktion des Diskriminationslernens auf diese Wahrscheinlichkeitsverhältnisse diskutiert und dabei dies als tragfähige Alternative zu den mentalen Modellen begründet.

Mit diesem Zugang stößt man auf eine aktuelle Diskussion, die fundamentale Schwierigkeiten im Rahmen des „probabilistic reasoning“ durch Gigerenzer u. Mitarb. (u.a. 1988, 1995, 2000, 2001) sowie Girotto und Gonzales (2001, 2002) aufzeigt:

- a. die Trennung zwischen „natural frequencies“ and „true probabilities“, die ein unterschiedliches Antwortverhalten bedingen (Gigerenzer);
- b. die Trennung zwischen „norm“ und „rule“, die sich vor allem im Kontextbezug unterscheiden und speziell das Auftreten von Fehlern im Denken erklären (Gigerenzer). „A norm relates to a specific class of situations, and it needs to be constructed and justified for these situations“;

- c. die weitergehende Differenzierung der Kontextwirkung (Präsentation), die dem Erklärungsansatz der „Frequentisten“ eine alternative Erklärung gegenüberstellt, der (bei der unterschiedlichen Aufgabenpräsentation beginnend) zu einem Modell der Relation zwischen Mengen und Teilmengen führt (Giroto und Gonzales). Letztere schließen, dass „number of chances express probability information and are not confused with natural frequencies“ und zeigen, dass „computational simplification is the more plausible explanation“ für das Antwortverhalten unter beiden Annahmen.

Mit einer Verbindung beider Ansätze, dem Diskriminationslernen und dem „probabilistic reasoning“ dürfte es interessant werden zu prüfen, ob die letzteren Diskrepanzen sich auch in diesem Lernparadigma so widerspiegeln und damit zur Differenzierung der bisherigen Erklärungsansätze beitragen können.

In diesem Kontext spielt noch ein weiterer Zugang eine Rolle, der bisher als Modellierungsansatz für psychologische Prozesse kaum genutzt wurde. Dies sind das Konzept unscharfer Mengen (fuzzy set) und die darauf aufbauenden Modelle (z.B. des unscharfen Klassifizierens), wie sie von Zadeh (1965) begründet wurden. Dies ist nicht nur wegen der direkten Beziehung zwischen den unscharfen Mengen und der mehrwertigen Logik interessant, sondern auch wegen der neueren Entwicklungen, die für eine Prozessmodellierung den Zugang über „fuzzy if-then rules“ entwickelt haben. Dubois und Prade (2003) diskutieren die Anwendungsbereiche dieses erweiterten Zugangs ausführlich und betonen, dass damit ein sehr fruchtbarer Zugang zur Wissensrepräsentation und Informationsverarbeitung begründet ist, der zur Differenzierung der Bedeutungen von Ähnlichkeit, Präferenz und Unsicherheit geeignet ist. Damit erschließt sich ein weiterer Aufgabenkreis, in dem durch Modellierungen Aussagen über Lernprozesse möglich und entscheidbar werden.

3.5. Die Nutzung unterschiedlicher Modelle zur Prüfung von Prozesshypothesen

Ein letzter Gedanke, unsere zukünftige Forschung betreffend, ist die Nutzung unterschiedlicher Modelle zur Prüfung von Prozesshypothesen. Die Welt der informationstheoretisch begründeten Modelle ist sehr weit. Dazu gehören Modelle wie die neuronalen Netze, die Evolutionsstrategien, Genetische Algorithmen, Agentensysteme, aber auch mathematisch begründete Modelle wie Algorithmen und Grammatiken gehören dazu. Jede Modellklasse ist durch ihre besonderen Voraussetzungen und Eigenschaften ausgezeichnet.

Dies begründet die Frage danach, ob diese Unterschiedlichkeit nicht genutzt werden kann, um aus der vergleichenden Anwendung solcher Modelle, psychologische Prozess- oder Strategieannahmen prüfbar zu machen.

Als ein Beispiel kann die Modellierung von Taatgen und Anderson (2002) dienen, die versuchten das Erlernen der Vergangenheitsform (past tense) zu modellieren, da bisherige Erklärungsansätze unbefriedigend blieben. Unter Verwendung eines hybriden ACT-R Modells und eines neuronalen Netzes (NN) konnte der Erwerb regelmäßiger und unregelmäßiger Verbformen modelliert werden. Dabei zeigte sich, dass das ACT-R Modell mit weniger Annahmen auskommt, als das NN-Modell und darüber hinaus fähig ist, Aspekte des Spracherwerbs zu modellieren.

Auch die unter 3.1 angeführten Befunde ermöglichten es, durch Modellierungen mit neuronalen Netzen die Assoziationshypothese menschlichen Diskriminationslernens zu prüfen und, wie oben gezeigt, ihre Grenzen aufzuzeigen. Vergleichbar interessante Aussagen erwarten wir, wenn wir Modelle, die auf dem Zufallsprinzip basieren mit Modellen vergleichen, die ausgewähltes strategisches Verhalten realisieren. Hier öffnet sich ein weites Feld, das in Abhängigkeit von psychologischen Theorien und Erklärung erschlossen werden sollte.

4. Themenbereiche zur Diskussion in der Leibniz-Sozietät

Aus den Darstellungen begründet sich, dass für die Diskussion in der Leibniz-Sozietät Themenbereiche vorgestellt werden sollten, die der Interdisziplinarität und Expertise der Mitglieder entsprechen sollten und dabei einen Beitrag für eine in Diskussion befindliche Arbeitsgruppe „Theoretische Psychologie“ liefern können. Dazu gehören u.a.

- Beiträge zur Modellierung und Erklärung induktiven und deduktiven Denkens,
- Beiträge zur Erklärung/Differenzierung übergreifender Phänomeneigenschaften wie Komplexität, Schwierigkeit, Ähnlichkeit, ... die durch gezielte Modellanalysen im Vergleich zum menschlichen Verhalten ermöglicht werden,
- Beiträge zu Modellvergleichen und ihrer Bedeutung im Rahmen einer Theoretischen Psychologie.

5. Literatur

- Barrouillet, P. und Lecas, J.-F. (2000). Illusory inferences from a disjunction of conditionals : a new mental model account. *Cognition* 76, 167–173.
- Beyer, L. (2001). Komponenten der Nutzung und Ausbildung induktiven Wissens. Dissertationsschrift, Humboldt-Universität zu Berlin.
- Bourne, L.E. (1974). An inference model for conceptual rule learning. In Solso, R.L. (Ed.), *Theories in Cognitive Psychology: The Loyola Symposium* (pp. 231–255). Potomac, Maryland: L. Erlbaum Ass.
- Cattell, R.B. (1952). *Factor analysis*. New York: Harper & Bros.
- Clark, A. und Thornton, C. (1997). Trading spaces: Computation, representation, and the limits of uninformed learning. *Behavioral and Brain Sciences* 20, 57–90.
- Dörner, D. (1989). *Die Logik des Misslingens*. Rowohlt Verlag: Reinbek.
- Dörner, D. (2002). *Die Mechanik des Seelenwagens*. Verlag Hans Huber: Bern.
- Dubois, D. und Prade, H. (2003). Fuzzy set and possibility theory-based methods in artificial intelligence. *Artificial Intelligence* 148, 1–9.
- Erickson, J.R. (1974). A set analytic theory of behavior in formal syllogistic reasoning tasks. In: Solso, R. (ed). *Theories in cognitive psychology: The Loyola Symposium*. Lawrence Erlbaum Ass.: New Jersey.
- Erickson, J.R. (1978). Research in syllogistic reasoning. In: Revelin, R. und R.E. Meyer (eds.). *Human reasoning*, 39–50. John Wiley: New York.
- Estes, K.E., Campbell, J.A., Hatsopoulos, N. und Hurwitz, J.B. (1989). Base-rate effects in category learning: A comparison of parallel networks and memory storage-retrieval models. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory and Cognition* 15, 556–571.
- Fechner, G. T. (1860). *Elemente der Psychophysik*. Leipzig.
- Gauger, U. (2002). Möglichkeiten und Grenzen der Modellierung von Lernprozessen mit neuronalen Netzwerken. Dissertationsschrift, Humboldt-Universität zu Berlin.
- Geurts, B. (2003). Reasoning with quantifiers. *Cognition* 86, 223–251.
- Gigerenzer, G., Hall, W. und Blank, H. (1988). Presentation and content: the use of base rates as a continuous variable. *J. Exp. Psychol., Human Perception and Performance* 14, 513–525.
- Gigerenzer, G. (2000). *Adaptive thinking: rationality in the real world*. New York: Oxford University Press.
- Gigerenzer, G. (2001). Content-blind norms, no norms, or good norms? A reply to Vranas. *Cognition* 81, 93–103.
- Gigerenzer, G. und Hoffrage, U. (1995). How to improve Bayesian reasoning without instruction: frequency format. *Psychological Review* 102, 684–704.
- Giroto, V. und Gonzales, M. (2001). Solvive probabilistic and statistical problems: a matter of question form and information structure, *Cognition* 78, 247–276.

- Giroto, V. und Gonzales, M. (2002). Chances and frequencies in probabilistic reasoning: rejoinder to Hoffrage, Gigerenzer, Krauss, and Marrignon. *Cognition* 84, 353–359.
- Gluck, M.A. und Bower, G.H. (1988). From conditioning to category learning: An adaptive network model. *Journal of Experimental Psychology: General* 117, 227–247.
- Johnson-Laird, P.N. und Savary, F. (1999). Illusory inferences : a novel class of erroneous deductions. *Cognition* 71, 191–229.
- Johnson-Laird, P.N. (2000). Illusion and model: a reply to Barrouillet and Lecas. *Cognition* 76, 175-178.. *Cognition* 71, 191–229.
- Klix, F. und B. Krause (1969). Zur Definition des Begriffs „Struktur“, seiner Eigenschaften und Darstellungsmöglichkeiten in der Experimentalpsychologie. *Z. Psychol.* 176, 22–54.
- Klix, F. (1970). Neue Ergebnisse und Entwicklungstendenzen in der kybernetisch-psychologischen Erforschung kognitiver Prozesse. In: Klix, F. (Hrsg.) *Kybernetische Analysen geistiger Prozesse*. VEB Deutscher Verlag der Wissenschaften: Berlin.
- Klix, F. (1976). Über Grundstrukturen und Funktionsprinzipien kognitiver Prozesse. In: Klix, F. (Hrsg.). *Psychologische Beiträge zur Analyse kognitiver Prozesse*. VEB Deutscher Verlag der Wissenschaften: Berlin.
- Klix, F. (1980). General psychology and the investigation of cognitive processes. In: Klix, F. and Krause, B. (Eds.). *Psychological research*. Humboldt-University 1980. VEB Deutscher Verlag der Wissenschaften: Berlin.
- Klix, F. (1983). Organismische Informationsverarbeitung – Grundlage geistiger Leistungsfähigkeit. In: Scheel, H. und Lange, W. (Hrsg.) *Zur Bedeutung von Information für Individuum und Gesellschaft*. Leibniz-Tag der Akademie der Wissenschaften der DDR. 223–241.
- Klix, F. (1984). Über Wissensrepräsentation im menschlichen Gedächtnis. In: Klix, F. (Hrsg.) *Gedächtnis – Wissen – Wissensnutzung*. VEB Deutscher Verlag der Wissenschaften: Berlin.
- Krause, B. (1977). Skalierungsmodelle in der Psychodiagnostik. *Z. Psychol.* 185, 257–287.
- Krause, B. und Metzler, P. (1978). Zur Anwendung der Inferenzstatistik in der psychologischen Forschung. *Z. Psychol.* 186, 244–267.
- Krause, B. und Raykov, T. (1989). Two approaches to measuring change in qualitative data and Wilder's „law of initial values“. *Z. Psychol.* 197, 121–128.
- Krause, B. (1990). Models for inductive reasoning. *Z. Psychol.* 198, 405–415.
- Krause, B. (1991). Experimentelle Beiträge zum kognitiven Lernen. in: *Experimentalpsychologie heute – 100 Jahre Zeitschrift für Psychologie*. *Z. Psychol. Suppl.* 11, 239–251.
- Krause, B. (1996). Towards a theory of cognitive learning. in: J. Brzesinski, B. Krause, T. Maruszewski (Hrsg.) *Idealization in Psychology*. Amsterdam.

- Krause, B. und Gauger, U. (1997). Learning and Use of Invariances: Experiments and Network Simulations. In Brzezinski, J., Krause, B. Maruszewski, T. (eds.), *Poznan Studies in the Philosophy of the Sciences and Humanities* (vol. 65, pp 195–214). Amsterdam: Rodopi.
- Krause, B. (1997). Towards a theory of cognitive learning. In Brzezinski, J., Krause, B. Maruszewski, T. (eds.), *Poznan Studies in the Philosophy of the Sciences and Humanities* (vol. 65, pp 177–194). Amsterdam: Rodopi.
- Metzler, P. und Krause, B. (1999). Methodischer Standard bei Studien zur Therapieevaluation. *MPR Online*, Bd.2.
- Krause, B. (2000). Entwicklungstendenzen mathematischer Methoden in der psychologischen Forschung. *Zeitschrift für Psychologie* 208, 357–384.
- Krause, B. (2001). Methoden der Beobachtung und Modellierung elementarer Lern- und Gedächtnisprozesse. In: Krause, B. (Hrsg.). *Ebbinghaus-Symposium. ZeE-Publikationen. Reihe: Wissenschaftliche Veranstaltungen. Band 1*. Berlin: ZeE.
- Krause, B. & Gauger, U. (1997). Learning and use of invariances: Experiments and network simulations. In: Brzezinski, J., Krause, B. & Maruszewski, T. (Eds). *Idealization in psychology*. Amsterdam: Rodopi.
- Krause, B. (2002). Veränderungsmessung und Interventionsevaluation. In: Meyer-Gramcko u.a. (Hrsg.). 38. BDP Kongress Verkehrspsychologie.
- Krause, B. (2003). Methodische Grundlagen zur Evaluation verkehrspsychologischer Rehabilitation. In: Krause, B. und Metzler, P. (Hrsg.). *ZeE- Publikationen, Reihe „Empirische Evaluationsmethoden“*, Band 6. Berlin: ZeE.
- Krause, B. (2003). Erkennen diskreter Merkmalsstrukturen. Ein Beitrag zur Untersuchung und Modellierung menschlicher Lernprozesse. In: *Sitzungsberichte der Leibniz- Sozietät*, Band 57. Berlin: Trafo- Verlag.
- Krause, B. (2003). Schwierigkeit beim logischen Denken. In: Krause, B. und Krause, W. (Hrsg.). *Psychologie im Kontext der Naturwissenschaften. Beiträge zur menschlichen Informationsverarbeitung – Festschrift für Friedhart Klix zum 75. Geburtstag. Ehrenkolloquium der Leibniz-Sozietät im November 2002 in Berlin. Abhandlungen der Leibniz-Sozietät*. Trafo-Verlag.
- Kruschke, J.K. (1992). ALCOVE: An exemplar-based connectionist model for category learning. *Psychological Review* 99, 22–44.
- Kruschke, J.K. (1993). Human category learning: Implications for backpropagation models. *Connection Science* 5, 3–36.
- Lachnit, H. (1994). Induktive versus assoziative Prozesse bei der Reizdiskrimination. *Zeitschrift für experimentelle und angewandte Psychologie* 41, 116–124.
- Pearce, J.M. (1997). *Animal learning and cognition*. Psychological Press: East Sussex, UK.
- Rescorla, R.A. und A.R. Wagner (1972). A theory of Pavlovian conditioning: Variations in the effectiveness of reinforcement and nonreinforcement. In: Black, A.H. und W.F. Prokasy (eds.). *Classical conditioning H: Current research and theory*, 64-99. Appleton-Century-Crofts: New York.

- Roskam, E. E. (1983). Allgemeine Datentheorie. In: Enzyklopädie der Psychologie, Themenbereich Methodologie und Methoden, Serie Forschungsmethoden Band 3. Verlag für Psychologie – Dr. C. J. Hogrefe: Göttingen.
- Spearman, C. (1904). General intelligence, objectively determined and measured. *American Journal of Psychology* 15, 201–291.
- Taatgen, N. A. und Anderson, J. R. (2002). Why children learn to say „Broke“? A model of learning the past tense without feedback. *Cognition* 86, 123–155.
- Thornton, C. (1996a). Is transfer inductive?. CSPR 447. Sussex.
- Thornton, C. (1996b). Backpropagation can't do parity generalisation. CSPR 450. Sussex.
- Thurstone, L.L. (1947). *Multiple factor analysis*. Chicago: University Press.
- Überla, K. (1968). *Faktorenanalyse*. Heidelberg, New York: Springer-Verlag.
- Weber, E. H. (1834). *De tactu*. Leipzig.
- Zadeh, L.A. (1965). Fuzzy sets. *Inform. and Control* 8, 228–253.