18. Kapitel

Zur Modellierung des Wissenserwerbs als deduktive und induktive Wissensveränderung

Claus Möbus und Olaf Schröder

Erscheint in

Enzyklopädie der Psychologie

Themenbereich C: Theorie und Forschung

Serie II: Kognition

Band G: Wissenspsychologie Herausgeber: F.Klix & H.Spada

Anschriften der Autoren

Prof.Dr.Claus Möbus & Dr.Olaf Schröder Abt. Lehr-/ Lernsysteme FB Informatik C.v.O. Universität 26111 Oldenburg "Das beste Modell für eine Katze ist eine Katze. Möglichst dieselbe Katze." (Norbert Wiener)

1. Einleitung

Das hier behandelte Thema "Wissenserwerb" ist nicht nur Forschungsgegenstand der Kognitionspsychologie (KP), sondern auch der Kognitionswissenschaft (KW) und der Künstlichen Intelligenz (KI). In einer idealisierenden Klassifikation könnte man dabei das Vorgehen der Kognitionspsychologie als *analysierend*, das der Künstlichen Intelligenz als *synthetisierend* und das der Kognitionswissenschaft als *Kombination* davon auffassen. BRAITENBERG (1984) charakterisiert diese Vorgehensweisen anspielend auf die in der Informatik gängigen Problemlösestile auch als "law of downhill synthesis and uphill analysis". STRUBE et al. (1993) drücken sich noch etwas pointierter aus:

"Analyse ist Sisyphusarbeit, mühsam und nie zu Ende zu bringen. Modellierung (also Synthese) vermeidet dieses Problem, muß aber durch Analyse immer wieder an der Empirie - hier vor allem an der menschlichen Kognition gemessen werden. Die Methode des Experiments ist der Weg, hier in kleinen Schritten bergauf zu gehen".

Einen Überblick über den gegenwärtigen Stand von KP, KI und KW bieten beispielsweise ANDERSON (1990b), BODEN (1988, 1989), GÖRZ (1993), STILLINGS et al. (1987) und VanLEHN (1991a). Wir werden versuchen, hier bezogen auf unser Thema die drei Perspektiven KP, KW und KI zumindest ansatzweise zu behandeln.

Bei unserer Arbeit wollen wir von folgenden Annahmen ausgehen: Wissenserwerb ist (1) ein vorwiegend kognitiver Prozeß, der sich (2) als informationsverarbeitender Prozeß formal beschreiben bzw. spezifizieren und (3) als spezifikationsgetreues Computermodell implementieren läßt. Die von uns implementierten Modelle sind weniger dem *subsymbolischen* Konnektionismus (RUMELHART & McCLELLAND, 1986; McCLELLAND & RUMELHART, 1986; MacGREGOR, 1987; ANDERSON & ROSENFELD, 1988; MINSKY & PAPERT, 1988; CAUDILL & BUTLER, 1992) und dem ebenfalls subsymbolischen Mikroregelansatz (HOLLAND et al., 1986; HOLLAND, 1986) als vielmehr dem *Symbolparadigma* (NEWELL & SIMON, 1972; NEWELL, 1990) verpflichtet. Die inhaltlichen Gründe werden wir in Abschnitt 2 noch näher darlegen.

Die physical symbol system hypothesis (s.a. Abb. 1) lautet:

"Thus it is a hypothesis that these symbols are in fact the same symbols that we humans have and use everyday of our lives. Stated another way, the hypothesis is that humans are instances of physical symbol systems." (NEWELL, 1980, p.116).

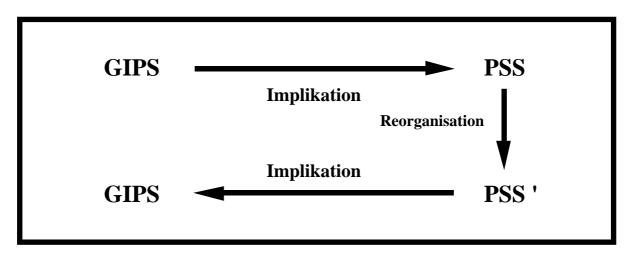


Abb. 1: Struktur der physikalischen Symbolsystemhypothese mit physikalischen Symbolsystemen (PSS) und generell intelligenten physikalischen Systemen (GIPS)

Nach dieser Hypothese werden die Annahmen, Ziele und das Wissen eines Subjekts hinsichtlich bestimmter Entitäten in der Welt mental repräsentiert. Auf einer bestimmten Abstraktionsebene, nämlich der Wissensebene (Knowledge Level), läßt sich die mentale Repräsentation durch Symbole beschreiben. Psychologische Theoriebildung zum Wissenserwerb ist demnach unabhängig von ihrer tatsächlichen biologischen Materialisierung möglich: für eine kognitive Modellierung genügt die Beschreibung bzw. Spezifikation der Funktion des biologischen Substrats auf einem gewählten Abstraktionsniveau, das unterhalb des Knowledge Level liegt und somit konkreter ist. So schreibt z.B. ANDERSON (1990b, S.25f):

"The study of cognitive behavior is an interesting and worthwhile endeavor, despite the identifiability problem at the implementation level. We are making important progress in the absence of physiological data. For many purposes, such as application to education, such a physiological base would be excess baggage."

Weitere für diesen Ansatz typische Annahmen (FODOR & PYLYSHYN, 1988; STRUBE et al., 1993) sind u.a.: (1) Generativität und (2) kompositionale Semantik. Unter der Generativität verstehen die "Symbolisten" die Möglichkeit

[&]quot;A physical symbol system has the necessary and sufficient means for general intelligent action"

⁽NEWELL & SIMON, 1976, p.16) "Necessary means that any physical system that exhibits general intelligence will be an instance of a physical symbol system." (NEWELL, 1981, p.72)

[&]quot;Sufficient means that any physical symbol system can be organized further to exhibit general intelligent action." (NEWELL, 1981, p.72)

[&]quot;General intelligent action means the same scope of intelligence seen in human action: that in real situations behavior appropriate to the ends of the system and adaptive to the demands of the environment can occur, within some physical limits." (NEWELL, 1981, p.72)

des Subjekts, abzählbar unendlich viele verschiedene mentale Strukturen aus einem endlichen Alphabet von mentalen Symbolen zu generieren. Nur ein derartig mächtiges System kann z.B. Ausdrücke in natürlichen oder künstlichen Sprachen (wie z.B. Logik, Computersprachen) erzeugen und verstehen. Die kompositionale Semantik erlaubt es, die Bedeutung komplexer mentaler Ausdrücke aus der Bedeutung der Teilausdrücke nach formalen Interpretationsregeln zu bestimmen. Die Interpretation ist dabei kontextunabhängig. Diese Auffassungen blieben nicht unwidersprochen (s.a. STRUBE et al., 1993).

Formale Modelle (d.h. mathematische und Computermodelle) werden auf die Eindeutigkeit ihrer Struktur (d.h. ihrer Identifizierbarkeit) hinterfragt. Dieses Thema ist in der Kognitionspsychologie nur ein Randthema, obwohl es von zentraler Bedeutung sein sollte. Die Frage der *Identifizierbarkeit* von Modellen auf der Basis von Verhaltensdaten muß pessimistisch beantwortet werden. ANDERSON (1990b, S.26), der sich intensiv mit dieser Frage beschäftigt hat, meint hierzu im Sinne einer Klärung:

"However, when we are inducing a scientific theory from behavioral data, we should not lose track of what we are doing. We are inducing an *abstract* function that maps input to output. We need a notation for codifying that function so we can communicate it to others, reason about it, and derive predictions. This is what our cognitive architectures and implementation theories provide us with - a system of notation for specifying the function....To summarize, the argument is not that we should abandon developing implementation theory, but rather that their scientific claims should be read as the abstract behavioral functions they compute, not the specific mechanisms proposed".

Dieser für den Modellarchitekten negativen Einschätzung kann man andererseits auch positive Seiten abgewinnen. Zum einen sind Implementationsdetails der Modelle, soweit sie nicht die Input-Outputrelation und das Zeitverhalten tangieren, irrelevant. Zum anderen dürfen die intendierten Anwendungen und die Kommunizierbarkeit des Modells auf das Modelldesign legitime Einflüsse ausüben.

Diese Argumente klingen nach Neobehaviorismus, den doch viele Kognitionspsychologen überwunden glaubten. Auch hier liefert ANDERSON (1990b, S.26) eine Standortpräzisierung:

"Behaviorism was correct in its usually unstated assumption that you cannot infer the mechanisms in the black box from what goes in and what comes out. It was incorrect in going from that to its claims that there should be restrictions on the notation with which theories are stated. The consequences of these restrictions was to produce theories that were incapable of computing the complex cognitive functions that people could. Said another way, the inadequacy of behaviorism was not its claim that a scientific theory was a mapping from stimulus to response but in the unnecessary restrictions it placed on the computational power of the mapping. All successful criticisms of behaviorist theories have focused on their computational power. The success of modern cognitive psychology stems from the computational power of our theories."

Dies trifft nicht zuletzt auf Theorien des Erwerbs und der Veränderung von Wissen zu. Doch kommen gerade hier zusätzlich zu dem bereits erwähnten Identifikationsproblem auf der Implementationsebene auch konzeptuelle Probleme auf der Ebene abstrakter Funktionen hinzu. Wissensveränderungsprozesse können nach einer Reihe von Gesichtspunkten klassifiziert werden (z.B. CARBONELL et al., 1983; REISS; 1992), und eine genaue Klärung und Abgrenzung bereitet schon auf der Ebene der oben erwähnten abstrakten Funktionen Schwierigkeiten: Man denke etwa an Begriffe wie Generalisierung, Abstraktion und analogisches Lernen.

Wir wollen in diesem Beitrag eine Systematik der Modellierung von Prozessen der Wissensveränderung skizzieren, die unseres Erachtens für die Entwicklung "symbolischer" Modelle des Erwerbs und der Veränderung von Wissen nützlich sein kann. Wir wollen damit einen Beitrag zu der begrifflichen Klärung, Einordnung und Vergleichbarkeit von Prozessen der Wissensveränderung und ihrer Modellierung leisten. Dazu gehört zunächst die Behandlung des Modellbegriffs, dem der 2. Abschnitt gewidmet ist. Dabei werden Struktur- und Ablaufmodelle unterschieden. Der 3. Abschnitt enthält eine Systematik von Prozessen der Wissensmodifikation. Deduktive und induktive Wissensmodifikation werden definiert und in einen Problemlösekontext, nämlich die Tätigkeiten Planen und Erklären, gestellt. Der Bezug zu Repräsentationsformen (deklarativ - prozedural) wird dargestellt. Anschließend wird anhand eines Alltagsbeispiels gezeigt, wie Abstraktion, Erklärungsbasiertes Lernen, empirische Induktion, Generalisation und Abstraktion als Varianten deduktiver und induktiver modifikationsprozesse aufgefaßt werden können. Im 4. Abschnitt schließlich wird ein Teil der eingeführten Konzepte anhand eines theoretischen Ansatzes zum Problemlösen, zum Erwerb und zur Modifikation von Wissen exemplarisch veranschaulicht.

2. Zum Begriff des Modells

Im vorwissenschaftlichen Sprachgebrauch taucht der Begriff des Modells in zwei verschiedenen Sichten auf. Einmal steht "Modell" für *Bild* oder Abbild eines Objekts, wie es zum Beispiel beim "Flugzeugmodell" zum Ausdruck kommt. Zum anderen wird der Begriff aber auch für das abzubildende Objekt oder *Original* (wie z.B. das "Aktmodell" des Künstlers) benutzt. Auch in der formalwissenschaftlichen Logik, der ingenieurwissenschaftlichen Informatik und der empirischen Psychologie ist diese Dualität zu beobachten (DEPPE,

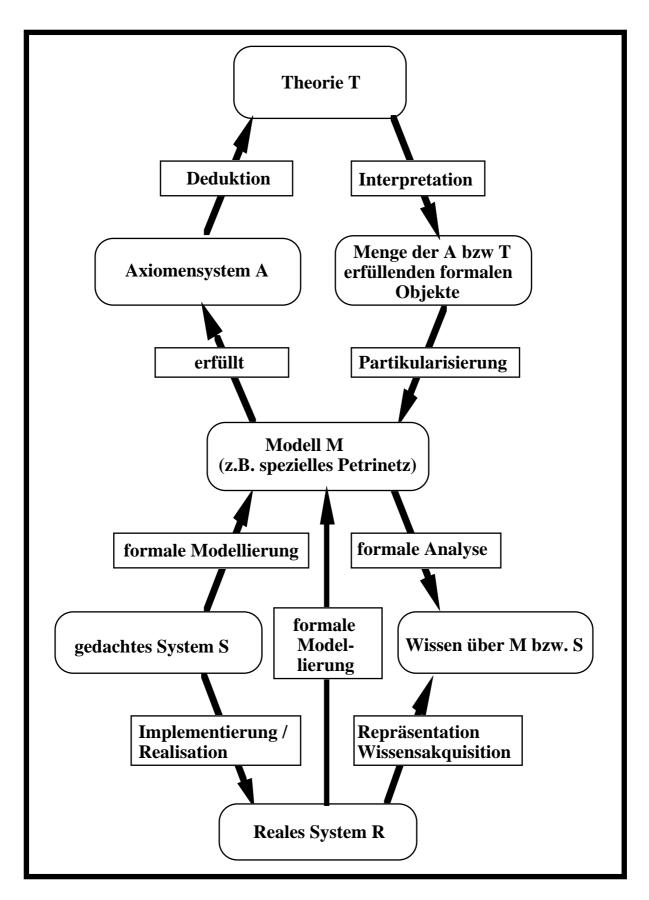


Abb. 2: Modellbegriffe (nach BAUMGARTEN, 1990, S. 20)

1977). In der Modelltheorie der Logik steht Modell für das durch die formale Theorie zu Beschreibende (d.h. das Original), während in Informatik, KW und KI Computerprogramme Modelle (d.h. Bilder) für real existierende Systeme sein können. Diesen Unterschied zeigt auch Abb. 2. Die obere Hälfte zeigt den Modellbegriff in der Logik: Ein Modell ist eine formale Struktur, die eine aus einem Axiomsystem deduzierte Theorie (d.h. eine Menge von Formeln) erfüllt. Die untere Hälfte zeigt den Modellbegriff aus der Sicht eines Systemspezifizierers als Spezifikation eines realen Systems.

Da wir hier die Modellierung des Wissenserwerbsprozesses mit ablauffähigen Computermodellen zum Thema haben, wollen wir den Modellbegriff und seine Verwendung in der Psychologie näher beleuchten. Man kann Strukturmodelle und Ablaufmodelle (computational models) unterscheiden. Strukturmodelle werden von Vertretern der formalen Logik (z.B. SCHWABHÄUSER, 1971) unter dem Stichwort "Modelltheorie" und in der Psychologie von den Anhängern des Strukturalismus (z.B. WESTMEYER, 1989) analysiert und konstruiert (d.h. synthetisiert). In dieser Tradition werden Theorien und Modelle formal beschrieben. Demgegenüber steht die Modellierung mit Ablaufmodellen. Hier werden Modelle (formal) spezifiziert und dann als Computerprogramme implementiert (NEWELL, 1990). Beide Modellbegriffe lassen sich im Prinzip als ideale Ergänzungen auffassen. Die Strukturmodelle könnten als Spezifikationen der Ablaufmodelle angesehen werden. Diese Sicht, Beschreibungen im Sinne einer Spezifikation, und Implementationen als "zwei Seiten einer Medaille" anzusehen, taucht in der Informatik mit dem Konzept der abstrakten Datentypen (ADT) auf (AZMOODEH, 1990; BAUER & WÖSSNER, 1981). Sie hat sich bei der kognitiven Modellierung noch nicht durchgesetzt. Ein erster Versuch (DILGER & WOMANN, 1984), die Realisation bzw. Implementation eines semantischen Netzes abstrakt im Sinne eines ADT zu spezifizieren, blieb relativ unbeachtet.

2.1 Strukturmodelle

Betrachten wir zunächst die Strukturmodelle. Modell im Sinne der Logik oder mathematischen Modelltheorie ist ein tatsächlicher Repräsentant x einer abstrakten mathematischen Theorie T. Man bezeichnet dann auch x als *Modell* der Theorie T.

Betrachten wir z.B. in der Aussagenlogik eine Formel F und eine Belegung A. Ist A für alle in F vorkommenden atomaren Formeln definiert und A(F) =

wahr, dann ist F unter der *Belegung A* wahr oder *A* ist ein Modell für F (s.a. z.B. SCHÖNING, 1991). Formal läßt sich das ausdrücken als:

$$A \models F$$

Gilt F unter allen Belegungen A, ist die Formel F gültig bzw. eine Tautologie und wir schreiben:

$$(2) |= F$$

Zur Veranschaulichung der Konzepte wollen wir hier einen (fiktiven) Dialog aus der Gerontopsychologie (SCHÖNING, 1991) referieren:

"Worin besteht das Geheimnis Ihres langen Lebens?" wurde ein 100-jähriger gefragt. "Ich halte mich streng an die Diätregeln: Wenn ich kein Bier zu einer Mahlzeit trinke, dann habe ich immer Fisch. Immer wenn ich Fisch und Bier zur selben Mahlzeit habe, verzichte ich auf Eiscreme. Wenn ich Eiscreme habe oder Bier meide, dann rühre ich Fisch nicht an."

Der Fragesteller - ein nicht in Logik bewanderter Gerontopsychologe - fand diesen Ratschlag ziemlich verwirrend. Der formal Ausgebildete würde dagegen die Modelle A der Formel F berechnen:

(3)
$$F = (\neg bier \Rightarrow fisch) \land (fisch \land bier \Rightarrow \neg eis) \land (eis \lor \neg bier \Rightarrow \neg fisch)$$

Die Modelle lassen sich in einer Tabelle übersichtlich schreiben:

Modelle	bier	eis	fisch
M ₁	wahr	falsch	falsch
M ₂	wahr	falsch	wahr
M ₃	wahr	wahr	falsch

Die Modelle beschreiben *Situationen*, die die Formel (= Lebensregel) wahr machen (erfüllen). Der Vergleich der Modelle M_1 , M_2 , M_3 zeigt die Bedeutung von Bier zum Essen. Genau genommen sind q = bier oder auch $q = bier \land \neg$ (eis \land fisch) logische Folgerungen aus F:

$$(4) F = q$$

Die Relation (4) gibt an, daß q eine logische Folgerung von F ist, da die Formel q in allen Modellen von F wahr ist. Wie sich in Abschnitt 3 zeigt, handelt es sich um eine *deduktive Wissensoptimierung*, wenn der Fragesteller sich statt der konjunktiv verknüpften Regelmenge F nur die kompakte Erkenntnis "Bier" oder "Bier und nicht zusammen Fisch und Eis" merkt. Es wäre jedoch falsch, von Bier als notwendiger Bedingung für ein langes Leben

zu sprechen. Bier ist nur notwendig bezogen auf die Modelle von F und dem von ihnen repräsentierten Lebensausschnitt (d.h. die Nahrungsaufnahme des 100-jährigen). Zusammenfassend läßt sich sagen, daß das modellierte Konzept den Namen "Geheimnis des 100jährigen" mit Extension M1-M3 und der Intension "bier ∧ ¬ (eis ∧ fisch)" hat.

Analog zur Aussagenlogik ist der Modellbegriff in der Prädikatenlogik definiert. Allerdings ist hier A jetzt keine Belegung mehr sondern eine zu F passende *Struktur*. Darunter wird hier ein Paar verstanden (SCHÖNING, 1991, S.54):

$$(5) A = \langle \mathbf{U}_{\mathbf{A}}, \mathbf{I}_{\mathbf{A}} \rangle$$

wobei: U_A eine beliebige nichtleere Menge (Universum) und

I_A eine behebige inchdeere Weilge (Oliversum) und
eine Interpretationsabbildung ist, die jedem k-stelligem Symbol
(Konstante, Variable, Funktions- und Prädikatssymbol) der
Formel F (Theorie) ein entsprechendes Element aus U_A, eine
Funktion auf U_A und ein Prädikat über U_A zuordnet

Das Universum U_A kann natürlich auch eine Menge von psychologisch relevanten Daten wie z.B. eine Menge von Handlungsepisoden oder das Protokoll eines Wissenserwerbsprozesses sein. Kann man zu U_A noch eine Interpretationsabbildung I_A hinzufügen, kann man prüfen, ob die Struktur $A = \langle U_A, I_A \rangle$ Modell der Formel F oder einer Formelmenge T (=Theorie) ist. SUPPES (1969) hat ganz in diesem Sinne die Konzepte des "stimulus-response model", der "rational subjective choice structure" und des "linear response model" als mengentheoretische Prädikate "is a stimulus-response model", "is a rational subjective choice structure" und "is a linear response model" definiert.

SUPPES' Axiomatisierung von Theorien durch Definition mengentheoretischer Prädikate wurde von SNEED (1971) zum Begriffsapparat des Strukturalismus so weiterentwickelt, daß auch empirische Theorien analysierbar sind. Eine umfassende fachübergreifende Darstellung der strukturalistischen Methode findet sich in BALZER et al (1987). WESTMEYER (1989) gibt eine Übersicht über strukturalistische Theorienbildungen durch Kognitions- und Sozialpsychologen. Es werden dort sowohl Analysen ("Rekonstruktionen" genannt) als auch Synthesen ("Konstruktionen") aufgeführt.

Aus strukturalistischer Sicht können Theorien normalerweise mehrere Modelle mit gemeinsamer Struktur besitzen. Ein Modell wird durch ein mengentheoretisches Prädikat (Konjunktion von Formeln) P definiert. Eine empirische Struktur S ist genau dann Modell der Theorie T, wenn sie das Prädikat P erfüllt. Die allen Modellen gemeinsame Struktur gliedert sich in

den konzeptuellen Begriffsapparat und die für alle gültigen Gesetze (Axiome). Entitäten, die unter demselben Begriffsapparat subsummiert werden können, werden im Strukturalismus "potentielle Modelle" genannt. Potentielle Modelle, die zusätzlich den Gesetzen der Theorie gehorchen, sind dann die (aktuellen) "Modelle". Modelle tauchen in Theorieelementen d.h. Strukturen mit einer Syntax- und einer Semantikkomponente (WESTMEYER, 1989, S.3f) auf:

Def-TE

T ist ein Theorieelement gdw. (genau dann wenn) es ein K und I gibt sodaß

- $T = \langle K, I \rangle$; (1)
- (2) K ist ein Theoriekern
- *I* ist eine Domäne intendierter Anwendungen von *K* (3)

Dem formalen Theoriekern (Syntax) wird eine nicht abgeschlossene Menge von Anwendungen (Semantik) beigefügt, in denen sich die Theorie bewährt hat oder bewähren soll. I ist extensional definiert. I ist die Menge von Entitäten, die Modelle sein könnten. Erfolgreiche Anwendungen der Theorie entsprechen dann der Menge der Entitäten, die Modell sind. Es wird daher im Strukturalismus die Allgemeingültigkeit (empirischer) Theorien fallengelassen. Die Menge I intendierter Anwendungen einer Theorie kann z.B. aus Episodensequenzen beim Problemlösen mit Computern bestehen. Der Modellbegriff taucht jetzt in der Definition des Theoriekerns auf (WESTMEYER, 1989, S.4).

Def-K(T)

K(T) ist ein Theoriekern gdw es Mengen $M_p(T)$, M(T), $M_{pp}(T)$, GC(T), GL(T)gibt, sodaß:

- $K(T) = \langle M_p(T), \ M(T), \ M_{pp}(T), GC(T), GL(T) \rangle ;$ $M_p(T) \text{ ist die Klasse potentieller Modelle;}$ (1)
- M(T) ist die Klasse der Modelle, wobei $M(T) \subseteq M_p(T)$; (3)
- $M_{pp}(T)$ ist die Klasse partieller potientieller Modelle, **(4)** $\mathrm{mit}\; M_p(T)\;\subseteq M_{pp}(T)\;;$
- GC(T) ist die globale Restriktion hinsichtlich $M_p(T)$; (5)
- GL(T) ist die globale Verbindung hinsichtlich $\hat{M}_{p}(T)$; (6)

Zusätzlich zu den schon beschriebenen Menge $M_p(T)$ und M(T) wird u.a. noch $M_{pp}(T)$ eingeführt. Empirische Strukturen, die Modelle von T sind, müssen alle Axiome des mengentheoretischen Prädikats P erfüllen. Potentielle Modelle erfüllen nur die begrifflichen Axiome (bei den ADT Signatur genannt). Partielle potentielle Modelle sind noch schwächer eingeschränkt. Sie müssen nur die begrifflichen Axiome erfüllen, die bezogen auf T nicht-theoretisch sind. BALZER et al. (1987, p.55) geben neben einer formalen auch eine informelle Charakterisierung der T-Theoretizität von Begriffen:

"A concept t is called theoretical relative to theory **T** (or just **T**-theoretical) iff every determination of (a relation belonging to) t in any application of **T** presupposes the existence of at least one actual model of **T**."

Ergänzt wird die Definition durch folgende Vermutung (BALZER et al., 1987, p.55):

"In every mature empirical theory **T** a meaningful distinction can be drawn between concepts, which according to the above criterion, are **T**-theoretical, and concepts which are not (i.e. which are **T**-nontheoretical)."

Die anderen Mengen GC(T) und GL(T) dienen einerseits dazu, Restriktionen in Modelle einzuführen und anderserseits Modellaspekte zu kennzeichnen, die von anderen Theorien übernommen werden.

GERJETS et al. (1992, S.12) geben die für eine strukturalistische (Re-)Konstruktion notwendigen Schritte an:

"Wenn man eine Theorie strukturalistisch darstellen möchte, wird man also zunächst versuchen, sie in Theorieelemente aufzuteilen. Anschließend wird man ihre Grundbegriffe zu isolieren und zu präzisieren trachten, (d.h. die Menge $M_p(T)$ definieren). Danach wird man ihre 'Gesetze' in diesen formalisierten Begriffen formulieren (d.h. die Menge M(T) definieren). Die Abgrenzung ihrer T-theoretischen Terme erlaubt schließlich die Definition von $M_{pp}(T)$. Damit ist der Strukturkern der Theorieelemente festgelegt, und es können nun die Anwendungsklassen beschrieben werden, auf die die einzelnen Theorieelemente bezogen werden sollen oder zu deren Beschreibung und Erklärung sie bereits erfolgreich herangezogen worden sind. Dabei müssen besonders die verschiedenen Typen von Anwendungsfällen eines Theorieelements berücksichtigt werden, sowie die Art und Weise, wie die Begrifflichkeit des Theorieelementes für die verschiedenen Anwendungstypen operationalisiert wird."

2.2 Ablaufmodelle

Strukturmodelle beschreiben Theorien und untersuchen, ob empirische Strukturen die Formeln bzw. Prädikate der Theorie erfüllen. Ablauffähige Modelle dagegen implementieren Theorien und erzeugen als Ausgaben virtuelle Daten ("Model Traces"), mit denen empirische Daten reproduziert, verglichen oder vorhergesagt werden können. Gelingt dies, bildet die dem Ablaufmodell zugrundeliegende Theorie eine (abduktive) Erklärung der Daten.

Für die Darstellung des Grundprinzips eines Ablaufmodells wollen wir ein einfaches Beispiel von OLDEROG (1991, S. 3f.) übernehmen und als

Interaktionsmodell zwischen Mensch und Telefonsystem interpretieren (ein weiteres Beispiel wird im 4. Abschnitt folgen): Eine Person führt in einem Münztelefon ein Ferngespräch. Leider kann der Geldspeicher nur maximal zwei 10 Pf Münzen fassen. Man kann aber schon mit einer Münze telefonieren. Die von aussen beobachtbaren Aktionen sind das Einwerfen einer Münze (in) und der Verbrauch einer Münze (out). Wir beobachten nun die Benutzung des Telefons eine Zeit lang und erhalten eine Sequenz von Ereignissen h wie z.B. "in in out in out out ...". Sodann generalisieren wir die gemachten Beobachtungen zu der folgenden Aussage¹:

$$S = 0 \le in\#h - out\#h \le 2$$
.

in#h ist die Anzahl der Einwurfs- und out#h die der Verbrauchsvorgänge. "S" beschreibt also die Menge aller Interaktionssequenzen zwischen Mensch und Telefonsystem restringiert auf die beiden Beobachtungskategorien "in" und "out", wobei die Differenz in#h - out#h die Zahl der im Münzspeicher sichtbaren Münzen angibt.

Es wird nun ein Ablaufmodell gesucht, das das durch S spezifizierte Verhalten - und nur dieses - erzeugt und somit die beobachteten Daten reproduziert bzw. weitere vorhersagt. Zwei verschiedene Ablaufmodelle (Abb. 3) werden im folgenden als Petrinetze dargestellt (OLDEROG, a.a.O., S. 9f.). Petrinetze sind ein visueller Formalismus zur Modellierung asynchroner verteilter diskreter Systeme, der Einfachheit und Verständlichkeit mit Ausdruckskraft und klarer Semantik verbindet (GENRICH & LAUTENBACH, 1981; BAUMGARTEN, 1990). Sie bestehen aus Stellen (Kreisen), Transitionen (Rechtecken) und Kanten. Stellen können eine oder mehrere Marken enthalten und repräsentieren Zustände. Transitionen repräsentieren Prozesse oder Zustandsübergänge. Eine Transition kann schalten (der betreffende Prozeß läuft ab), wenn alle Stellen, von denen eine Kante zu dieser Transition führt (d.h. alle Stellen im Vorbereich dieser Transition), mindestens eine Marke tragen. Schaltet die Transition, so wird (in den nachfolgend dargestellten Netzen) von jeder dieser Stellen eine Marke abgezogen, und jeder Stelle, zu der von der Transition aus eine Kante führt (d.h. jeder Stelle im Nachbereich dieser Transition), wird eine Marke hinzugefügt. Auf die engen Beziehungen zwischen Petrinetzen und Produktionssystemen hat schon relativ früh ZISMAN (1978) verwiesen.

Die Netze N1 und N2 in Abb. 3 sind zwei mögliche Realisationen des durch S spezifizierten Verhaltens. N1 enthält zwei "in"-Transitionen und zwei "out"-Transitionen sowie drei Stellen. Das Schalten einer Transition modelliert das Eintreten des betreffenden Ereignisses. Die obere Stelle in N1 repräsentiert

¹ Modellspezifikation in einer Tracelogik

einen Zustand, für den "in#h - out#h = 0" gilt. Es kann nur die obere "in"-Transition schalten. Danach trägt die mittlere Stelle eine Marke. Sie repräsentiert einen Zustand mit "in#h - out#h = 1". Nun können sowohl die untere "in"-Transition als auch die obere "out"-Transition schalten. Im ersten Fall bekommt die untere Stelle eine Marke, und es gilt "in#h - out#h = 2" (Abb. 3 oben rechts). Nun kann nur die untere "out"-Transition schalten. Im zweiten Fall entsteht wieder die Ausgangssituation, "in#h - out#h = 0".

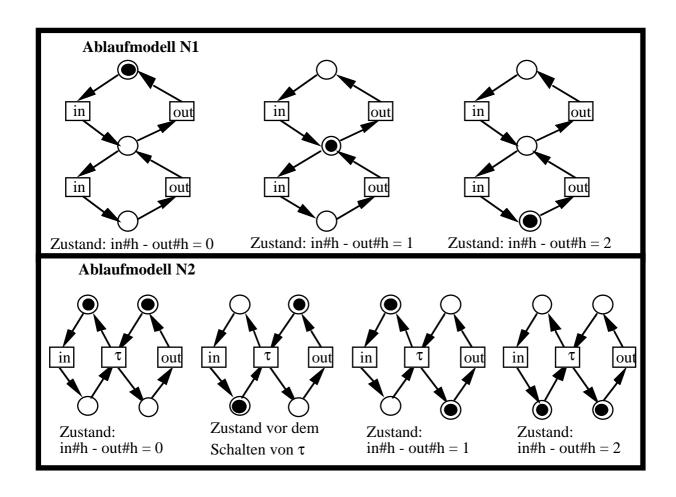


Abb. 3: Zwei Ablaufmodelle als Petrinetze (nach OLDEROG, 1991, S. 9f.)

N1 enthält nur Transitionen, die mit den direkt beobachteten Prozessen "in" und "out" korrespondieren. Demgegenüber enthält N2 zusätzlich eine Transition τ , die einen bezogen auf unsere Beobachtungskategorien latenten, nicht von außen beobachtbaren Prozeß repräsentiert. Außerdem können in N2 mehrere Stellen gleichzeitig eine Marken tragen. Die Situation "in#h - out#h = 0" ist jetzt durch Marken in den beiden oberen Stellen repräsentiert. "in" kann schalten. Es entsteht eine Situation, in der nur die interne Transition τ schalten kann, ein Vorgang, zu dem kein beobachtbares Ereignis korrespondiert.

Das Schalten von τ führt zu einem Zustand, in dem "in#h - out#h = 1" gilt. Sowohl "in" als auch "out" können nun schalten. Schaltet "out", so liegt wieder die Ausgangssituation vor. Schaltet "in", so tragen die beiden unteren Stellen eine Marke, was "in#h - out#h = 2" entspricht (Abb. 3 unten rechts). Nun kann nur "out" schalten.

Wenn man die latente Transition τ interpretieren will, kann man feststellen, daß durch den Prozeß τ das Einwerfen und der Verbrauch einer Münze ermöglicht wird. Das kann aber nur passieren, wenn der Telefonbenutzer (erfolgreich) nach einer Münze gekramt und weitertelefoniert hat. Zumindest darf er den Hörer nicht aufgelegt haben. Man kann kognitivistisch den Prozeß τ als "Realisierung einer Intention auffassen, das Gespräch fortzusetzen mit oder ohne Einwurf einer weiteren Münze".

Dieses Beispiel hat zu zeigen versucht, daß

- Ablaufmodelle virtuelle *Daten* ("Model Traces", CORBETT, ANDERSON & PATTERSON, 1988) *erzeugen*, die zum Vergleich mit empirischen Daten sowie zur Vorhersage herangezogen werden können,
- für *eine* gegebene empirische Struktur *verschiedene* Ablaufmodelle formuliert werden können,
- Ablaufmodelle *latente, nicht beobachtbare* Prozesse modellieren können. Im Falle eines kognitiven Modells des Wissenserwerbs könnten dies Problemlöse-, Wissenserwerbs- und -optimierungsprozesse sein.

Das Modell N1 kann als *behavioristisch* bezeichnet werden, während das Modell N2 durch seinen bis auf weiteres latenten Prozeß τ als *kognitiv* angesehen werden kann. N2 kann konkretisiert werden, indem der Prozeß τ selber wieder als Petrinetz mit latenten und manifesten Transitionen ausdifferenziert wird, für die empirische Indikatoren (z.B. bestimmte Verbalisationen) gefunden werden müssen.

3. Wissenserwerbsprozesse

Die im 2. Abschnitt dargestellte *systematische* Modellierungsmethodologie ist u.a. in drei Aspekten beschränkt. Zum einen muß sich das beobachtbare Protokoll in der Tracespezifikationssprache (s.a. OLDEROG, 1991), von der wir hier nur einen kleinen Ausschnitt dargestellt haben, beschreiben lassen. Zum anderen darf sich die Struktur des Prozesses und damit die des zugrunde gelegten Petrinetzes *nicht* ändern. Auch werden in der bisher publizierten

Tracelogik die Zeitintervalle zwischen den Ereignissen als Daten nicht ausgeschöpft. Diese Einschränkungen lassen es geraten erscheinen, für Wissenserwerbsprozesse nach weiteren Modellierungsmöglichkeiten zu suchen.

Wir wollen jetzt Wissenserwerbsprozesse betrachten. Sie stellen eine *Spezialisierung* der Lernprozesse dar:

Definition: Wissenserwerbprozeß

Jeder Lernprozeß kann als Selbstmodifikation des Wissenszustands eines Lerners verstanden werden. Sie wird durch die Aufgaben- oder Lernziele und die Interaktion mit internen oder externen Informationsquellen initiiert und in Gang gehalten. Ein Prozeß soll "wissensintensiv" genannt werden, wenn der Lerner zur Reflexion über diesen Prozeß imstande ist:

- er kann über seinen Wissensstand Auskunft geben
- er kann seinen Problemlösungsprozeß beschreiben und erklären. •

Man könnte versucht sein, als weitere Beschreibungsmerkmale die Granularität der Betrachtungsebene (z.B. symbolisch, subsymbolisch, numerisch) oder den Grad der Verteiltheit heranzuziehen. Diesen Weg wollen wir nicht beschreiten und statt dessen versuchen, einen noch abstrakteren Standpunkt einzunehmen. Wir fassen Wissenserwerb (zunächst vorwissenschaftlich) als Wechselspiel von Wissenserweiterung und Wissensoptimierung auf. Diesen zwei Phasen werden Inferenzprozesse so zugeordnet, daß wir die Wissens-erwerbsprozesse und deren Ergebnisse relativ abstrakt als Folgerungen beschreiben können (RUSSEL, 1989; LAMSWEERDE, 1991; MICHALSKI, 1993; ANDERSON, 1990a). Dabei wird der Wissenserweiterung die Induktion und der Wissensoptimierung die Deduktion zugeordnet.

Das Substrat derartiger Inferenzen und konkrete Implementationen möglicher Modellierungen sollen hier nur angesprochen werden. Wir sind der Auffassung, daß es ebenso wichtig ist, eine entsprechende Terminologie zu entwickeln, um die beobachtbaren Phänomene (sparsam) taxonomieren zu könnnen. Entsprechende Implementationen können dann umso leichter und schneller realisiert werden.

3.1 Deduktive und induktive Wissensmodifikation

Bei der (deduktiven) analytischen Wissensmodifikation wird die Eingangsinformation (z.B. das Problem) mit Hilfe des domänenabhängigen oder -unabhängigen Hintergrundwissens einer Analyse unterzogen, ohne daß neues Wissen generiert wird. Einziges Produkt eines derartigen Prozesses ist die Neuorganisation des Wissens im Sinne einer Optimierung: für ähnliche oder identische Situationen sollte die Problemlösung effizienter erfolgen. Wesentliches Charakteristikum der deduktiven Inferenz ist, daß sie

wahrheitserhaltend ist: aus Korrektem soll nichts Falsches folgen. Als Beispiel soll uns das Autofahren dienen. In unserem Alltagswissen (Altwissen) sind eine Menge Fakten wie:

- in England und Australien wird links gefahren
- in Deutschland wird rechts gefahren
- Bremen ist eine freie Hansestadt
- Hamburg ist eine freie Hansestadt
- freie Hansestädte gibt es nur in Deutschland
- nur freie Hansestädte sind zugleich ein Land der Bundesrepublik

enthalten. Da wir in Hamburg und Bremen den Straßenverkehr beobachtet haben, wissen wir, daß folgende Beobachtungen gelten:

- in Bremen wird rechts gefahren
- in Hamburg wird rechts gefahren.

Das (deduktiv gewonnene) Neuwissen lautet:

• in freien Hansestädten wird rechts gefahren.

Einmal inferiert könnte der Fakt direkt abgelegt werden, wenn er in diesem oder ähnlichen Zusammenhängen öfter benötigt würde.

Dagegen kann bei der (induktiven) synthetischen Wissensmodifikation von echtem Wissenserwerb gesprochen werden. Es wird neues Wissen induktiv postuliert. Charakteristikum dieser Inferenzvariante ist, daß sie falschheitserhaltend ist: aus Falschem darf nichts Korrektes inferiert werden. Wir wollen beim Beispiel Autofahren bleiben. Das Altwissen soll identisch zu obigem bleiben. Wir machen die Beobachtung:

• in Bremen wird rechts gefahren

Das (induktiv gewonnene) Neuwissen lautet:

• in freien Hansestädten wird rechts gefahren.

Sollte sich diese Information (aus welchem Grund auch immer) als falsch herausstellen (d.h. in Bremen wird links gefahren), müssen wir jetzt auch das induktive Neuwissen korrigieren (in freien Hansestädten wird links gefahren).

Unsere spezielle Sicht fassen wir in folgender Beschreibungsthese zusammen:

These: Inferenzbasierung einer Theorie des Wissenserwerbs

Wissenserwerbsprozesse und Lernstrategien lassen sich abstrakt als zielgerichtete multiple (implizite oder explizite) *Inferenzprozesse* beschreiben. •

Die Attribute "multipel" und "implizit" deuten an, daß aktuelles Lerngeschehen nicht in reinen Formen vorkommen und der aktuelle vom Lerner "benutzte" kognitive Prozeß nicht identisch mit dem zur Beschreibung herangezogenen Inferenzprozeß sein muß.

Die Dynamik der inferenzbasierte Theorie des Wissenserwerbs läßt sich modellartig folgendermaßen skizzieren. Der Problemlöser sieht sich einer Reihe von Problemen (z.B. Fakten zu verstehen, Artefakte zu entwerfen, Experimente zu planen oder Hypothesen zu formulieren) gegenüber. Er trifft nach bestimmten Kriterien eine Auswahl aus der Problemmenge und versucht dieses Problem zu lösen. Bei bestimmten Problemen reichen die externe (z.B. Strafarbeit: "5 x den Text xyz abschreiben") oder die interne Information (z.B. "ein Gedicht aufsagen") aus. In anderen Fällen muß versucht werden, Hintergrund- oder externes Neuwissen einzusetzen, das eventuell im Sinne der Inferenzprozeßtheorie deduktiv, induktiv oder analogisch transformiert wird.

Die bisherige Skizze läßt sich als Gleichung darstellen:

Wissenserwerb = Inferenz + Gedächtnisreferenz

Dabei läßt sich das Neuwissen je nach Inferenztyp in Form von *Folgerungen* mit den Operatoren |=2, |>3 und |<4 schreiben. Die hier angegebenen Folgerungen beschreiben die Endergebnisse von Wissensmodifikationsprozessen, wenn es das Ziel des Problemlösers war, (1) Altwissen neu und effizienter zu organisieren, (2) Beobachtungen in das Altwissen zu integrieren (z.B. Prozeduralisierung im Sinne von ANDERSON, 1983), (3) Neuwissen induktiv zu "erfinden" (z.B. GIGERENZER, 1991), sodaß die Beobachtungen subsummiert oder als Instanzen eines neuen Konzepts angesehen werden können, (4) Neuwissen mit Altwissen zur Beschreibung von Beobachtungen zu integrieren.

Wir können jetzt summarisch die Folgerungen zusammenstellen:

Deduktive Wissensmodifikation

• Wissensoptimierung (Prozeduralisierung, Klumpung etc.)

_

 $^{^2}$ |= ist der logische Folgerungsoperator

 $^{^3}$ |> ist im starken Sinne identisch mit |= , kann aber im schwachen Sinne als stochastische Folgerung interpretiert werden. Eine Folgerung p |> q ist stochastisch, wenn mit einer Wahrscheinlichkeit w < 1 die Formel q in den Modellen von p wahr ist: P{q=wahr | p=wahr} < 1. Für p |= q gilt dann entsprechend: P{q=wahr | p=wahr} = 1.

⁴ |< wird im Sinne einer induktiven Folgerung interpretiert, p |< q: Wenn die Formel p in Strukturen A nicht wahr ist, dann darf die durch induktive Inferenzregeln (LAMSWEERDE, 1991) gewonnene (generalisierte) Formel q ebenso in A nicht wahr sein. Mit anderen Worten: Wenn A für p kein Modell ist, dann darf A für q ebenfalls kein Modell sein.

- (1) Altwissen |= Neuwissen
- deduktive "Verstärkung" von schwachem Altwissen
 - (2) Altwissen \cup Beobachtungen \models Neuwissen

Induktive Wissensmodifikation

- einfache (wissensarme) Induktion
 - (3) Neuwissen |= Beobachtungen
- einfachste (konsistente) Erweiterung von Altwissen
 - (4) Altwissen ∪ Neuwissen |= Beobachtungen

Die Bezeichnung verschiedener Wissensmodifikationsarten als *deduktiv* oder *induktiv* ist an eine Reihe von Bedingungen geknüpft.

Für die *deduktive Wissensmodifikation* sind sie wohlbekannt. Modelle des Altwissens müssen auch Modelle des Neuwissens sein. Ein Beispiel findet sich in Abschnitt 2.1. Hier hat es sich für das Beispiel des 100jährigen gezeigt, daß, die Folgerung $F \mid =$ bier bzw. $F \mid =$ bier $\land \neg$ (eis \land fisch) gilt. Für den Gerontopsychologen stellt sich "Bier und nicht zusammen Eis und Fisch" als Neuwissen dar, das er deduktiv aus den Lebensregeln F geschlossen hat:

Altwissen |= Neuwissen

Zusätzlich ist es sinnvoll, Zeithypothesen für den Gebrauch von Alt- und Neuwissen zu formulieren (s.u).

Für den (konsistenten) induktiven Wissenserwerb lauten die Bedingungen:

- die Beobachtungen und Fakten müssen neu und nichtredundant
 - (5) Altwissen |≠ Beobachtungen
- das Neuwissen soll *nicht* schon *vorher erschlieβbar*
 - (6) Altwissen |≠ Neuwissen
- das Neuwissen soll *konsistent* zum Altwissen und den Beobachtungen

- (7) Altwissen ∪ Beobachtungen |≠ ¬ Neuwissen
- das Neuwissen soll *nützlich* sein:

(8)=(4) Altwissen
$$\cup$$
 Neuwissen |= Beobachtungen

Die Folgerung

gilt nicht für alle Modelle. Daher schwächt man den Folgerungsbegriff ab und benutzt das Symbol |< , um deutlich zu machen, daß es sich um eine induktive "Folgerung" handelt

(10) Altwissen \cup Beobachtungen \mid < Neuwissen.

Die *Analogie* kann eher der Induktion als der Deduktion zugeordnet werden, wenn man die entsprechenden Bedingungen einer (erfolgreichen) Standardanalogie betrachtet.

Die Inferenzregel für die Standardanalogie lautet:

(11) Altwissen
$$\cup \{P_{Ziel}\} \mid < Q_{Ziel}$$
 mit: $\{P_{Ouelle} \land Q_{Ouelle}\}$, Altwissen

wobei: P ein Prädikat ist, das die Eigenschaften von Quelle und Ziel beschreibt, auf denen die Ähnlichkeit von Quelle und Ziel beruht

Q ein Prädikat ist, das die restlichen Eigenschaften der Quelle beschreibt, die auf das Ziel übertragen werden

Man sieht deutlich die Entsprechung von (10) und (11), wenn man die im Analogieschluß auf das Ziel übertragenen Eigenschaften Q_{Ziel} als Neuwissen und $\{P_{Ziel}\}$ als "Beobachtungen" interpretiert. Dabei kann man $\{P_{Quelle} \land Q_{Quelle}, P_{Ziel}\}$ als Eigenschaften auffassen, die durch den analogen Hinweis "Ziel ist wie Quelle" neu aktiviert werden.

Die Bedingungen einer (erfolgreichen) *Standardanalogie* können jetzt entsprechend zu (5) - (10) formuliert werden.

• die Quelle muß relativ zum Altwissen *bekannt* und *vertraut* und das Ziel teilweise *neu* und *nichtredundant* sein:

(12.1) Altwissen
$$|= P_{Quelle} \land Q_{Quelle}$$
 sowie

$$(12.2) Altwissen \neq P_{Ziel} \land Q_{Ziel}$$

• die auf das Ziel übertragenen Eigenschaften Q_{Ziel} müssen ohne den analogen Hinweis "Ziel ist wie Quelle" neu und nichtredundant (d.h. unbekannt) sein:

(13)
$$(Altwissen \setminus \{P_{Quelle} \land Q_{Quelle}\}) \cup \{P_{Ziel}\} \neq Q_{Ziel}$$

• die analoge Wissenserweiterung Q_{Ziel} soll *konsistent* sein

(14) Altwissen
$$\cup \{P_{Ziel}\} \not\models \neg Q_{Ziel}$$

• die analoge Wissenserweiterung soll *nützlich* sein

$$(15) \qquad (Altwissen \setminus \{P_{Quelle} \land Q_{Quelle}\}) \cup \{Q_{Ziel}\} \mid = R_{L\ddot{o}sung}$$

wobei:

das Prädikat $R_{L\ddot{o}sung}$ die (erwünschten) Eigenschaften des durch die Analogie zu lösenden Problems (z.B. eine Spezifikation eines noch zu schreibenden Computerprogramms) beschreibt.

Da entsprechend zu (9) auch die Folgerung

Altwissen
$$\cup \{P_{Ziel}\} \models Q_{Ziel}$$

mit:
$$\{P_{Quelle} \land Q_{Quelle}\}\$$
, Altwissen

nicht für alle Modelle gilt, müssen wir auch hier den (deduktiven) Folgerungsbegriff abschwächen zu (11) und schreiben

(16)=(11) Altwissen
$$\cup \{P_{Ziel}\} \mid < Q_{Ziel}$$
 mit: $\{P_{Ouelle} \land Q_{Ouelle}\}$, Altwissen

Wir wollen die verschiedenen Wissensmodifikationsvarianten im folgenden Abschnitt 3.2 noch genauer ausdifferenzieren und ihre Dynamik im 4. Abschnitt in einem *psychologischen* Wissenserwerbsmodell einordnen.

3.2 Erklären und Planen

Die Hauptaktivitäten eines Problemlösers (PL) bestehen im Erklären und Planen u.a. neuer Fakten (z.B. Daten) und Artefakte (z.B. Programme, Konstruktionszeichnungen, Maschinen etc.). Wir können *Erklären* und *Planen* in der klassischen Terminologie des General Problem Solvers GPS (ERNST, 1969, 1987) als verwandte Prozesse beschreiben (s.a. DÖRNER, 1976).

In der Terminologie des GPS findet Planen in einem Zustandsraum mit x_0 als Ausgangszustand und x_n als Zielzustand statt. Zustandswechsel können mit Hilfe von Problemlöseoperatoren f_k bewirkt werden. Die f_k können als partielle Funktionen auf der Zustandsmenge S:

$$f_k: S \rightarrow S$$

oder als Relationen auf dem Kreuzprodukt der Zustandsmenge S:

$$f_k \subseteq S \times S$$

interpretiert werden. Eine erfolgreiche Problemlösung ist dann als Konstruktion einer Funktionskomposition:

$$x_n = f_k(... f_i(x_0) ...)$$

zu verstehen. Der Erklärungsvorgang unterscheidet sich vom Planen nun dadurch, daß auch die f_i ... f_k bekannt sind. Eine Erklärung versucht, die Gründe für die Auswahl der f_j und die Abfolge der Schachtelung oder der Kette der Operatoren sich selbst oder einem anderen PL verständlich (d.h. nachvollziehbar) zu machen.

Gelingt die Erklärung oder Planung wegen eines Wissensdefizits nicht, kommt der PL in eine sogenannte "Stocksituation". Ziel des Wissenserwerbs ist es jetzt, aus der konkret vorliegenden Stocksituation herauszukommen und in Zukunft dieselbe und ähnliche mit einem wissensbasierten Operator zu "überspringen".

In der hier verwendeten inferenzbasierten Terminologie können wir die Prozesse Erklären und Planen noch kompakter und stärker veränderungsorientiert beschreiben. Ein PL versucht mit seinem Altwissen, ein Planungs-/Erklärungsziel zu realisieren. Gelingt ihm das, ist das Ziel eine starke⁵ oder schwache⁶ Folgerung des Altwissens:

Der deduktive Planungs- oder Erklärungsvorgang besteht nun im Beweis der |> Relation. Reicht das Altwissen nicht aus, muß es um eine Planungs- bzw. Erklärungshypothese induktiv oder analogisch angereichert werden. Die induktive Anreicherung kann z.B. durch THORNDIKE's "Versuch und Irrtum" bzw "Auswählen und Verbinden" (BOWER & HILGARD, 1983), durch den Einsatz domänenunabhängiger (d.h. "schwacher") Heuristiken (wie

-

⁵ im Sinne des logischen Folgerungsbegriffs: |=

⁶ im Sinne einer probabilistischen oder stochastischen Folgerung

z.B. Nachschlagen, Fragen) oder durch die analogisch von der Quelle auf das Ziel übertragenen Eigenschaften (s.a. (11)) hergestellt werden.

Unter Einbezug der induktiv eingeführten Hypothese erweitert sich (17) zu:

(18) Altwissen
$$\cup$$
 {Hypothese} |> Ziel

Wird das Altwissen deduktiv modifiziert, sodaß es in Zukunft (im Sinne einer Schemabildung) u.U. ökonomischer eingesetzt werden kann, schreiben wir die "Gleichung"

(19) Altwissen*
$$\cup$$
 {Hypothese} |> Ziel

Entsprechend dem Vorliegen oder Fehlen der Hypothese kann man jetzt zwei Typen von Beweisen (d.h. Planungen, Erklärungen) unterscheiden. Im Falle (17) reicht das Hintergrundwissen für eine erfolgreiche⁷ Planung/Erklärung aus. Wir haben eine *deduktive* Planung/Erklärung vor uns. Kann die Planung jedoch erst nach einer induktiv oder analogisch gebildeten Hypothese wie in (18) oder (19) zum Erfolg geführt werden, wollen wir von einer *induktiven* (bzw. hypothetischen) Planung/Erklärung sprechen.

Das Attribut hypothetisch ist gerechtfertigt, weil es durchaus möglich ist, daß andere Hypothesen zusammen mit Altwissen ebenso das Planungs-/Erklärungsziel implizieren. Die für die Planung/Erklärung kreierte Hypothese ist ja nur hinreichend für das Ziel. Diese Form der Erklärung ist z.B. in der medizinischen Diagnose allgegenwärtig und wird in der Kognitionswissenschaft unter dem Begriff Abduktion in seiner deskriptiven und normativen Verwendung intensiv untersucht. Speziell interessieren die Präferenzen, nach denen die Auswahl oder Generierung der konkreten Hypothese aus der Menge der denkbaren erfolgt oder erfolgen sollte.

Wird zum Führen einer deduktiven Erklärung/Planung entsprechend der Folgerungsstruktur

$$(20)=(17)$$
 Altwissen |> Ziel

das Hintergrundwissen ohne Wissenserweiterung reorganisiert zu:

_

⁷ Formal (im Sinne der starken Folgerung) gesehen ist eine Erklärung/Planung erfolgreich, wenn das Ziel in der deduktiven Hülle von Altwissen (17) bzw. von Altwissen und Hypothese (18) liegt.

wollen wir von einer *analytischen* Wissensmodifikation sprechen. Damit können wir verschiedene Modellierungsvarianten wie "Klumpung" (chunking) (s.a. NEWELL, 1990), "Komposition" (composition) oder "Prozeduralisierung" subsummieren (s.a. ANDERSON,1983; LEWIS,1987).

Wird vom PL auf Grund eines Wissensdefizits eine Hypothese induktiv generiert, wird der Übergang von der alten Folgerungsstruktur

$$(22)=(20)$$
 Altwissen |> Ziel

zur neuen induktiv erweiterten

(23)=(18) Altwissen
$$\cup$$
 {Hypothese} |> Ziel

synthetische Wissensmodifikation oder synthetischer Wissenserwerb genannt.

Wir können jetzt die verschiedenen Aktivitäten eines PL in einem Diagramm⁸ zusammenfassen (s.a. Abb. 4). Zusätzlich zu den horizontalen und vertikalen Übergängen nehmen wir noch einen diagonalen Akkomodationsübergang an. Er beschreibt die deduktive Integration der induktiv gewonnenen Hypothese in das Altwissen.

3.3 Repräsentationsorientierte Wissenserwerbsprozesse

Entsprechend des Typs des repräsentierten Wissens und der in der Lernerumwelt als Kontext bereitliegenden Information (repräsentiert in P/EZ und AW) und des Typs des inferierten (d.h. gelernten) oder modifizierten Wissens (repräsentiert in P/EH und AW*) kann man die Übergänge zwischen den Wissenszuständen in Abhängigkeit von den Sorten der/des Eingangsinformation/-wissens und Ausgangsinformation/-wissens klassifizieren. Nimmt man für die drei Komponenten der Inferenzstruktur die klassische Unterteilung in *deklarative* und *prozedurale* Repräsentationsformen an, kann man vier Kategorien von Wissenserwerbsprozessen je nach Input/Outputsorte unterscheiden (Abb.5):

DD : deklarativer Input -> deklarativer Output
DP : deklarativer Input -> prozeduraler Output
PD : prozeduraler Input -> deklarativer Output
PP : prozeduraler Input -> prozeduraler Output

AW = Altwissen

P/EZ = Planungs-/Erklärungsziel P/EH = Planungs-/Erklärungshypothese

⁸ mit folgenden Abkürzungen:

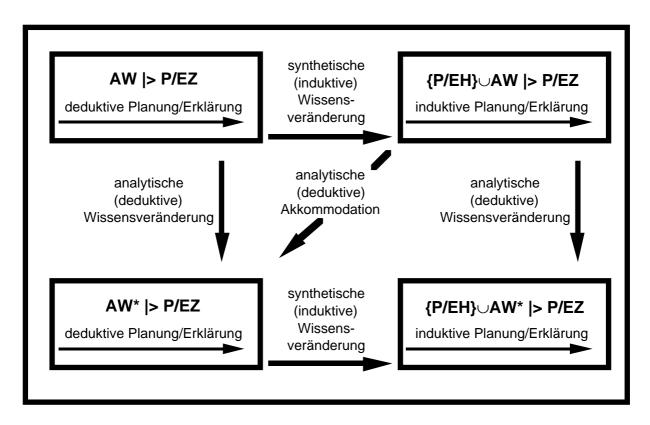


Abb. 4: Wissenserweiterung, Assimilation und Wissenoptimierung bei einem Problemlöser

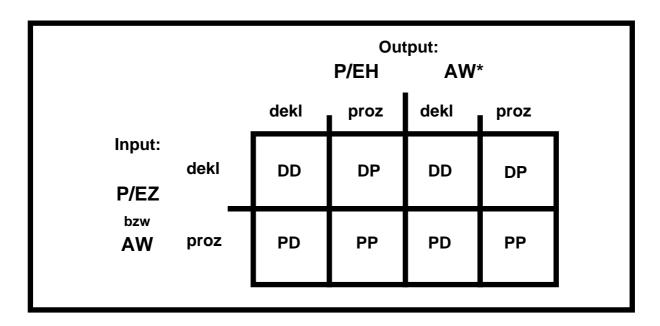


Abb. 5: Repräsentationsorientierte Zustandsübergänge bei Wissenserwerbsprozessen

Wir wollen hier zwei Beispiele für die vier Zustandsübergänge informell erläutern. Die Verfeinerung nach dem Schema (23) erfolgt weiter unten.

3.3.1 DD Wissenserwerb

Die Bildung deklarativer Beurteilungsschemata kann unter diese Kategorie eingeordnet werden. Die Eingangsinformation ist ein Beispiel (z.B. eine im Urlaub gesehene ungewöhnliche Tasse oder ein für den Problemlöser in einem neuen Stil geschriebenes Computerprogramm). Das Altwissen soll im Rahmen seines domänenunabhängigen Alltagswissens u.a. ein allgemeines "Tassen"konzept K bzw. im domänenabhängigen Expertisenteil verschiedene "Programm"konzepte K_i (i = 1,...,m) enthalten. Der Problemlöser untersucht mit seinem Altwissen im Sinne des "Selbsterklärungseffekts" (VanLEHN, 1991b) das Objekt (Tasse oder Programm) und beschreibt seine Eigenschaften.

Als Ergebnis des DD-Prozesses wird ein spezielleres Konzept K' erworben. Im Sinne der Inferenzkonzepte soll dann die Implikation K' => K oder K' => K_i (für ein i) gelten. Diese Wissenserwerbsform wird in der Literatur als (deduktives) erklärungsbasiertes Lernen oder erklärungsbasierte Generalisation (MITCHELL, KELLER & KEDAR-CABELLI, 1986) bezeichnet.

Eine weitere (induktive) DD Variante ist das einfache Konzeptlernen. Aus der Menge deklarativer Beschreibungen von Beispielen wird induktiv die Beschreibung eines Mengenprädikats gewonnen, das die Beispielmenge als Teilmenge enthält. Wir wollen hier auch von einer extensionalen Generalisation sprechen, da über die Extension des Konzepts generalisiert wird.

3.3.2 DP Wissenserwerb

Der Übergang von einer deklarativen Wissensbasis in eine prozedurale wird von ANDERSON (1983) als *Prozeduralisierung* bezeichnet. Sie ist nach seiner ACT*-Theorie die Hauptform der Expertisenbildung. Anfangs "besitzt" der PL nur deklaratives Wissen über das, "was zu tun ist" (z.B. die Quadratwurzel y aus x zu bestimmen). Das *deklarative* Wissen über das Planungs-/Erklärungsziel läßt sich formal schreiben als

that num y:
$$y^2 = x$$
.

mit anderen Worten: Es soll das numerische y (auf irgendeine Weise) bestimmt werden, das die Gleichung $y^2 = x$ erfüllt.

Zum deklarativen Planungs-/Erklärungsziel wird nach unserer Theorie eine *prozedurale* Planungs-/Erklärungshypothese (d.h. ein Rechenalgorithmus, eine motorische Tastendrückprozedur für einen Taschenrechner oder ein

Computerprogramm) "erfunden". Im wesentlichen wird beim DP-Übergang *Kontrollwissen* darüber erworben, wie Problemlöseoperatoren auszuwählen sind. Auch hier lassen sich wieder deduktive (analytische) und induktive (synthetische) Varianten unterscheiden, je nachdem ob die Prozeduralisierung gleichzeitig eine extensionale Generalisierung beinhaltet oder nicht.

3.4 Inferenzorientierte Wissensmodifikationsprozesse

Die deduktiven (analytischen) und induktiven (synthetischen) Wissensveränderungen sollen zunächst an einem Szenario aus dem Alltag veranschaulicht werden. Wir machen die allgemeinpsychologische Annahme, daß das Wissen bezüglich eines nicht atypischen europäischen Erwachsenen bezüglich der "Geschirrwelt" u.a. aus folgenden (nicht notwendigerweise aus allen) Aspekten zusammensetzt (MICHALSKI, 1993):

- (a) Gegenstände fassen Flüssigkeiten, wenn sie konkav mit Rand nach oben sind
- (b) Gegenstände kippen nicht von selbst um, wenn sie einen ebenen Boden besitzen
- (c) einen Gegenstand kann man ohne Anstrengung hochheben, wenn er leicht ist und einen Griff zum Anfassen hat
- (d) eine Tasse fasst Flüssigkeiten, kippt nicht von selbst um und kann ohne Anstrengung hochgehoben werden
- (e) eine Tasse ist aber auch ein Objekt, das leicht, konkav mit Rand nach oben ist, einen ebenen Boden und einen Griff besitzt

Nehmen wir weiter an, diese/r Erwachsene ist eingeladen und setzt sich zu Tisch, der mit noch nie vorher gesehenem Geschirr gedeckt ist. Beim Betrachten der ihm/ihr zugedachten Tasse werden einige Fakten offenkundig:

(f) die konkrete Tasse o ist oben offen (d.h. konkav mit Rand nach oben), hat einen flachen Boden, ist leicht (weil sie auf einem zick-zack gefaltetem Papier steht, ohne das gefaltete Papier einzudrücken), hat einen Griff, ist weiß mit blauem Zwiebelmuster, hat die rote Aufschrift "Hotel Tecina" und ist offensichtlich aus Porzellan

Der Gast inferiert u.a., daß die Tasse ein "Mitbringsel" des Gastgebers aus dem Urlaub ist. Als er gebeten wird, das "Tassenartige" knapp zu charakterisieren, beschreibt er das Objekt nach einigem Nachdenken:

(g) "Sie ist (leicht) hebbar, kippt (von selbst) nicht um und kann Flüssigkeiten fassen"

Wir können die Terme (a) - (g) *epistemologisch* mit einer Reihe von Begriffen belegen. (a) - (c) gehören als Inferenzregeln zwischen Subkonzept und Konzept als *Domänenregeln* (DR) zur Domänentheorie (hier der "Geschirrwelt"). (d) wird als *abstrakte* (ACD) und (e) als *operationale Konzeptbeschreibung* (OCD) bezeichnet. (f) ist die konjunktive Beschreibung des *Beispiels* EX₀. Im

Gegensatz dazu haben wir dann bei (g) eine abstrakte Objektbeschreibung (AOD_o) vorliegen.

Die Terminologie kann etwas stärker formalisiert in hornklauselartigen Implikationen (KOWALSKI, 1979) und Äquivalenzen formuliert werden. Wir haben die Formeln teilweise grafisch als Bäume dargestellt (Abb. 6). Dabei ist es präziser, die Intension der ACD, OCD und AOD₀ um das Prädikat "¬ abnorm" zu erweitern. Danach lautet die Beschreibung der ACD: ein Objekt ist eine Tasse gdw. es Flüssigkeiten faßt, nicht (von selbst) kippt, (leicht) hebbar und nicht abnorm (z.B. kein Nachttopf oder ein Rührbecher) ist. Für die weiteren Betrachtungen lassen wir aber das "abnorm"-Prädikat der Einfachheit halber weg.

Unter Zuhilfenahme der Terminologie in Abb. 6 lassen sich jetzt im Rahmen der inferenzbasierten Theorie des Wissenserwerbs verschiedene Varianten identifizieren. Zunächst wollen wir zwei *deduktive* (s.a. Abb. 7, 8, 9) und dann einige *induktive* Wissensmodifikationsformen (s.a. Abb. 10, 11, 12) schematisch in Form der Inferenzstruktur und graphisch als Beweisbaum darstellen.

3.4.1 Deduktive Varianten

Konstruktive Deduktion (= Abstraktion)

Es ist sinnvoll, die (deduktive) Abstraktion und die (induktive) Generalisation terminologisch zu trennen, weil sie im vorwissenschaftlichen Alltag oft vermischt verwendet werden. In der Abstraktion wird das Altwissen konstruktiv und rein deduktiv genutzt, um zu einer Konzeptbeschreibung zu kommen, die weniger spezialisiert und detailliert ist. Dabei soll (idealerweise) nur die Intension des Konzepts, nicht aber seine Extension verändert werden. Deren Erweiterung, ohne jedoch (idealerweise) die Intension zu verändern, steht jedoch bei der Generalisation im Vordergrund.

Die Abstraktion als deduktive Wissensveränderung in Abb. 4 ist ein Beispiel für den linken senkrechten Übergang

(24)
$$AW > P/EZ ==> AW^* > P/EZ.$$

Das Planungs-/Erklärungsziel ist vor und nach dem Wissensmodifikationsübergang die Beschreibung oder die Planung (im Sinne des Entwurfs) des Beispielobjekts o (z.B. die konkrete Tasse o). In (25a) wird dieses Ziel nur durch die Eigenschaften in EX_0 realisiert. Dabei sehen wir die Prädikate von EX_0 als Elemente des AW an und das Prädikat tasse(o) als Wert von P/EZ.

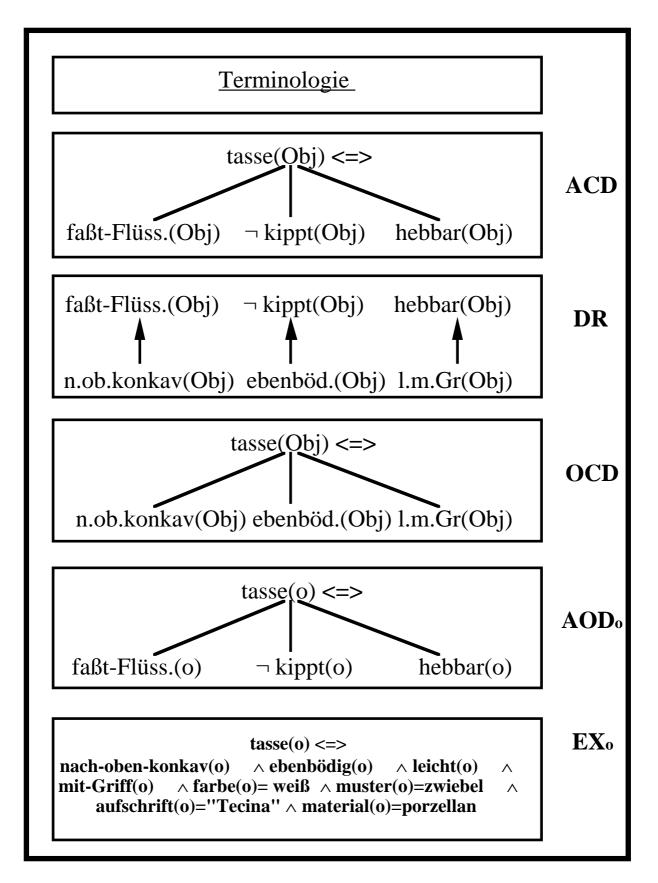


Abb. 6: epistemologische Terminologie

Nachdem jedoch die abstrakte Objektbeschreibung AOD_o erworben wurde, genügt diese zur Beschreibung des Objekts o (25b). Wir fassen AOD_o als Element AW* vom optimierten Altwissen auf.

(25a) vorher:
$$EX_0 > Z_0 <=> AW > P/EZ$$

(25b) nachher: $AOD_0 > Z_0 <=> AW^* > P/EZ$

mit: $Z_0 = tasse(o)$ dem Planungs-/Erklärungsziel, die Tasse zu beschreiben bzw. die Tasse zu töpfern

Die abstrakte Objektbeschreibung AOD_o kann als Ergebnis einer deduktiven Inferenz:

$$(26) {EXo} \cup DR \mid > AOD_o$$

aufgefasst werden (s.a. Abb. 7).

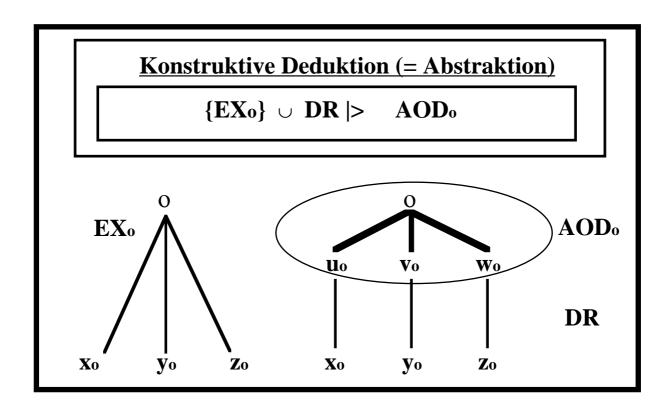


Abb. 7: Konstruktive Deduktion (= Abstraktion)

Erklärungsbasiertes Lernen

Im erklärungsbasiertem Lernen (EBL) wird ein Beispiel mit Hilfe des Altwissens daraufhin untersucht, ob es eine Instanz einer abstrakten Konzeptdefinition ist. Die Menge der Domänenregeln DR wird entsprechend einem Nützlichkeitskriterium (Operationalitätskriterium) aufgeteilt, ob Problemlöseoperatoren im späteren Schema OCD_0 enthalten sein sollen (DR_{op}) oder eliminiert werden können (DR_{op}) . Die Untersuchung des Beispiels kann auch als Selbsterklärung interpretiert werden. Fällt das Ergebnis der Prüfung positiv aus, wird die Erklärungsstruktur durch Zwischenzielelimination kompakter und damit für die spätere Verwendung in ähnlichen Situationen nützlicher (d.h. operationaler) und kompakter umformuliert. Mit dem EBL lassen sich somit pötzliche Lerneffekte (wie Einsicht, Aha-Effekt) modellieren.

Das EBL muß ebenfalls als deduktive Wissensmodifikationsvariante aufgefasst werden und wird daher in Abb. 4 durch den linken senkrechten Übergang (s.a. 24) beschrieben. Die Situation *vor* und *nach* der Wissensmodifikation ist in den Äquivalenzen (27a) und (27b) dargestellt:

Ähnlich wie in (26) kann die "gelernte" operationale Konzeptbeschreibung OCD₀ als Ergebnis einer deduktiven Inferenz angesehen werden:

(28)
$$\{EX_o\} \cup DR_{op} \cup DR_{\neg op} \cup \{ACD\} \mid > OCD_o$$

Sie ist abstrakter als das Beispiel EX_o und spezieller im Sinne einer kleineren Extension als die abstrakte Konzeptbeschreibung ACD. OCD_o ist dabei die operationale Konzeptbeschreibung des Beispiels o.

In einem weiteren Generalisationsschritt können in OCD_o alle Besonderheiten (Konstanten), die durch das Beispiel und nicht durch DR eingeführt wurden, substituiert werden. Damit ist OCD_o zu OCD generalisiert worden, und (s. Abb. 8) es gilt:

(29)
$$\{EX_o\} \cup DR_{op} \cup DR_{\neg op} \cup \{ACD\} \mid > OCD$$

Die Intension von OCD ist im wesentlichen konkreter als die von ACD. Die Extensionen können gleich sein.

Das Beispiel muß nicht *extern* vorgegeben sein, um es dann zu untersuchen bzw. zu erklären. Es kann auch die *interne* Lösung eines Problems sein, die mit ACD und der Menge DR realisiert wurde. Auch in diesem zweiten Fall kann man mit dem EBL Regelkomposition und Schemabildung (ELLMAN, 1989; KRAWCHUK & WITTEN, 1989) beschreiben. Kommt es zu einer erfolgreichen Lösung, kann man das OCD₀ oder OCD "inferieren" und dann als operationales Lösungsschema für späteren Gebrauch ablegen.

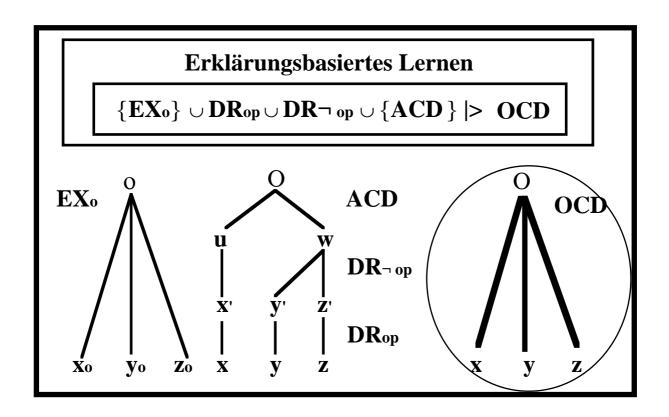


Abb. 8: Erklärungsbasiertes Lernen

Regelkomposition

Das Konzept der Regelkomposition wurde insbesondere von ANDERSON (1983; 1990a; b) intensiv bei der Modellierung der Wissenskompilation mit Produktionssystemen verwendet. Hierbei wird aus zwei oder mehr nacheinanderangewendeten Regeln eine neue Regel gebildet, die die in den Ursprungsregeln enthaltenen Aktionen enthält. Dadurch wird das Wissen kompakter. Die Komposition ist eine weitere Variante der deduktiven Wissensmodifikation und wird daher in Abb. 4 wiederum durch den linken

senkrechten Übergang beschrieben. Die Situation *vor* und *nach* der Wissensmodifikation ist in den Äquivalenzen (30a) und (30b) dargestellt:

(30a) vorher:
$$\{EX_0\} \cup DR \mid > Z_0$$
 \iff AW $\mid > P/EZ$

(30b) nachher:
$$\{EX_o\} \cup \ DR \cup \ \{Komp\} \mid > Z_o \quad <=> \ AW^* \mid > P/EZ$$

Das Kompositum "Komp" ist Ergebnis einer deduktiven Inferenz (s.a. Abb. 9). Wenn wir die Domänenregeln DR als Hornklauseln betrachten, dann können wir die Komposition mit Hilfe der Schnittregel (HOFBAUER & KUTSCHE, 1989) beschreiben:

v', v und u sind Atome, w und z sind Konjunktionen von Atomen, und σ ist eine Variablensubstitution, so daß $v\sigma = v'\sigma$. Ein einfaches Beispiel: Das Kompositum der beiden Regeln

lautet

wobei u durch "ist_ein_trinkgefäß(Obj)", v durch "faßt_Flüssigkeit(Obj)", w durch "ebenbödig(Obj)", v' durch "faßt_Flüssigkeit(Obj)" und z durch "nach_oben_konkav(Obj)" substituiert sind. Die Substitution σ entfällt, da in dem Beispiel v=v' ist. Weitere, komplexere Beispiele, die sich auf die Realisierung von Planzielen durch Problemlöseoperatoren beziehen, sind in MÖBUS, SCHRÖDER, THOLE (1992; 1994) beschrieben.

In der Konkretisierung "ist_ein_trinkgefäß(Obj) ..." für (31) war das Beispiel EXo nicht enthalten, obwohl es in (30) und Abb. 9 aufgeführt ist. In der Tat ist das Beispiel für die *Auswahl* der Regeln, aus denen das Kompositum gebildet wird, entscheidend. Das Beispiel EXo muß mit Regeln aus DR erklärt oder geplant werden (30a). Nach einem *erfolgreichen* Erklärungs-/Planungsvorgang von EXo werden einige der daran beteiligten Regeln zu einem Kompositum deduktiv zusammengefaßt. Notwendig, aber nicht hinreichend hierfür ist die unmittelbare zeitliche Abfolge der Regelanwendungen. Abb. 9 läßt sich folgendermaßen lesen: Das Beispiel EXo kann teilweise mit den zwei Domänenregeln erklärt / geplant werden. Das Kompositum bewirkt dasselbe wie die zwei Einzelregeln. Man sieht dies daran, daß das Kompositum als Teilbaum in das Beispiel einsetzbar ist.

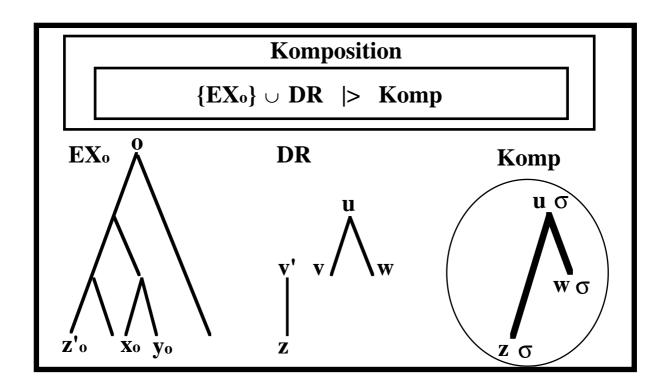


Abb. 9: Komposition

3.4.2 Induktive Varianten

Induktive Wissensmodifikation erscheint vom kognitionswissenschaftlichen und wissenspsychologischen Standpunkt am interessantesten, weil ja hier Wissen im Sinne von Hypothesen "erfunden" wird, um aus Stocksituationen herauszukommen. Die drei Varianten, die hier näher behandelt werden, sind die (wissensarme) empirische Induktion, die beim Konzepterwerb eine Rolle spielt, und die (wissensintensiven) konstruktiven Prozesse Generalisation und Abduktion. Bei der empirischen Induktion wird als Hypothese ein typisches oder generalisiertes Beispiel erzeugt, während bei der konstruktiven Induktion unter Zuhilfenahme der Domänentheorie ein abstraktes Konzept generiert wird. Die Generalisation spielt beim Konzepterwerb ebenfalls eine Rolle, während die Abduktion bei der Formulierung von plausiblen Erklärungen bzw. von "Wie es wohl gewesen sein könnte"-Begründungen zu beobachten ist.

Empirische Induktion

Wir haben schon die inferenztheoretische Interpretation des induktiven Wissenserwerbs generell dargestellt. So soll bei der wissensarmen empirischen Induktion die neugewonnene *Hypothese* die Beobachtungen erklären, wenn sie nützlich sein soll:

Die Hypothesenbildung wird in Gang gesetzt, wenn das Wissen nicht ausreicht, das Ziel (nämlich die Beobachtungen) vorherzusagen oder ex post zu erklären (Stocksituationen). Nach Abb. 4 haben wir beim induktiven Wissenserwerb die horizontalen Übergänge⁹:

$$(33) \qquad \qquad AW \mid > P/EZ ==> AW \cup \{P/EH\} \mid > P/EZ.$$

vorliegen. Als Beispiel mag uns das folgende Szenario dienen. Ein Tischtennisneuling sieht zum ersten Mal einen Tischtennistisch. Er kann die grüne Farbe des Tisches mit seinem Altwissen nicht begründen. Im Nebenzimmer sieht er einen zweiten (ebenfalls grünen) Tisch. Die induktiv gewonnene Hypothese P/EH "Tischtennistische sind grün" erlauben jetzt im Sinne einer "Selbsterklärung" die Folgerung AW ∪ {P/EH} |> P/EZ. Die Hypothese entspricht einer operationalen Konzeptbeschreibung OCD, wenn in ihr die gleichen Merkmale bzw. Prädikate wie in der Beschreibung des Beispiels Verwendung finden.

Vor und nach dem Wissenserwerb liegen die Situationen (34a) und (34b) vor:

(34a) vorher:
$$DR_p \mid > EX_i <=> AW \mid > P/EZ$$
 (Stocksituation)

(34b) nachher:
$$DR_p \cup \{OCD\} \mid > EX_i \iff AW \cup \{P/EH\} \mid > P/EZ$$

wobei: DR_p eine partielle oder unvollständige Domänentheorie bezeichnet, mit der keine Erklärungen, sondern nur Beispiele (syntaktisch) beschrieben werden können.

Die Hypothese OCD wird entsprechend der Inferenzregel (35) induktiv gewählt bzw. präferiert (s.a. Abb. 10):

$$(35) {EXi | i,...} \cup DRp | < OCD$$

sodaß (34b) gilt (s.a. Abb. 10). Dabei ist die Variable z die syntaktische Generalisation der Beispielinformation: $z_{o1}, z_{o2}, ..., z_{oN} \mid < z$. Syntaktische Generalisationen kommen (spontan) ohne Domänenregeln zustande. (35) beschreibt in Kurzform die Konzeptidentifikation nach BRUNER et al. (1956).

34

 $^{^9}$ im Gegensatz zu Abb. 4 wird die Situation vor dem Wissenserwerb als AW \neg |> P/EZ beschrieben, um die Stocksituation des Lerners herauszuarbeiten

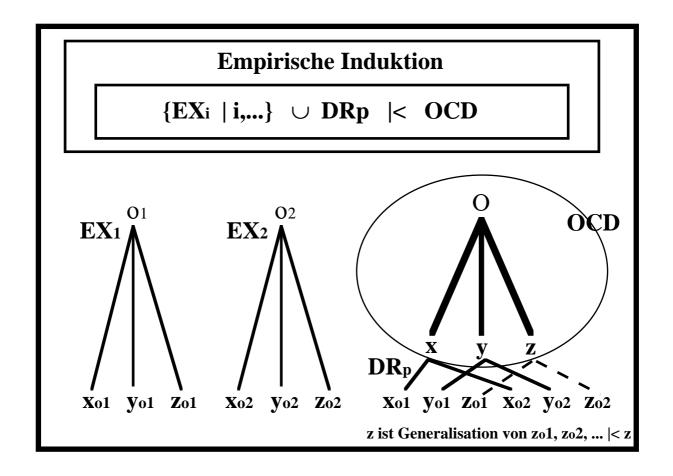


Abb. 10: Empirische Induktion

Konstruktive Induktion: Generalisation

Die (wissensintensive) konstruktive Induktion entspricht den Schemata (36) und (37):

(36)=(4) Altwissen
$$\cup$$
 Neuwissen |= Beobachtungen

(37)=(18) Altwissen
$$\cup$$
 {Hypothese} |> Ziel

Der Problemlöser benutzt domänenabhängiges und domänenunabhängiges Altwissen, um die induktive Hypothese zu bilden. Die Wissensübergänge sind auch hier wiederum wie in (34a) und (34b) in Abb. 4 durch die waagerechten Übergänge gekennzeichnet:

(38a) vorher: DR
$$\neg \mid > EX_i$$
 <=> AW $\neg \mid > P/EZ$ (Stocksituation)

(38b) nachher:
$$DR \cup \{ACD\} \mid > EX_i \iff AW \cup \{P/EH\} \mid > P/EZ$$

Die Hypothese ACD wird entsprechend der Inferenzregel (39) induktiv gewählt bzw. präferiert (s.a. Abb. 11):

(39)
$$\{EX_i \mid i,...\} \cup DR \mid < ACD$$

sodaß (38b) gilt. Die induktiv formulierte Hypothese ACD kann eine Generalisation der Eingabefakten oder eine plausible Erklärung bzw. ein Planungsschritt sein, wenn die EX_i als Problemlösungen hergestellt werden sollen.

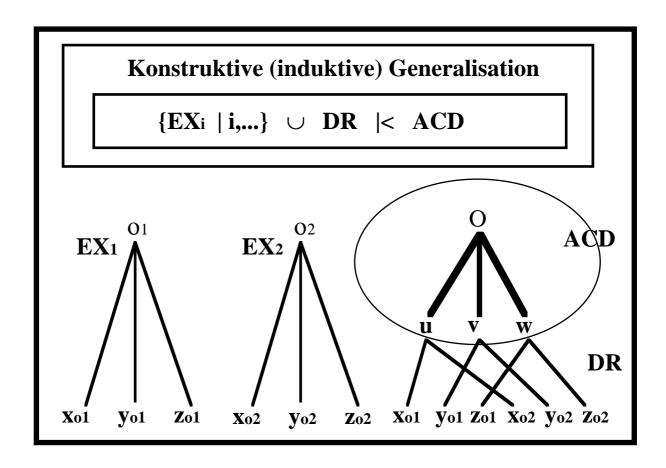


Abb. 11: Konstruktive (induktive) Generalisation

Konstruktive Induktion: Abduktion

Die andere ebenfalls wissensintensive konstruktive Induktionsvariante *Abduktion* entspricht ebenfalls den Schemata (36) und (37). Auch hier benutzt der Problemlöser domänenabhängiges und domänenunabhängiges Altwissen, um die induktive Hypothese zu bilden. Für das domänenunabhängige Wissen können das *allgemeine* Induktionsstrategien sein, wie z.B.

die Standardgeneralisation:
$$|<$$
 $P(x/a), P(x/b),....$ $\forall x: P(x)$

das Löschen von konjunktiven Vorbedingungen, das Hinzufügen von disjunktiven Vorbedingungen, das Hinzufügen von Variablen (d.h. vergrößerte Dimensionierung des Lösungsraums) etc. (LAMSWEERDE, 1991).

Die Wissensübergänge sind auch hier wiederum wie in (34a) und (34b) in Abb. 4 durch die waagerechten Übergänge gekennzeichnet:

(40a) vorher: $\{ACD\} \cup DR_p \ \neg |> EX_o <=> AW \ \neg |> P/EZ \ (Stocksit.)$

(40b) nachher: $\{ACD\} \cup DR_p \cup DR \setminus DR_p \mid EX_o$

 $<=> AW \cup \{P/EH\} |> P/EZ$

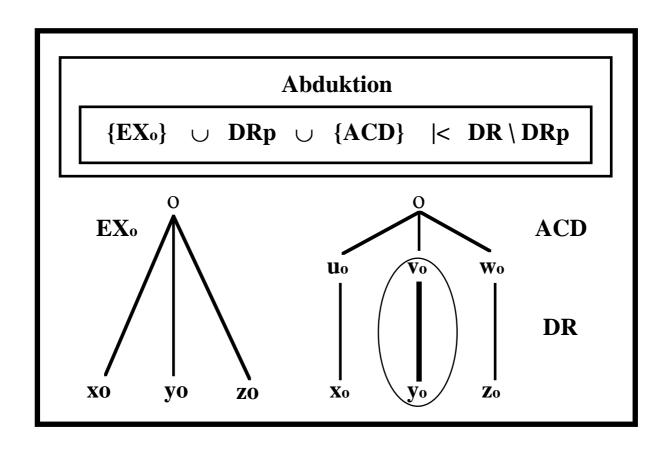


Abb. 12: Abduktion

Die Hypothese $DR \setminus DR_p$ enthält zu DR_p komplementäres plausibles Wissen (z.B. Domänenregeln) oder subjektives Kausalwissen, das Beispiel EX_o zu erklären oder herzustellen. Sie wird entsprechend der Inferenzregel (41) induktiv gewählt bzw. präferiert (s.a. Abb. 12):

$$(41) {EXo} \cup DR_p \cup {ACD} \mid < DR \setminus DR_p$$

sodaß (40b) gilt.

4. Ein dynamisches psychologisches Wissenserwerbsmodell

In diesem Abschnitt wollen wir einen Großteil der im 2. und 3. Abschnitt dargestellten Konzepte und ihre Anwendungsmöglichkeiten an einem Beispiel illustrieren und gleichzeitig in einem einheitlichen Rahmen integrieren. Dazu ist unseres Erachtens ein theoretischer Ansatz geeignet, der sich inhaltlich mit dem Wissenserwerb in einem Problemlösekontext befaßt und der in methodischer Hinsicht unter Modellierungsgesichtspunkten betrachtet werden kann.

Ein unter diesen Aspekten geeignetes Beispiel ist der ISP-DL-Ansatz (*i*mpasse-success - problem solving - driven learning), welcher Aspekte des Problemlösens, des Erwerbs und der Modifikation von Wissen miteinander zu verbinden versucht. Die intendierten Anwendungen dieses Ansatzes bestehen in der Beschreibung von Protokollen von Wissenserwerbsprozessen im Umgang mit rechnerorientierten intelligenten Lehr-/Lernsystemen. Die Protokolle sind Modelle im Sinne des Strukturalismus. Damit geht einher die Ableitung von Designentscheidungen bei der Entwicklung intelligenter Unterstützungssysteme sowie die Ableitung von Vorhersagen über Wirksamkeit, Akzeptanz und weitere Effekte von Problemlösehilfen und anderen Systemkomponenten (MÖBUS, 1991; MÖBUS, SCHRÖDER, THOLE, 1992; MÖBUS, THOLE, SCHRÖDER, 1993a; b; SCHRÖDER, MÖBUS, PITSCHKE, 1993; SCHRÖDER, MÖBUS, 1992).

Im Folgenden wird der ISP-DL-Ansatz mit Bezug auf die im Abschnitt 3 dargestellte Systematik von Wissenserwerbsprozessen beschrieben. Anschließend werden einige Beziehungen des ISP-DL-Ansatzes zu den im Abschnitt 2 dargelegten Modellbegriffen aufgezeigt.

4.1 Der ISP-DL-Ansatz: Problemlösen, induktive und deduktive Wissensmodifikation

Wir wollen den ISP-DL-Ansatz hier in seiner einfachsten¹⁰ Fassung darstellen. Die zentralen Hypothesen sind:

- Ein Problemlöseprozeß kann (im Sinne der Rubikontheorie, HECKHAUSEN, 1989; GOLLWITZER, 1990; 1991) in verschiedene Problemlösephasen eingeteilt werden: *Abwägen* mit dem Resultat der Auswahl oder Bildung eines Problemlöseziels (Planungs-/ Erklärungsziel), Entwicklung eines *Plans* zur Realisierung des Ziels, *Ausführung* des Plans und *Bewertung* des Ergebnisses.
- In jeder dieser Phasen können *Stocksituationen* (impasses, BROWN & VanLEHN, 1980; VanLEHN, 1988) eintreten: Situationen, zu deren Überwindung das gegenwärtige Wissen nicht ausreicht. Stocksituationen führen zum Einsatz *schwacher Heuristiken*, wie nachzufragen, sich Hilfe zu holen usw. Als Ergebnis wird das erforderliche Wissen *induktiv erworben*.
- Das für eine Problemlösung ohne Stocksituationen eingesetzte, bereits *vorhandene* Wissen wird als Resultat seines erfolgreichen Einsatzes *deduktiv optimiert*, so daß es künftig effizienter einsetzbar ist.

Abb. 13 und 14 stellen den ISP-DL-Ansatz als hierarchisches, höheres Petrinetz (HUBER et al., 1990) dar. *Stellen* (Kreise, Ellipsen) repräsentieren Zustände, *Transitionen* (Rechtecke) repräsentieren Übergänge bzw. Prozesse, welche wiederum durch ein Subnetz spezifiziert sein können. Das Vorliegen eines Zustands wird durch Marken auf der betreffenden Stelle dargestellt, die wiederum unterschiedliche Objekte repräsentieren können.

Zu Beginn eines Problemlöseprozesses liegt eine Menge möglicher, evtl. noch nicht näher präzisierter Ziele vor (Stelle "Ziele" in Abb. 13). Der Problemlöser entwickelt für eines oder mehrere dieser Ziele unter Nutzung seines Altwissens (Stelle "Wissensbasis") eine Lösung (Stelle "Lösung"). Das eingesetzte Wissen wird optimiert, und das optimierte Wissen wird der Wissensbasis hinzugefügt: Aus AW (vgl. Abb. 4) wird durch analytische, deduktive Wissensveränderung AW*.

Der Problemlöseprozeß selbst (Transition "Problemlösen") ist in Abb. 14 näher dargestellt. Der Problemlöser wägt zwischen verschiedenen möglichen Zielen ab, fügt evtl. weitere hinzu, präzisiert sie, usw. (Transition "abwägen").

¹⁰ Eine wesentlich differenziertere Variante findet sich in (MÖBUS, 1991) und eine voll ablauffähige Version in RITTER (1991)

Das Ergebnis ist ein konkretes Planungs- / Erklärungsziel P/EZ (Stelle "Ziel"), das im folgenden zu realisieren versucht wird. Mit Hilfe von Planprozessen mit vorhandenen Wissensbausteinen oder analogischem Problemlösen¹¹ wird ein Lösungsplan (Stelle "Plan") für dieses Ziel entwickelt und ausgeführt. Das Ergebnis ist ein Problemlöseprotokoll des Entwurfsprozesses einschließlich der erhaltenen Lösung. Dieses Ergebnis wird bewertet. Ist die Bewertung positiv, so ist das Planungs- / Erklärungsziel erreicht, und der Problemlöseprozeß ist beendet.

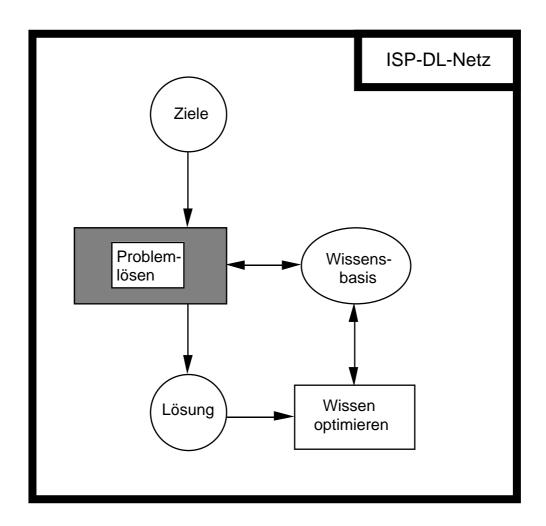
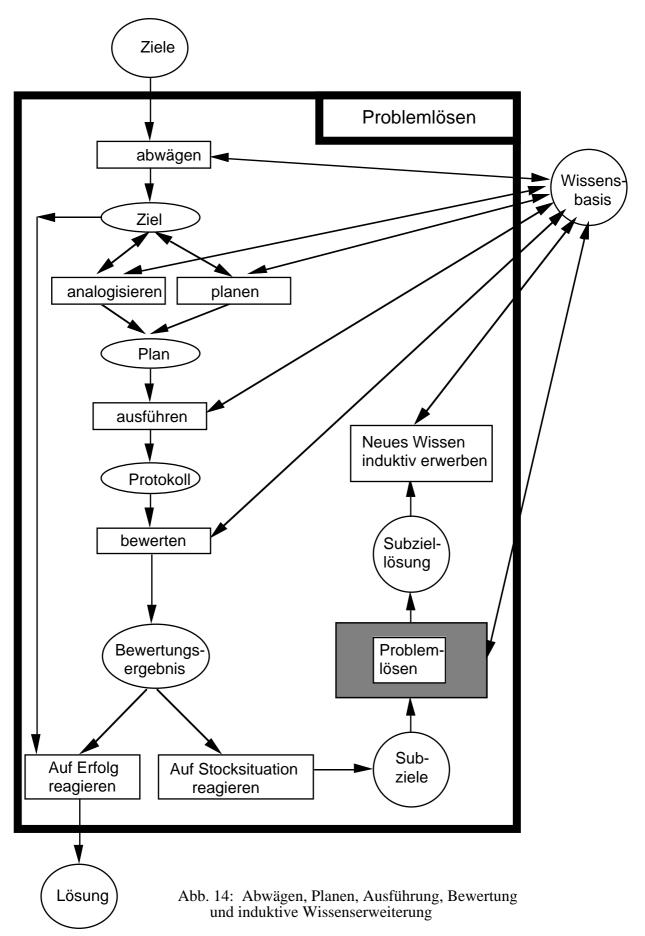


Abb. 13: Problemlösen und deduktive Wissensoptimierung

_

¹¹ Es stellt sich die Frage, ob Analogien trotz ihrer Einordnung als induktiver Inferenzprozeß auch dann eingesetzt werden, wenn es vorher nicht zu einer Stocksituation gekommen ist. Oft ist zu beobachten, daß Personen Analogien schnell und scheinbar mühelos einsetzen (siehe z.B. ANDERSON et al., 1981), so daß man je nach Art des vorliegenden Analogietyps (HESSE, 1991) u.U. eher von der Anwendung bereits vorhandener Wissensbausteine als von dem Einsatz einer schwachen Heuristik nach einer Stocksituation (s.u.) sprechen kann. Deshalb haben wir die Analogieverwendung als Alternative zur expliziten Planung vor die Ausführungsphase gesetzt.



In jeder Problemlösephase kann jedoch auch eine Stocksituation eintreten. So kann sich der Problemlöser z.B. nicht für ein konkretes Planungs- / Erklärungsziel entscheiden, oder der Lösungsplan kann nicht entwickelt oder nicht ausgeführt werden, oder es ist nicht klar, wie das erreichte Ergebnis zu bewerten ist. In jedem Fall reicht das Wissen zur Fortsetzung des Problemlöseprozesses nicht aus, so daß das Planungs- / Erklärungsziel insgesamt nicht erreichbar ist: AW ¬|> P/EZ (34a). Im Sinne von Abschnitt 3.1 kann die Stocksituation aus einer neuen "Beobachtung" des Problemlösers bestehen, die nicht aus der Wissensbasis gefolgert werden kann: Altwissen |≠ Beobachtungen (5). Die Information über die Stocksituation wird durch das Petrinetz gegeben, und es schaltet die Transition "Auf Stocksituation reagieren". Sie bezeichnet den Prozeß der Bildung möglicher Subziele zur Überwindung der Stocksituation. Die dabei begleitenden bzw. entstehenden emotionalen Prozesse lassen wir dabei außer acht. Ablauffähige Modelle zu diesem Thema gibt es erst ansatzweise (ORTONY et al., 1990).

Der Problemlöseprozeß wird nun erneut aufgerufen (Transition "Problemlösen"). Typischerweise wird ein bestimmtes Subziel gewählt, und es werden Heuristiken zu seiner Realisierung eingesetzt: die Befragung kompetenter Personen, die Beschaffung von Literatur, aber auch die Erfindung neuer Problemlöseoperatoren sowie induktive Inferenzprozesse. Ein Beispiel eines induktiven Inferenzprozesses ist in Abb. 14 mit der Transition "analogisieren" enthalten (siehe auch (11)). Dabei können auch weitere Stocksituationen eintreten, so daß die Transition "Problemlösen" erneut aufgerufen wird. Als Resultat des Problemlösens (Stelle "Subziellösung") wird schließlich eine Planungs- / Erklärungshypothese P/EH gebildet. Dieses Neuwissen wird in der Wissensbasis abgelegt (Transition "Neues Wissen induktiv erwerben").

Mit der so erweiterten Wissensbasis kann nun der ursprüngliche, unvollständige Problemlöseprozeß fortgesetzt werden.

Die induktiv erworbene Planungs- / Erklärungshypothese P/EH repräsentiert *neues* Wissen (Altwissen \neq Neuwissen (6)), und ist *nützlich*, da sie die Stocksituation überwinden hilft (Altwissen \cup Neuwissen \mid = Beobachtungen (8)) und damit das ursprüngliche Planungs- / Erklärungsziel zu erreichen hilft (AW \neg |> P/EZ ==> AW \cup {P/EH} |> P/EZ (33)).

Die Einbeziehung der im Abschnitt 3.4 beschriebenen deduktiven und induktiven Varianten in den ISP-DL-Ansatz ist auf der Ebene konkreter intendierter Anwendungen möglich.

4.2 Der ISP-DL-Ansatz als Struktur- und Ablaufmodell

In diesem Abschnitt sollen die Beziehungen zwischen dem ISP-DL-Ansatz und den im Abschnitt 2 dargestellten Struktur- und Ablaufmodellen dargestellt werden. Wir wollen untersuchen, wie Aspekte des ISP-DL-Ansatzes in einem strukturalistischen Modell sowie in einem ablauffähigen Modell aussehen könnten.

4.2.1 Vergleich von Aspekten des ISP-DL-Ansatzes mit einem strukturalistischen Modell

Betrachten wir zunächst die Strukturmodelle. Die von HECKHAUSEN und GOLLWITZER entwickelte Rubikontheorie liegt bereits strukturalistisch rekonstruiert vor (GERJETS et al., 1992). Somit kann versucht werden, Aspekte dieser rekonstruierten Theorie mit Petrinetzfragmenten des ISP-DL-Ansatzes zu vergleichen und diesen zuzuordnen.

Ausgangspunkt hierfür sollen die "zentralen Annahmen der Rubikontheorie" sein, wie sie von GERJETS et al. in acht Theorieelementen festgehalten wurden. Es handelt sich hierbei um eine Synthese der wichtigsten Annahmen bei HECKHAUSEN und GOLLWITZER. Im Folgenden werden einige Begriffe bzw. Axiome dieser Theorieelemente mit ihnen korrespondierenden Petrinetzfragmenten dem ISP-DL-Ansatz gegenübergestellt.

Das Theorieelement RT-H (GERJETS et al., S. 18f.) enthält den vortheoretischen Handlungsbegriff, der die nicht weiter analysierten Grundbegriffe der Rubikontheorie einführt:

RT-H	ISP-DL-Ansatz
Aktivitäten (A)	alle Transitionen
Repräsentierte Ziele (Z)	Stelle "Ziele"
Zeitpunkte ($T \subseteq N$)	siehe Abb. 15 ¹² .
Zielrelevante Aktivitäten $(ZRA \subseteq Z \times A \times T)$ $(T \text{ sind Zeitpunkte})$	Transitionen "abwägen", "planen", "analogisieren", "ausführen", "bewerten", "auf Erfolg reagieren", "auf Stocksituation reagieren", "Problemlösen"

¹² Formal kann das zeitliche Schaltverhalten eines Netzes zumindest für bestimmte Netztypen mit temporaler Logik spezifiziert bzw. beschrieben werden (z.B. JOSKO, 1990; MÖBUS, PITSCHKE, SCHRÖDER, 1992).

So kann für zwei Stellen s1 und s2 im Netz untersucht werden, ob immer gilt, daß s2 zum nächsten Zeitpunkt oder zu irgendeinem zukünftigen Zeitpunkt vorliegt, wenn s1 vorliegt.

Zielintention ($ZI \subseteq Z \times T$)	Stelle "Ziel" (repräsentiert das gewählte Planungs- / Erklärungsziel)
Aktivitätssequenzen (AS \subseteq Po (A \times T))	Transition "Problemlösen" 13 in Abb. 13 mit den Transitionen der Verfeinerung in Abb. 14.
Handlungen ($HA \subseteq AS \times Z$)	Transition "Problemlösen" (= zielgerichtete Aktivitätssequenz. Die anderen zielrelevanten Aktivitäten können als Handlungen aufgefaßt werden, wenn diese Transitionen verfeinert werden)
Vornahme $(VN \subseteq T \times AS)^{14}$	Stelle "Plan"

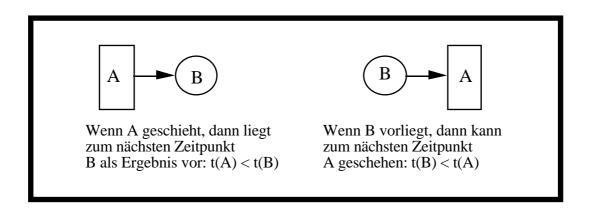


Abb. 15: Zeitliche Abfolgen von Zuständen und Ereignissen im ISP-DL-Netz

RT-B (GERJETS et al., S. 23) ist das Basiselement, die wichtigste *theoretische* Annahme der Rubikontheorie: die *phasische Analysierbarkeit* von Handlungen.

RT-B	ISP-DL-Ansatz
Prädezisionale Aktivitäten (PRD \subseteq A \times T)	Transition "abwägen"
Präaktionale Aktivitäten (PRA \subseteq A \times T)	Transitionen "planen", "analogisieren"
Aktionale Aktivitäten (AKT \subseteq A \times T)	Transition "ausführen"

¹³ Eine Aktivitätssequenz bzw. eine Handlung kann auch als Problemlöse*trace* angesehen werden, der von einem Ablaufmodell (hier: dem Netz, zu dem sich die Transition "Problemlösen" verfeinert) *erzeugt* wird. Ein solcher Trace kann, wie weiter unten gezeigt, durch eine Traceformel spezifiziert werden. Traceformeln können also als Spezifikationen von Aktivitätssequenzen bzw. Handlungen angesehen werden.

¹⁴ Eine Vornahme besteht in der von GERJETS et al. (1992) vorgenommenen Formalisierung "aus einem Zeitpunkt, der einen Augenblick bezeichnet, zu dem die Vornahme besteht, und einer Folge von konkreten Aktivitäten. Diese konkreten Aktivitäten sind jeweils definiert als Paare von Aktivitäten (was man sich vorgenommen hat) und Zeitpunkten (für wann man es sich vorgenommen hat)." (S.34)

Postaktionale Aktivitäten (POA \subseteq A \times T)

Intentionsbildungen (IB \subseteq A \times T) Aktionsinitiierungen (IN \subseteq A \times T) Aktionsabschlüsse (AB \subseteq A \times T)

$$\begin{split} \text{F\"{u}r alle } h_i &= (as_i,\,z_i) \in \, \text{HA:} \\ as_i &= \quad \text{PRD}_i \cup \{ib_i\} \cup \text{PRA}_i \cup \{in_i\} \\ &\quad \cup \, \text{AKT}_i \cup \{ab_i\} \cup \text{POA}_i \, \, \text{und} \\ &\quad \text{PRD}_i \in \, \text{PRD}, \, ib_i \in \, \text{IB}, \, \text{PRA}_i \in \, \text{PRA}, \\ in_i &\in \, \text{IN}, \, \text{AKT}_i \in \, \text{AKT}, \, ab_i \in \, \text{AB}, \\ &\quad \text{POA}_i \in \, \text{POA}, \, \text{und} \\ \text{PRD}_i, \, \{ib_i\}, \, \text{PRA}_i, \, \{in_i\}, \, \text{AKT}_i \, , \, \{ab_i\}, \\ &\quad \text{POA}_i \, \, \text{sind paarweise disjunkt} \end{split}$$

"Grundgesetz der Rubikontheorie":

Für alle $h_i = (as_i, z_i) \in HA$ mit $(a_i, t_{ib}) = ib_i$, $(a_j, t_{in}) = in_i$, $(a_k, t_{ab}) = ab_i$ und mit $t_{ib} < t_{in} < t_{ab}$, und für alle $(a_m, t_m) \in as_i \setminus \{ib_i, in_i, ab_i\}$:

- a) Wenn $t_m < t_{ib}$ dann $(a_m, t_m) \in PRD_i$
- b) Wenn $t_{ib} < t_m < t_{in} dann (a_m, t_m) \in PRA_i$
- c) Wenn $t_{in} < t_{m} < t_{ab} dann (a_m, t_m) \in AKT_i$
- d) Wenn $t_{ab} < t_m \text{ dann } (a_m, t_m) \in POA_i$

Vorliegen einer Zielintention:

Für alle $h_i = (as_i, z_i) \in HA$ und für alle $(a, t) = as_i$:

Wenn $(a, t) \in PRA_i \cup AKT_i$, dann $(z_i, t) \in ZI$

sowie Desaktivierung einer Zielintention:

Für alle $h_i = (as_i, z_i) \in HA$ und für alle $(a, t) = POA_i$: Wenn $erz(z_i, t) = 1$ (d.h. intendiertes Ziel erreicht)

 $dann(z_i, t+1) \notin ZI$

Transitionen "bewerten", "auf Erfolg reagieren", "auf Stocksituation reagieren", "Problemlösen", "neues Wissen erwerben", "Wissen optimieren"

Die restlichen hier dargestellten Axiome können auf den ISP-DL-Ansatz bezogen werden, wenn wir die Transitionen "abwägen", "ausführen" und "bewerten" verfeinern wie in Abb. 16 dargestellt.

Prädezisionale, aktionale und postaktionale Aktivitäten werden somit als Bestandteile der durch die Transitionen "abwägen", "ausführen" und "bewerten" repräsentierten Aktivitäten angesehen. Die Transitionen sind ebenfalls paarweise disjunkt, was nicht explizit angegeben werden muß.

Damit können wir das "Grundgesetz der Rubikontheorie", das die zeitliche Abfolge der Phasen und Übergänge beschreibt, wie in Abb. 16 leicht und intuitiv verständlich darstellen.

Das "Grundgesetz der Rubikontheorie" korrespondiert in der zeitlichen Abfolge mit den Schaltvorgängen des Petrinetzes in Abb. 16.

Die Axiome "Vorliegen einer Zielintention" und "Desaktivierung einer Zielintention" werden durch eine Kante von der Stelle "Ziel" zu der Transition "auf Erfolg reagieren" dargestellt.

Diese Beispiele zu Beziehungen zwischen der strukturalistisch rekonstruierten Rubikontheorie und dem ISP-DL-Ansatz sollen an dieser Stelle genügen. Sie zeigen, daß zentrale *theoretische Sätze* des ISP-DL-Ansatzes - nämlich zum

Erwerb und zur Veränderung von Wissen - *nicht* in dem Phasenkonzept enthalten sind. Darüber hinaus sollte deutlich geworden sein, daß Zusammenhänge, die im strukturalistischen Ansatz in Axiome gefaßt sind, in einem visuellen Formalismus wie Petrinetze relativ anschaulich ausgedrückt werden können. Die Axiome sind sozusagen *implizit* im Netz enthalten.

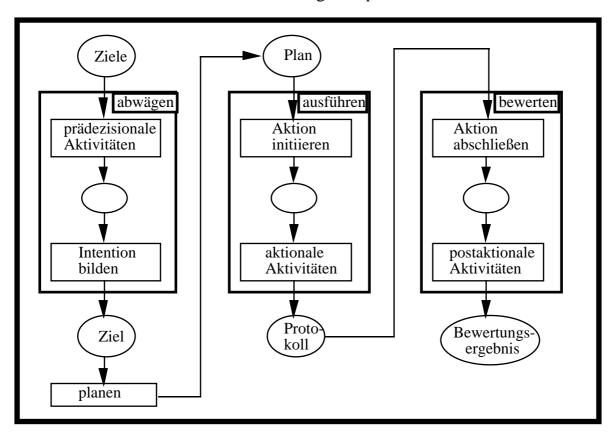


Abb. 16: Handlungsphasen und Übergänge der Rubikontheorie im ISP-DL-Netz

4.2.2 Aspekte des ISP-DL-Ansatzes als Ablaufmodell

Den im Abschnitt 2 eingeführten Begriff des Ablaufmodells wollen wir am Beispiel einer Variante der deduktiven Wissensoptimierung, der Regelkomposition (30a, b, Abschnitt 3.4.1), illustrieren. Dazu greifen wir auf die früher eingeführte "Geschirrwelt" zurück und stellen uns eine Person vor, die Eßgeschirr (Teller und Schüsseln) und Trinkgeschirr (Tassen und Untertassen) herstellt. Wir beschreiben das hypothetische Wissen der Person (ihre Domänenregeln DR) als Ziel-Mittel-Relation (goals-means-relation "gmr"). Wir halten dies für viele Anwendungen für zweckmäßig, weil zum einen die beiden grundlegenden Problemlöseprozesse der Planung und Erklärung in einem einheitlichen Format dargestellt und realisiert werden können, und weil zum zweiten jedem Planungs- / Erklärungsziel (bzw. Subziel) eine mögliche Realisierung direkt zugeordnet wird.

Die Person sei auf dem Gebiet der Herstellung von Geschirr noch ein Novize. Wir repräsentieren ihr Wissen in drei *Mikroregeln*, M1 bis M3, siehe Abb. 17.

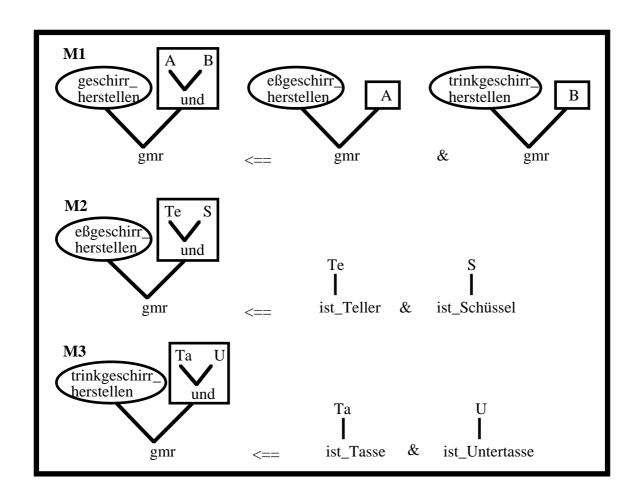


Abb. 17: Domänenregeln (Mikroregeln) eines Novizen im Ziel-Mittel-Relationsformat für die "Geschirrwelt"

Jede Mikroregel beschreibt einen (auf der von uns hier gewählten Analyseebene) elementaren Planungs- bzw. Ausführungsschritt. Jede Regel besteht aus einem Kopf (links vom Pfeil) und einem Körper. Ziele sind in Ellipsen, Aktionen in Rechtecken dargestellt. Mit Großbuchstaben beginnende Zeichenketten sind Variablen. Die Regeln sind wie folgt zu lesen:

M1: Das Ziel, Geschirr herzustellen, wird realisiert durch die Herstellung zweier Objekte (oder Objektmengen) A und B. Es kann zerlegt werden in die beiden Subziele,

- Eßgeschirr herzustellen (zu realisieren durch Herstellung des Objekts bzw. der Objektmenge A) sowie
- Trinkgeschirr herzustellen (zu realisieren durch Herstellung des Objekts bzw. der Objektmenge B).

M2: Das Ziel, Eßgeschirr herzustellen, wird realisiert durch die Herstellung zweier Objekte Te und S, wobei Te ein Teller und S eine Schüssel ist.

M3: Das Ziel, Trinkgeschirr herzustellen, wird realisiert durch die Herstellung zweier Objekte Ta und U, wobei Ta eine Tasse und U eine Untertasse ist.

Die Person stellt also Eß- und Trinkgeschirr her. Dabei betrachten wir diese beiden Teilprozesse als Handlungen im oben dargestellten Sinne. Das bedeutet, daß sich die Person das Ziel setzt, z.B. Eßgeschirr herzustellen, dazu erforderliche Schritte plant, ausführt und das Erreichte bewertet. Danach setzt sie sich ein neues Ziel, z.B. Trinkgeschirr herzustellen. Daher formulieren wir die Hypothese, daß die beiden Teilschritte des Herstellens von Eßgeschirr ("Teller herstellen", "Schüssel herstellen") nicht von der Herstellung einer Tasse oder Untertasse "unterbrochen" werden, und umgekehrt. Wir postulieren also, daß sich die Ziele und Aktionen, die verschiedenen Regeln zugeordnet sind, nicht "mischen". Die Person führt zunächst die durch eine Regel beschriebene Aktivitätssequenz zuende, bevor sie "mit einer neuen beginnt". Dagegen ist die Reihenfolge der beiden (durch eine Regel beschriebenen) Schritte "Teller herstellen" und "Schüssel herstellen" nicht festgelegt, ebenso kann die Untertasse vor oder nach der Tasse produziert werden. Ebenso wenig ist festgelegt, ob zuerst Eßgeschirr oder zuerst Trinkgeschirr produziert wird.

Wir können die möglichen zeitlichen Beziehungen zwischen den einzelnen Aktivitäten des Novizen auch anschaulich durch die Abwicklung eines Petrinetzes darstellen (Abb. 18). Dabei können die Transitionen "Geschirr herstellen", "Trinkgeschirr herstellen" und "Eßgeschirr herstellen" analog zu M1 bis M3 in Abb. 17 als Zielsetzungen interpretiert werden, während es sich bei "Tasse herstellen", "Untertasse herstellen" "Teller herstellen" und "Schüssel herstellen" um Aktionen handelt. Die Zielsetzungen können sich in entsprechenden Verbalisationen der Person ausdrücken. Dies ist durch Verbalisationstransitionen dargestellt. Die erste Zielsetzung ("Geschirr herstellen") entspricht der Zielsetzung in M1. Die Verbalisation des Ziels "Eßgeschirr herstellen" sowie die Herstellung von Teller und Schüssel können in Übereinstimmung mit M2 von technischen Beschränkungen abgesehen gleichzeitig bzw. parallel erfolgen. Die Reihenfolge dieser drei Aktivitäten ist nicht determiniert. Ebenso laufen die Herstellung von Tasse und Untertasse und die Verbalisation des Ziels "Trinkgeschirr herstellen" im Sinne von M3 parallel ab.15

¹⁵ Ein zweite Abwicklung ergibt sich durch Vertauschen der beiden Teilprozesse des Herstellens von Eß- bzw. Trinkgeschirr, deren Reihenfolge ja ebenfalls nicht determiniert ist. Diese vertauschte Version ist hier nicht dargestellt.

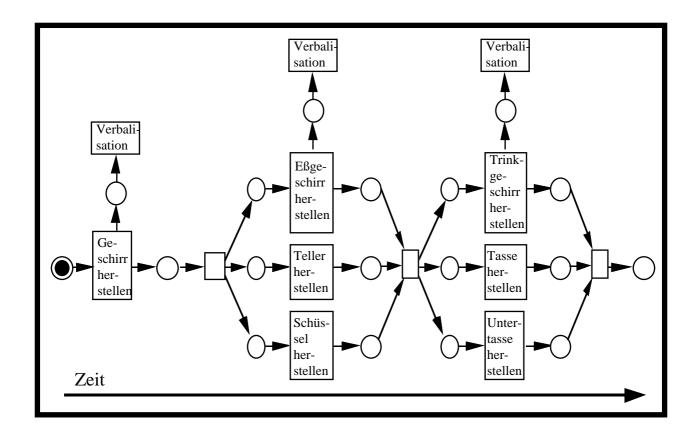


Abb. 18: Zeitliche Beziehungen zwischen den Aktivitäten des Novizen

Abb. 18 macht jedoch vor allem deutlich, daß die Person *entweder* Eßgeschirr *oder* aber Trinkgeschirr herstellt. Sie kann diese beiden Tätigkeiten nicht "mischen". Gerade diese höhere Flexibilität zeichnet jedoch den "Experten" aus, der z.B. bereits einen Tonrest für die Untertasse bereitlegt, während er noch mit der Schüssel beschäftigt ist. Wir können diesen Unterschied auf die deduktive Optimierung des für diese Tätigkeiten benötigten Wissens zurückführen, d.h. aus "Altwissen |> Planungs- / Erklärungsziel" wird "Altwissen* |> Planungs- / Erklärungsziel" (vgl. (20), (21) und Abb. 4). Im "Altwissen*" sind die beiden ursprünglichen Wissensbausteine "Eßgeschirr herstellen" und "Trinkgeschirr herstellen" durch Regelkomposition zu einem neuen Schema "Geschirr herstellen" reorganisiert worden, das die einzelnen Arbeitsschritte integriert (Abb. 19¹⁶).

M1: $gmr(geschirr_herstellen, und(A,B)) < -e\beta geschirr_herstellen(A) \& trinkgeschirr_herstellen(B)$ und

M2: $gmr(e\beta geschirr_herstellen, und(Te,S)) < -ist_Teller(Te) & ist_Schüssel(S)$

führt mit $v\sigma = v'\sigma = gmr(e\beta geschirr_herstellen, und(Te,S))$ mit der Substitution von und(Te,S) für A zu

¹⁶ Die Komposition von

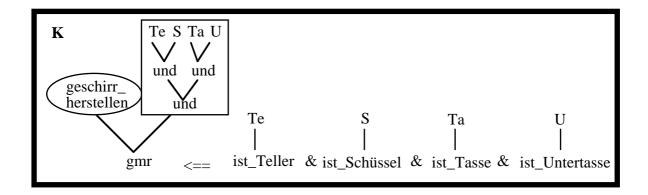


Abb. 19: Domänenregel (Kompositum von M1, M2 und M3 aus Abb. 17) eines Experten im Ziel-Mittel-Relationsformat für die "Geschirrwelt"

Das Kompositum K unterscheidet sich von den Mikroregeln M1 bis M3 in drei Aspekten:

- Es gibt *keinerlei Reihenfolgerestriktionen* mehr im Hinblick auf die Aktionen "Teller herstellen", "Schüssel herstellen", Tasse herstellen" und "Untertasse herstellen". Diese Aktionen können von technischen Beschränkungen abgesehen parallel bzw. gleichzeitig ausgeführt werden, wobei das Ziel "Geschirr herstellen" vorliegt.
- Die Zwischenziele "Eßgeschirr herstellen" und "Trinkgeschirr herstellen" sind *eliminiert* worden. Das Ziel "Geschirr herstellen" wird nun direkt in Aktionen umgesetzt.
- Da insgesamt weniger Regeln angewendet werden müssen, sind auch weniger Kontrollprozesse (Prozesse der Auswahl von Regelkandidaten, der Prüfung ihrer Anwendbarkeit usw.) erforderlich.

Abb. 20 veranschaulicht die ersten beiden Punkte. Die mögliche Verbalisation des Ziels ist wiederum durch eine Transition dargestellt.

Wir wollen abschließend untersuchen, welche empirischen Vorhersagen sich aus der Hypothese der Wissensveränderung durch Optimierung ergeben. Abb. 21 stellt vier Mikroregeln r1 bis r4 und zwei Schemata (Komposita) s1 und s2 einander gegenüber. Jede Mikroregel ri ordnet einem Ziel zi eine Aktion ai zu, während die beiden Schemata jeweils zwei Zielen zwei Aktionen zuordnen. Das Schema s1 sei durch Komposition von r1 und r2 entstanden, das Schema s2

```
M12: gmr(geschirr_herstellen, und(und(Te,S),B)) <- ist_Teller(Te) & ist_Schüssel(S) & trinkgeschirr_herstellen(B).
```

Analog führt die Komposition von M12 mit M3 mit der Substitution von und(Ta,U) für B zu

```
 \begin{aligned} \mathit{M123} &= \mathit{K: gmr(geschirr\_herstellen, und(und(Te,S),und(Ta,U))} < -\\ & \mathit{ist\_Teller(Te) \& ist\_Sch\"{u}ssel(S) \& ist\_Tasse(Ta) \& \mathit{ist\_Untertasse}(U).} \end{aligned}
```

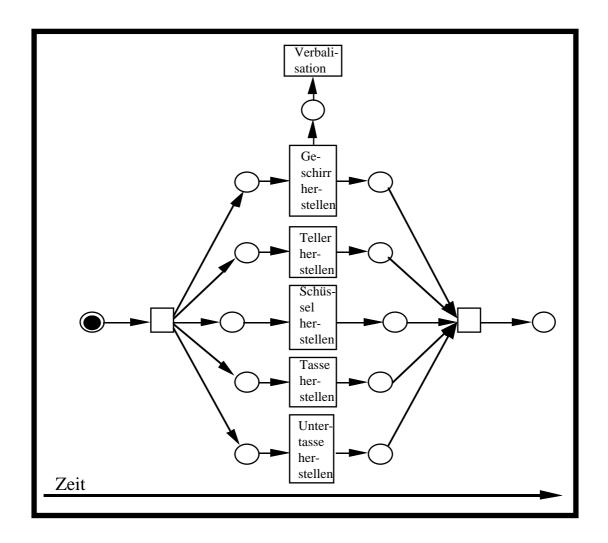


Abb. 20: Zeitliche Beziehungen zwischen den Aktivitäten des Experten

durch Komposition von r3 und r4. Wir nehmen nun an, daß die Mikroregeln bzw. Schemata Bestandteile eines Ablaufmodells sind und unsere Hypothesen über das Wissen von Personen in einem Gegenstandsbereich darstellen. Wir erwarten dann folgendes (vgl. Abb. 21):

- Vom Modell vorhergesagte Aktionen sollten beobachtbar sein, und beobachtete Aktionen sollten Modellvorhersagen entsprechen.
- Verbalisationen sollten mit vom Modell vorhergesagten Zielen korrespondieren.
- Für Ziele, die die Person aktuell nicht verfolgt, sollten auch keine entsprechenden Verbalisationen beobachtbar sein.

Darüber hinaus formulieren wir die folgende Wissensanwendungshypothese, deren Grundgedanke bereits oben angesprochen wurde:

• Wenn eine Person das durch eine bestimmte Regel beschriebene Wissen anwendet, dann wird die damit korrespondierende Menge von Aktionen und Verbalisationen in *ununterbrochener Abfolge* ausgeführt. Diese Abfolge wird *nicht* durch Aktionen und Verbalisationen unterbrochen, die durch *andere* Regeln beschrieben werden. *Innerhalb* der durch eine Regel beschriebenen Menge von Aktionen und Verbalisationen ist die Reihenfolge dagegen *nicht* festgelegt.

Auf dieser Grundlage können wir Vorhersagen über die Aufeinanderfolge von Verbalisationen und Aktionen machen, die auf dieselben bzw. auf verschiedene Mikroregeln und Schemata zurückgeführt werden können. Wendet eine Person für die Lösung einer bestimmten Aufgabe die Mikroregeln r1 bis r4 an, so erwarten wir, daß die durch verschiedene Regeln beschriebenen Aktionen / Verbalisationen sich nicht vermischen (s. Abb. 21). Es wird also vorhergesagt, daß bestimmte Aktionssequenzen nicht auftreten können. Zum anderen erwarten wir an den Punkten, an denen zu einer anderen Mikroregel "gewechselt" wird, Kontrollprozesse, also Prozesse, die die Auswahl der als nächstes anzuwendenden Regel steuern. Kontrollprozesse können sich z.B. in Bewertungen, Umplanungen und Korrekturhandlungen ausdrücken. Wendet die Person dagegen die Schemata s1 und s2 an, so sind zusätzliche Reihenfolgen von Aktionen und Verbalisationen möglich. So können die vorher durch r1 und r2 beschriebenen Aktionen und Verbalisationen nun miteinander vermischt auftreten, weil sie durch ein einziges Schema, s1, beschrieben werden. Auch nimmt die Anzahl der Kontrollprozesse ab, da insgesamt weniger Regelanwendungen vorliegen.

Eine weitere Vorhersage bezieht sich auf die *Zeit*: Aufgrund der Reduktion der Kontrollprozesse sowie der Elimination von Zwischenzielen ("Eßgeschirr herstellen" und "Trinkgeschirr herstellen" in unserem Beispiel) erwarten wir, daß s1 und s2 schneller angewendet werden als die korrespondierende Regelkette r1 bis r4.

Diese Vorhersagen haben wir weiter ausdifferenziert und in Einzelfallstudien teilweise empirisch untersucht (MÖBUS, SCHRÖDER, THOLE, 1992; 1994; MÖBUS, SCHRÖDER, 1993), wobei die Vorhersagen auf einem lauffähig implementierten Modell des jeweils aktuellen, sich verändernden Domänenwissens von Problemlösern basierten.

Insgesamt sollte die Diskussion gezeigt haben, daß mit Ablaufmodellen sehr detaillierte, empirisch prüfbare Vorhersagen möglich sind, die auch im Hinblick auf das bereits in der Einleitung angesprochene Problem der Identifizierbarkeit von Wissensstrukturen von erheblicher Bedeutung sind.

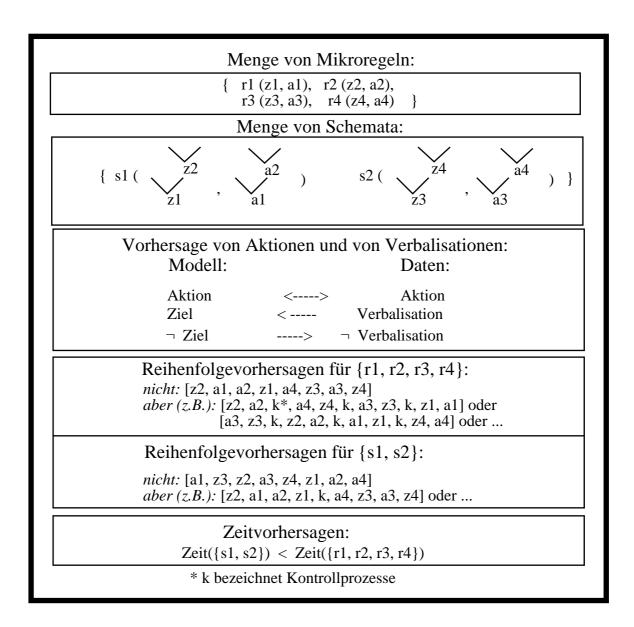


Abb. 21: Empirische Vorhersagen aufgrund nicht optimierten Wissens ("Mikroregeln") vs. deduktiv optimierten Wissens ("Schemata")

5. Diskussion

Ziel dieses Kapitels war es, im Kontext des übergeordneten Ziels "Entwicklung lauffähiger, 'symbolischer' Modelle des *Erwerbs* und der *Optimierung* von Wissen" zur Klärung der Begriffe Modell, Wissenserwerb und Wissensveränderung beizutragen, sie zu präzisieren und anhand von Beispielen miteinander in Beziehung zu setzen. Zunächst wurden zwei verschiedene Modellkonzeptionen - *Struktur*- und *Ablaufmodell* - dargestellt und diskutiert. Dann wurde eine *inferenzbasierte Systematik* von Wissenserwerbs- und

-veränderungsprozessen vorgestellt, die sich auf einer abstrakteren Ebene als der konkreter Implementierungen bewegt. Anhand eines theoretischen Ansatzes des Problemlösens und der Wissensmodifikation wurde dann versucht, die eingeführten Konzepte zu illustrieren und gleichzeitig zu integrieren, und es wurden Bezüge zu Struktur- und Ablaufmodellen aufgezeigt. Insgesamt sollte damit ein Beitrag zur methodischen (Stukturaspekte, Ablaufaspekte) und inhaltlichen (Varianten der deduktiven und induktiven Wissensveränderung) Einordnung und Vergleichbarkeit bestehender und auch neuer Ansätze zur Modellierung von Wissensveränderungsprozessen geleistet werden.

Die in diesem Kapitel behandelten Themen eröffnen eine Reihe von Fragen, von denen wir abschließend zumindest drei kurz ansprechen wollen. Die erste Frage betrifft die Möglichkeiten einer Methodologie der Entwicklung ablauffähiger Wissenserwerbsmodelle. Wir halten es für sinnvoll, hier Konzepte wie die inferenzbasierte Systematik Wissensveränderungsprozessen sowie die Idee einer Ableitung (von Grobentwürfen) ablauffähiger Modelle aus Spezifikationen in dieser Hinsicht näher zu untersuchen. Die zweite Frage betrifft die empirische *Identifikation* dieser Wissensveränderungsprozesse einschließlich der hierbei postulierten Stocksituationen. Hier ist zum einen die Möglichkeit der Protokollanalyse der Verbalisationen (ERICSSON & SIMON, 1984) zu nennen. Mögliche Indikatoren für Stocksituationen werden bei VanLEHN (1991c) diskutiert. In einer konkreten Domäne, wie etwa der Domäne "Problemlösen mit Computern", kommen aber auch weitere Möglichkeiten in Betracht. Beispielsweise sind beim Problemlösen mit graphischen Objekten Tätigkeiten wie Suchbewegungen mit dem Cursor, Verschiebe- und Korrekturhandlungen erkennbar. So könnten Verschiebehandlungen des Problemlösers darauf hindeuten, daß neue Pläne bzw. Teilpläne entwickelt wurden, die bei der ursprünglichen Konstruktion des verschobenen Objekts noch nicht vorhanden waren. Auf dieser Grundlage können hypothetische Wissensfragmente des Problemlösers postuliert werden. Die Veränderungen dieser Wissensfragmente können dann mit Wissenserwerbs- und -modifikationsprozessen in Beziehung gesetzt werden. Als weitere Indikatoren für Wissensfragmente wurden in unserer Arbeitsgruppe die zeitlichen Muster und die Abfolge einzelner Handlungsschritte (z.B. Edierschritte am Rechner) diskutiert, wie am Ende des vorhergehenden Abschnitts angesprochen. Auf der Basis des hypothetischen des Problemlösers zu verschiedenen Zeitpunkten Wissenserwerbsprozeß konnten dann insbesondere Hypothesen über die Optimierung dieses Wissens formuliert werden.

Die dritte Frage bezieht sich auf die Modellierung der Umweltaspekte. Es sollte untersucht werden, ob die Modellaussagen abhängig von situativen Kontexten sind (z.B. SANDBERG, WIELENGA, 1992). Unter dieser

Voraussetzung hängen die Zustandsänderungen der Ablaufmodelle von Annahmen über die Zustände bzw. Zustandwechsel der Umgebung ab.

6. Literatur

- ANDERSON, J.R., The Architecture of Cognition, Cambridge: Harvard University Press, 1983
- ANDERSON, J.R., Cognitive Psychology and its Implications, Hillsdale, New York: Freeman, 1990³ (a)
- ANDERSON, J.R., The Adaptive Character of Thought, Hillsdale, N.J.: Erlbaum, 1990 (b)
- ANDERSON, J.R., GREENO, J.G., KLINE, P.J., NEVES, M., Acquisition of Problem Solving Skill, in J.R. ANDERSON (ed), Cognitive Skills and Their Acquisition, Hillsdale, N.J.: Erlbaum, 1981, 191-230
- ANDERSON, J.A. & ROSENFELD, E. (eds), Neurocomputing: Foundations of Research, Cambridge, Mass.: MIT Press, 1988
- AZMOODEH, M., Abstract Data Types and Algorithms, London: MACMILLAN, 1990²
- BALZER, W., MOULINES, C.U. & SNEED, J.D., An Architectonic for Science: The Structuralist Program, Dordrecht: Reidel, 1987
- BAUER, F.L. & WÖSSNER, H., Algorithmische Sprache und Programmentwicklung, Heidelberg: Springer, 1981
- BAUMGARTEN, B., Petri-Netze Grundlagen und Anwendungen, Mannheim: BI Wissenschaftsverlag, 1990
- BODEN, M.A., Computer Models of Mind, Cambridge: Cambridge University Press, 1988
- BODEN, M.A., Artificial Intelligence in Psychology, Cambridge, Mass.: MIT Press, 1989
- BOWER, G.H. & HILGARD, E.R., Theorien des Lernens, Stuttgart: Klett-Cotta, 1983⁵
- BRAITENBERG, V., Vehicles, Cambridge, Mass.: MIT Press, 1984
- BROWN, J.S., VanLEHN, K., Repair Theory: A Generative Theory of Bugs in Procedural Skills, Cognitive Science, 1980, 4, 379-426
- BRUNER, J.S., GOODNOW, J., & AUSTIN, G.A., A Study of Thinking, New York: Wiley, 1956
- CARBONELL, J.G., MICHALSKI, R.S., MITCHELL, T.M., An Overview of Machine Learning, in: R.S. MICHALSKI, J.G. CARBONELL & T.M. MITCHELL (eds), Machine Learning: An Artificial Intelligence Approach, Vol. I, Palo Alto: Tioga Publ., 1983, 3-23
- CAUDILL, M. & BUTLER, C., Understanding Neural Networks, Vol. I/II, Cambridge, Mass.: MIT Press, 1992
- CORBETT, A.T., ANDERSON, J.R., PATTERSON, E.J., Problem Compilation and Tutoring Flexibility in the LISP Tutor, in: Proceedings ITS-88 Intelligent Tutoring Systems, Montreal, 1988, 423-429
- DEPPE, W., Formale Modelle in der Psychologie, Stuttgart: Kohlhammer, 1977
- DILGER, W. & WOMANN, W., The METANET: a Means for the Specification of Semantic Networks as Abstract Data Types, International Journal of Man-Machine Studies, 1984, 21, 463-492
- DÖRNER, D., Problemlösen als Informationsverarbeitung, Stuttgart: Kohlhammer, 1976
- ELLMAN, Th., Explanation-Based Learning, A Survey of Programs and Perspectives, ACM Computing Surveys, 1989, 21, 163-221
- ERICSSON, K.A., SIMON, H.A., Protocol Analysis, Cambridge: MIT Press, 1984
- ERNST, G., Sufficient Conditions for the Success of GPS, Journal of the Association for Computing Machinery, 1969,16, 517-533
- ERNST, G., Means-Ends Analysis, in: St.C.SHAPIRO (ed), Encyclopedia of Artificial Intelligence, Vol.I., 578-584, New York: Wiley & Sons, 1987

- FODOR, J.A. & PYLYSHYN, Z.W., Connectionism and Cognitive Architecture: A Critical Analysis, Cognition, 1988, 28, 3-71
- GENESERETH, M.R. & NILSSON, N.J., Logische Grundlagen der Künstlichen Intelligenz, Braunschweig: Vieweg, 1989
- GENRICH, H.J. & LAUTENBACH, K., System Modelling with High-Level Petri Nets, Theoretical Computer Science, 1981, 13, 109-136
- GERJETS, P., WESTERMANN, R. & HEISE, E., Strukturalistische Analysen zur Rubikontheorie der Handlungsphasen, Arbeitsbericht Nr.1 des DFG-Forschungsprojektes "Strukturalistische Konstruktion und Rekonstruktion psychologischer Theorien: Kognition Motivation Emotion" (Projekt Nr. We 1091/4-1), Institut für Psychologie, Universität Göttingen, 1992
- GIGERENZER, G., From Tools to Theories: A Heuristic of Discovery in Cognitive Psychology, Psychological Review, 1991, 98(2), 254-267
- GOLLWITZER, P.M., Action Phases and Mind-Sets, in: E.T. HIGGINS & R.M. SORRENTINO (eds), Handbook of Motivation and Cognition: Foundations of Social Behavior, 1990, Vol. 2, 53-92
- GOLLWITZER, P.M., Abwägen und Planen, Göttingen: Hogrefe, 1991
- GÖRZ, G. (Hrsgb), Einführung in die künstliche Intelligenz, Bonn: Addison-Wesley, 1993
- HECKHAUSEN, H., Motivation und Handeln, 1989 (2. Aufl.)
- HESSE, F., Analoges Problemlösen, Weinheim: Psychologie Verlags Union, 1991
- HOFBAUER, D., KUTSCHE, R.-D., Grundlagen des maschinellen Beweisens, Braunschweig: Vieweg, 1989
- HOLLAND, J.H., Escaping Brittleness: The Possibilities of General-Purpose Learning Algorithms Applied to Parallel Rule-Based Systems, in: R.S. MICHALSKI, J.G. CARBONELL & T.M. MITCHELL (eds), Machine Learning: An Artificial Intelligence Approach, Vol. II, Los Altos: Morgan Kaufman, 1986, 593-623
- HOLLAND, J.H., HOLYOAK, K.J., NISBETT, R.E. & THAGARD, P.R., Induction: Processes of Inference, Learning, and Discovery, 1986
- HUBER, P., JENSEN, K., SHAPIRO, R.M., Hierarchies in Coloured Petri Nets, in: G. ROZENBERG (ed), Advances in Petri Nets, Lecture Notes in Computer Science, Berlin: Springer, 1990
- JOSKO, B., Verifying the Correctness of AADL Modules Using Model Checking, in J.W. de BAKKER, W.-P. de ROEVER, G. ROZENBERG (eds), Proceedings REX Workshop on Stepwise Refinement of Distributed Systems: Models, Formalisms, Correctness, Berlin: Springer, 1990, 387-400
- KOWALSKI, R.A., Logic for Problem Solving, New York: Elsevier North Holland, 1979
- KRAWCHUK, B.J. & WITTEN, I.H., Explanation-based Learning: Its Role in Problem Solving, Journal of Experimental and Theoretical Artificial Intelligence, 1989, 1, 27-49
- LAMSWEERDE, A.V., Learning Machine Learning, in: A.THAYSE (ed), From Natural Language Processing to Logic For Expert Systems, New York: Wiley, 1991, 263-357
- LEWIS, C., Composition of Productions, in D. KLAHR, P. LANGLEY, R. NECHES (eds), Production System Models of Learning and Development, Cambridge: MIT Press, 1987, 329-358
- MacGREGOR, R.J., Neural and Brain Modeling, New York: Academic Press, 1987
- McCLELLAND, J.L. & RUMELHART, D.E. (eds), Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition, Vol. 2: Psychological and Biological Models, Cambridge, Mass.: MIT Press, 1986
- MICHALSKI, R.S., Toward a Unified Theory of Learning: Multistrategy Task-adaptive Learning, in: B.G. BUCHANAN & D.C. WILKINS (eds), Readings in Knowledge Acquisition and Learning, San Mateo, Calif.: Morgan Kaufmann Publishers, 1993, 7-38
- MINSKY, M. & PAPERT, S., Perceptrons: An Introduction to Computational Geometry, Cambridge, Mass: MIT Press, 1988 (expanded edition)
- MITCHELL, T.M., KELLER, T. & KEDAR-CABELLI, S., Explanation-Based Generalization: A Unifying View, Machine Learning, 1986, 1(1), 47-80

- MÖBUS, C., Wissenserwerb mit kooperativen Systemen, in: P. GORNY (Hg), Informatik und Schule 1991, GI-Fachtagung, Oldenburg, Informatik-Fachberichte 292, Berlin: Springer, 1991, 288-298
- MÖBUS, C., PITSCHKE, SCHRÖDER, O., Towards the Theory-Guided Design of Help Systems for Programming and Modelling Tasks, in C. FRASSON, G. GAUTHIER, G.I. McCALLA (eds), Intelligent Tutoring Systems ITS 92, Proceedings, Berlin: Springer, 1992, Lecture Notes in Computer Science (608), 1992, 294-301
- MÖBUS, C., SCHRÖDER, O., The Acquisition of Functional Planning and Programming Knowledge: Diagnosis, Modelling, and User-Adapted Help, in G. STRUBE, K.F. WENDER (eds), The Cognitive Psychology of Knowledge, Elsevier, 1993, 233-261
- MÖBUS, C., SCHRÖDER, O., THOLE, H.J., A Model of the Acquisition and Improvement of Domain Knowledge for Functional Programming, Journal of Artificial Intelligence in Education, 3(4), 1992, 449-476
- MÖBUS, C., SCHRÖDER, O., THOLE, H.J., Diagnosing and Evaluating the Acquisition Process of Problem Solving Schemata in the Domain of Functional Programming, in J.E. GREER & G.I. McCALLA (eds), Student Modelling: The Key to Individualized Knowledge-Based Instruction, Berlin: Springer (NATO ASI Series F: Computer and Systems Sciences, Vol. 125), 1994, 211 264
- MÖBUS, C., THOLE, H.-J., SCHRÖDER, O., Interactive Support of Planning in a Functional, Visual Programming Language, in P. BRNA, S. OHLSSON, H. PAIN (eds), Proceedings AI-ED 93, World Conference on Artificial Intelligence and Education, Edinburgh, 1993 (a), 362 369
- MÖBUS, C., THOLE, H.-J., SCHRÖDER, O., Diagnosis of Intentions and Interactive Support of Planning in a Functional, Visual Programming Language, in D.M. TOWNE, T. de JONG, H. SPADA (eds), Simulation-Based Experiential Learning, Berlin: Springer (NATO ASI Series F: Computer and Systems Sciences, Vol. 122), 1993 (b), 61 76
- NEWELL, A., Physical Symbol Systems, Cognitive Science, 1980, 4, 135-183 und in: D.A. NORMAN (ed), Perspectives on Cognitive Science, Norwood und Hillsdale, N.J.: Ablex/Erlbaum, 1981, 37-85
- NEWELL, A., Unified Theories of Cognition, Cambridge, Mass.: Harvard University Press, 1990
- NEWELL, A. & SIMON, H.A., Human Problem Solving, Englewood Cliffs, N.J.: Prentice Hall, 1972
- NEWELL, A. & SIMON, H.A., Computer Science as Empirical Inquiry: Symbols and Search, Communications of the ACM, 1976, 19, 113-126
- OLDEROG, E.-R., Nets, Terms, and Formulas, Cambridge: Cambridge University Press, 1991
- ORTONY, A., CLORE, G.L., COLLINS, A., The Cognitive Structure of Emotions, Cambridge: Cambridge University Press, 1990
- OWSNICKI-KLEWE, B., v. LUCK, K. & NEBEL, B., Wissensrepräsentation und Logik Eine Einführung, in: G. GÖRZ (Hrsgb), Einführung in die künstliche Intelligenz, Bonn: Addison-Wesley, 1993, 3-54
- REISS, M., Einführung, in: K. REISS, M. REISS, H. SPANDL (Hg), Maschinelles Lernen Modellierung von Lernen mit Maschinen, Berlin: Springer, 1992
- RITTER, J., Induktiver Wissenserwerb und deduktive Wissensoptimierung im Bereich funktionaler Programmierung auf der Basis der Hornklausellogik, Diplomarbeit, Universität Oldenburg, Fachbereich Informatik, 1991
- RUMELHART, D.E. & McCLELLAND, J.L., Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition, Vol. 1: Foundations, Cambridge, Mass.: MIT Press, 1986; RUSSEL, S.J., The Use of Knowledge in Analogy and Induction, 1989
- SANDBERG, J., WIELENGA, B., Situated Cognition: A Paradigm Shift? Journal of Artificial Intelligence in Education, 1992, 3(2), 129-138
- SCHÖNING, U., Logik für Informatiker, Mannheim: BI-Wissenschaftsverlag, 1991³
- SCHRÖDER, O., MÖBUS, C., Zur Diagnose und Modellierung von Wissensveränderungen im Rahmen einer Stocksituationstheorie, in: K. REISS, M. REISS, H. SPANDL (Hg),

- Maschinelles Lernen Modellierung von Lernen mit Maschinen, Berlin: Springer, 1992, 23-62
- SCHRÖDER, O., MÖBUS, C., PITSCHKE, K., Designing Help for Viewpoint Centered Planning of Petri Nets, in P. BRNA, S. OHLSSON, H. PAIN (eds), Proceedings AI-ED 93, World Conference on Artificial Intelligence and Education, Edinburgh, 1993, 370 377
- SCHWABHÄUSER, W., Modelltheorie, Bd. I/II, Mannheim: Bibliographisches Institut, 1971 SNEED, J.D., The Logical Structure of Mathematical Physics, Dordrecht: Reidel, 1971
- STILLINGS, N.A., FEINSTEIN, M.H., GARFIELD, J.L., RISSLAND, E.L., ROSENBAUM, D.A., WEISLER, S.E. & BAKER-WARD, L., Cognitive Science: An Introduction, Cambridge, Mass.: MIT Press, 1987
- SUPPES, P., Studies in the methodology and foundation of science, Dordrecht: Reidel, 1969 STRUBE, G., HABEL, Ch., HEMFORTH, B., KONIECZNY, L. & BECKER, B., Kognition, in: G. GÖRZ (Hrsgb), Einführung in die künstliche Intelligenz, Bonn: Addison-Wesley, 1993, 303-365
- VanLEHN, K., Toward a Theory of Impasse-Driven Learning, in H. MANDL, A. LESGOLD (eds), Learning Issues for Intelligent Tutoring Systems, Berlin: Springer, 1988, 19-41
- VanLEHN, K. (ed), Architectures for Intelligence: The 22nd Carnegie Mellon Symposium on Cognition, Hillsdale, N.J.: Erlbaum, 1991 (a)
- VanLEHN, K., Two Pseudo-Students: Applications of Machine Learning to Formative Evaluation, in R. LEWIS, S. OTSUKI (eds), Advanced Research on Computers in Education ARCE 90, Elsevier IFIP, 1991, 17-25 (b)
- VanLEHN, K., Rule Acquisition Events in the Discovery of Problem-Solving Strategies, Cognitive Science, 1991, 15, 1-47 (c)
- WESTMEYER, H. (Hrsgb), Psychological Theories from a Structuralist Point of View: A First Introduction, Heidelberg: Springer, 1989
- ZISMAN, M.D., Use of Production Systems for Modeling Asynchronous Concurrent Processes, in: WATERMAN, D.H. (et al.), Pattern Directed Inference Systems, New York: Academic Press, 1978, 53-68