

Problemlösen und Verstehen bei ökonomischen Agenten – Eine Gegenüberstellung ökonomischer und kognitionspsychologischer Modelle regelbasierten Entscheidens

Hagen Lindstädt*

Zusammenfassung

Als Reaktion auf Kritik am Rational Choice-Ansatz zur realistischen Modellierung von Verstehen und Problemlösen ökonomischer Individuen wird in der Diskussion um beschränkte Rationalität verstärkt auf regelbasiertes Entscheiden abgestellt. Solche Ansätze modellieren kognitive Leistungen ökonomischer Agenten als differenzierte Anwendung logischer (Experten-) Regeln. Der Beitrag stellt die wichtigsten ökonomischen Modelle regelbasierten Entscheidens einer wichtigen Kategorie kognitionspsychologischer Ansätzen gegenüber, sogenannten Produktionensystemen. Es wird gefolgert, dass kognitionspsychologische Erkenntnisse stärker in die ökonomischen Modelle integriert werden sollten, um die Modelle realitätsnäher zu gestalten. Hierfür eignet sich besonders die Nutzung genetischer Algorithmen zur evolutorischen Weiterentwicklung der Regeln in der Tuningphase von Produktionensystemen.

Artikel

Es leuchtet unmittelbar ein, dass kein Modell ökonomisch handelnder Individuen („ökonomischer Agenten“) denkbar ist, das alle komplexen Vorgänge und Mechanismen bei Entstehung und Anwendung von Verständnis realitätsnah abbildet. Ein solches Gesamtmodell wäre ohnehin zu komplex für die Untersuchung. Auch und gerade klassische Rationalverhaltensmodelle, deren Schwerpunkt eher in der Entwicklung handlungsleitender (präskriptiver) als die Realität beschreibender (deskriptiver) Aussagen liegt, stossen hier an ihre Grenzen.

Untersuchungen realer Entscheidungen zeigen, dass die Individuen nicht alle Alternativen kennen und nicht alle Konsequenzen gleichzeitig antizipieren und gedanklich aktivieren. Stattdessen werden nur einige der Implikationen potenzieller Handlungen meist sequenziell berücksichtigt, und häufig werden verfügbare Informationen ignoriert. An die Stelle folgerichtiger Bewertungen von Unsicherheit und Zielabhängigkeiten tritt dann die Verwendung von Entscheidungsregeln und Heuristiken, und anstelle der Suche nach der besten (verfügbaren) Alternative wird eine „Lösung“ gewählt, die „gut genug“ ist, d. h. anstelle optimierender werden satisfizierende Verfahren eingesetzt.

Zur besseren Anpassung an solche Beobachtungen werden reine Rationalverhaltensmodelle in der Ökonomie zunehmend durch Modelle ersetzt, die auf der Vorstellung einer beschränkten Rationalität der handelnden Individuen basieren. Nachdem in frühen Ansätzen wie der Transaktionskostenökonomie vor allem Kosten von Rationalitätsbeschränkungen thematisiert wurden, etwa für Informationssuche, Verhandlungen und Kontrolle, wurden später Modelle beschränkter Rationalität wesentlich weiterentwickelt.

Jenseits entscheidungstheoretischer Untersuchungen, die sich direkt auf die Modellierung individueller Handlungen konzentrieren, sind wesentliche Bereiche dieser Entwicklungen in den Wirtschaftswissenschaften etwa die Evolutionsökonomik, deren moderne Geburtsstunde meist auf das Werk von Nelson und Winter (1982) datiert wird – ein neuerer Überblick findet sich in Dopfer (2001) –, die evolutorische Spieltheorie (Selten 1991; Gigerenzer und Selten 2000) sowie Ansätze des „organisational decision making“ (Levinthal und March 1981; March 1994).

* Prof. Dr. Hagen Lindstädt, Universität Karlsruhe (TH), Fax: +49-(0)721-608-6046, E-Mail: lindstaedt@ibu.uni-karlsruhe.de.

Besonders Modelle, die Handeln ökonomischer Agenten als Folge von Problemlösungs- und Verständnisprozessen auffassen und durch die Anwendung induktiver Regeln modellieren, haben in den letzten beiden Dekaden eine neue Perspektive jenseits traditioneller Rationalverhaltensmodelle aufgezeigt. Ein aktueller Überblick zur Verwendung von Regeln und Heuristiken in Organisationen findet sich bei Becker (2006).

Leider stehen Modelle ökonomischer und kognitionspsychologischer Provenienz bis heute weitgehend unverbunden nebeneinander. Dieser Aufsatz will erstens einen Beitrag zur Integration der beiden Disziplinen leisten, die, so wird argumentiert, sich als fruchtbar erweist. Zweitens wird verdeutlicht, wann und wie regelbasiertes Entscheiden sinnvoll neben klassische Rationalmodelle ökonomischen Handelns treten kann.

Ausgewählte empirische Ergebnisse zu individuellem und organisationalem Entscheiden bei beschränkter Rationalität

Als Ausgangspunkt für die Relevanz von beschränkter Rationalität wird an dieser Stelle ein kurzer Überblick empirischer Ergebnisse zu Informations- und Entscheidungsverhalten von Individuen und in Organisationen gegeben – auch wenn streng genommen ein empirischer „Beweis“ nicht rationalen Handelns nur selten möglich ist: Nach der heute gängigen Rationalitätsauffassung werden Präferenzen in den Handlungen offenbart, die ihnen folgen; die Präferenzen selbst sind somit nicht direkt beobachtbar und entziehen sich (auf diesem Abstraktionsniveau) somit einer unmittelbaren empirischen Überprüfung. Individuelle Verarbeitungsbeschränkungen für Wissen und Information stehen im Zentrum der hier betrachteten empirischen Ergebnisse.

So hat Gemünden (1993) in einer umfangreichen Metaempirie gezeigt, dass scheinbar selbstverständliche Zusammenhänge zwischen Entscheidungssituation und dem Ausmaß der betriebenen Informationsgewinnung empirisch oftmals nur schwierig nachzuweisen sind. Im Einzelnen betrifft dies die Annahmen zunehmender Informationsgewinnung mit wachsender Relevanz und Unsicherheit der Entscheidung, steigendem Nutzen von Informationen und sinkenden Beschaffungskosten für Information, die nur in 33% bis 58% der empirischen Untersuchungen voll bestätigt werden konnten (siehe Abb. 1). Ein positiver Einfluss zunehmender Informationsgewinnung auf die Qualität der Entscheidung kann ebenfalls nicht generell als gesichert gelten, wie bereits seit einiger Zeit klar ist (Witte 1988; Hauschildt et al. 1983; Brockhoff 1986).

Abbildung 1: Einflussfaktoren auf das Ausmaß der Informationsgewinnung

Determinante	absolut vs. relativ	wider-sprechend	nur teilw. bestätigt	voll bestätigt	Summe
Relevanz der Entscheidung	absolut	15	11	35	61
	relativ	25%	18%	57%	
Unsicherheit der Entscheidung	absolut	7	4	15	26
	relativ	27%	15%	58%	
Kosten der Informationsbeschaffung	absolut	4	4	11	19
	relativ	21%	21%	58%	
Nutzen der Informationen	absolut	11	18	14	43
	relativ	26%	42%	33%	

Auch das Ausmaß des Informationsangebotes hat nicht ausschließlich positive Implikationen für die Qualität einer auf diesem Angebot basierenden Entscheidung, sondern kann zu gleichbleibender oder sogar abnehmender Entscheidungsqualität wegen zunehmender Informationsüberlastung der Individuen führen, weil Informationen nicht mehr verarbeitet und relevante Informationen schlechter selektiert werden können (Überblick bei Wilde 1987; Witte 1988; Gemünden 1992; 1993). Zeitdruck hat oftmals ähnliche Implikationen, obwohl viele Individuen zuneh-

menden Zeitdruck in gewissem Maße durch veränderte Entscheidungsmechanismen und Handlungssteuerung auszugleichen vermögen (Bronner 1993).

Als kognitive Quellen von Informationsüberlastung und Kapazitätsbeschränkungen in der Informationsverarbeitung werden in der Kognitionspsychologie vor allem Wahrnehmung, Gedächtnis und Aufmerksamkeit genannt (Anderson 1996; Neumann 1996).

Kognitionspsychologische Modelle: Problemlösen und Verstehen in Produktionensystemen

Eine Erklärung menschlichen Problemlösens und Verstehens kann durch offene Ansätze oder durch formale, geschlossene Theorieansätze erfolgen, die Aussagen von verhältnismäßig hohem Abstraktionsgrad über die Struktur menschlicher Kognitionen und ihre kognitive Architektur machen. In der zweiten Gruppe, die hier ausschließlich betrachtet werden soll, ist der Ansatz der Modellierung durch sogenannte Produktionensysteme der gängigste. In einem Produktionensystem liegt Wissen neben reinem Faktenwissen in Form von Regeln vor, den Produktionsregeln. Produktionsregeln sind Bedingungs-Aktionspaare, die in Form von wenn-dann-Sätzen darstellbar sind und Anweisungen enthalten, welche Wirkung eine Aktion bei Vorliegen einer Situation hat. Gemeinsam mit einem vorgegebenen Ziel steuern solche Regeln die „kognitiven“ Aktionen eines Produktionensystems.

Das Erlernen neuer Fähigkeiten wie einer Sprache, dem Schachspiel oder ärztlicher Diagnostik geschieht durch den Erwerb neuer Regeln. Dies kann prinzipiell auf drei Arten geschehen: durch Entdeckung, durch Analogien und durch Instruktion von anderen Individuen. Nach dem Erwerb neuer Regeln erfolgt eine Reorganisation der Regeln, damit vertieftes Verständnis und verbessertes Problemlösungsverhalten einsetzen können. Komplexen Fähigkeiten liegen nicht selten mehrere tausend Regeln zugrunde (Anderson 1996, S. 239ff.). Als erster hat Newell Produktionensysteme zur Modellierung menschlichen Verständnisses verwandt. Vor allem bis in die neunziger Jahre wurden bei der Modellierung in Produktionensystemen große Fortschritte erzielt; auf diese konzentriert sich die vorliegende Darstellung. Folgende Eigenschaften charakterisieren ein Produktionensystem (Anderson 1993, S. ix, 3ff.):

- Produktionsregeln sind modulare Repräsentationen wohldefinierter Kognitionsschritte.
- Komplexe kognitive Prozesse bestehen aus der Zusammenfassung solcher Regeln durch das Setzen von Zielen und durch ihre Verarbeitung.
- Produktionsregeln haben eine Bedingungs-Aktions-Struktur, die auch bei menschlicher Kognition beobachtbar ist.
- Produktionsregeln sind abstrakt und so flexibel anwendbar.

Der General Problem Solver als historischer Ausgangspunkt

Seit Mitte der sechziger Jahre sind einige formale Modelle aufgestellt worden, welche die Vorgänge bei Verständnis, Lernen und Fähigkeitenerwerb verständlich zu machen suchen. Eines der ersten, heute als historisch zu bezeichnenden, formalen Modelle menschlichen Problemlösungsverhaltens wurde von Newell und Simon entwickelt: der General Problem Solver (GPS). Seine Basis bildet die heuristische Überlegung, dass zur gezielten Zustandsveränderung in Systemen der Einsatz von Mitteln oder Operatoren erforderlich ist (Newell und Simon 1972).

Dies führt zur für den GPS zentralen Grundüberlegung der Ziel-Mittel-Analyse: ein wesentlicher Schritt bei der Problemlösung ist generell die Auswahl von Operatoren. Diese erfolgt im GPS auf Grundlage der angestrebten Unterschiedsreduktion zwischen augenblicklichem Zustand und Zielzustand des Systems. Die Operatoren werden als Mittel zur Zielerreichung so eingesetzt, dass sich das System dem Endzustand möglichst stark nähert. Dazu zerlegt der GPS das Ziel bei Bedarf in

Teilziele, die dann vom Endziel her kommend rekursiv abgearbeitet werden. Die Basis für diese Auswahl bildet eine Klassifikation der vorhandenen Mittel sowie ihrer möglichen Funktionen, also der durch sie möglichen Zustandsbeeinflussungen des Systems. Vereinfacht läuft das Verfahren in drei sich wiederholenden Schritten ab: zunächst erfolgt eine Identifikation des Hauptunterschiedes zwischen Zielzustand und augenblicklichem Zustand. Im zweiten Schritt werden Mittel (Operatoren) identifiziert, mit denen dieser Hauptunterschied beseitigt werden kann. Wird ein anwendbarer Operator gefunden, so wird dieser im dritten Schritt angewendet. Wird kein anwendbarer Operator gefunden, so wird die Anwendbarkeit eines gefundenen, aber nicht anwendbaren Mittels zum neuen Teilziel. Die Analyse des GPS läuft also zwischen Zielen, Mitteln und ihren Funktionen hin und her.

Die Bedeutung, die dem GPS in der Literatur zuteil wurde, insbesondere im Bereich der künstlichen Intelligenz, ist wohl darauf zurückzuführen, dass der GPS der erste erfolgreiche Versuch war, Problemlösungen durch ein formales System zu erreichen. Dies hatte eine Entmystifizierung menschlicher Leistungen zur Folge. Der Beweis, dass erfolgreiches Lösen schwieriger Probleme nicht notwendigerweise mit menschlichem Bewusstsein verbunden sein muss, war erbracht. Derartige Erfolge bei der Nachbildung der Ergebnisse menschlichen Problemlösungsverhaltens führten zur Annahme des klassischen Informationsverarbeitungsansatzes, der Prozess menschlicher Kognition und die computergestützte Informationsverarbeitung seien vergleichbar. Diese Annahme wird jedoch heute allgemein sehr kritisch beurteilt.

Das Adaptive Control of Thought-Modell

Die Theoriefamilie der von Anderson entwickelten ACT („adaptive control of thought“) mit ihren Weiterentwicklungen ACT* und ACT-R sind umfassende, auf Produktionensystemen basierende Erklärungsansätze, die noch heute den Stand der Forschung dokumentieren. Anders als Theorien, die nur Teilaspekte menschlicher Kognition behandeln, wie die Unterscheidung zwischen Kurz- und Langzeitgedächtnis, macht sie Aussagen über die grundsätzliche kognitive Architektur von Individuen. Newell hat ACT als erste einheitliche Theorie menschlicher Kognition bezeichnet, und sie kann wohl als die am weitesten ausgearbeitete Produktionensystem-Theorie gelten. Auf die Unterschiede zwischen den Varianten wird im Folgenden nicht weiter eingegangen, so dass grundsätzlich die Bezeichnung ACT gewählt werden kann (Newell 1991; Anderson 1976; 1983; 1993).

Primärer Untersuchungs- und Erklärungsgegenstand von ACT sind Erwerb und Anwendung kognitiver Fähigkeiten, die auf dem Verständnis einer spezifischen Domäne bzw. eines Weltausschnittes basieren. Neben tiefer liegenden Fähigkeiten wie Spracherwerb, die ebenfalls in den Erklärungsbereich von ACT fallen, soll ACT vor allem höhere Fähigkeiten wie Problemlösungsfähigkeiten und -verhalten erklären. ACT findet daher auch besonders in der Expertiseforschung Anwendung. Zentral für ACT ist die Wissensrepräsentation, besonders die Unterscheidung zwischen deklarativem und prozeduralem Wissen. Deklaratives Wissen bildet die Datenbasis, die das Faktenwissen beinhaltet. Dieses ist noch nicht aus sich selbst heraus interpretierbar oder handlungsleitend. Hierfür ist die Zusammenarbeit deklarativen Wissens mit prozeduralem Wissen notwendig, das Fähigkeiten in Form von erworbenen Produktionenregeln (wenn-dann-Sätze) enthält. Diese Regeln funktionieren unabhängig voneinander, obwohl natürlich im Rahmen des Erwerbs neuer Fähigkeiten Regeln kombiniert werden können (Gruber und Mandl 1996). Eine ähnliche Trennung hatten bereits Dörner und Hussy vorgenommen: Neben der epistemischen Struktur, die analog zum deklarativen Wissen Fakten enthält, unterscheiden sie eine heuristische Struktur, die Verfahren zur Lösungsfindung enthält, und eine evaluative für die situative Beurteilung der Eignung von Operatoren (Dörner 1976; Hussy 1983).

In einem Langzeitgedächtnis, welches das deklarative Wissen enthält, sind ACT zufolge zu jedem Zeitpunkt einige Teile aktiviert. Die Bestandteile des deklarativen Wissens sind in einem Netzwerk abgebildet. Einzelne Bestandteile des deklarativen Wissens können durch äußere Einflüsse oder durch Assoziationen aktiviert werden. Diese gelangen dann in ein kurzzeitiges Arbeitsgedächtnis. Das Arbeitsgedächtnis vergleicht die gerade aktivierten Teile des deklarativen Wissens

mit den Bedingungssteilen der Regeln des prozeduralen Wissens, die sich in einem prozeduralen Langzeitgedächtnis befinden. Die Regeln reagieren also gleichsam auf die aktivierten Inhalte deklarativen Wissens im Arbeitsgedächtnis, auf die ihr Bedingungssteil zutrifft (Franzke 1996, S. 358ff.).

ACT startet mit nicht domänenspezifischen Methoden der Problemlösung: Analogiebildung, Mittel-Ziel-Analyse, Rückwärtsanalyse, Aufstiegsmethoden und reine Vorwärtsanalyse (Anderson 1987, S. 196f.). Ausgehend von ihnen postuliert ACT drei Stufen des Erwerbs von Fähigkeiten (Gruber und Mandl 1996, S. 601ff.; Reimann 1998, S. 345f.):

1. Deklarative Stufe: Die deklarative Stufe enthält eine reine Zunahme des Faktenwissens. Sie ist eine originäre Zunahme der Informationsmenge eines Individuums.
2. Kompilierungsstufe: Auf der Kompilierungsstufe wird deklaratives Wissen in prozedurales umgewandelt. Dies geschieht zum einen, indem aufeinander folgende Regeln durch Verknüpfung ihrer Bedingungs- und Aktionsteile zusammengefasst werden (Kombination). Die zweite Möglichkeit besteht im Ersetzen von in den Regeln enthaltenen Variablen durch Konstanten, die in den betreffenden Domänen gültig sind (Prozeduralisierung). So entfällt der kognitiv aufwendige Schritt des Mustervergleichs zwischen aktiviertem deklarativem Wissen und Bedingungssteilen von Regeln. Kombination und Prozeduralisierung bewirken, dass ein vormals aufwendiger, mehrschrittiger Vorgang zu einem einfacheren, einschrittigen Vorgang zusammengefasst wird.
3. Tuning-Stufe: Auf der Tuning-Stufe wird prozedurales Wissen selbst, also Produktionsregeln, Veränderungen unterworfen. Anderson bezeichnet diese Stufe der laufenden Anpassung existierender zu neuen Regeln als induktives Lernen.

Die neuere Variante von ACT, ACT-R (für rational), unterscheidet sich von ihrer Vorgängerversion ACT* im Wesentlichen durch einen Aspekt: in ACT-R durchziehen Kosten-Nutzen-Analysen für zugeordnete Wahrscheinlichkeiten die Systemelemente von der Wissensstruktur über die Anwendung von Regeln bis hin zu Mechanismen des Fähigkeitenerwerbs. Gerade aus einer ökonomischen Perspektive, von der aus die Sinnhaftigkeit eines Rationalkalküls auf einem zugegebenermaßen anderen Abstraktionsniveau bisweilen bezweifelt wird, ist diese Entwicklung in der kognitiven Psychologie interessant (Anderson 1993, S. viii, S. 13f.). Besonders ACT-R bietet somit einen guten Ausgangspunkt für die Integration ökonomischer und kognitionspsychologischer Modelle, die bislang noch nicht in befriedigendem Maße stattgefunden hat.

Grenzen von ACT und Produktionensystemen

Eine Reihe von Beobachtungen von Verständnis, Expertise und Fähigkeitenerwerb kann durch ACT und Produktionensystem-Modelle nicht oder nur schwierig erklärt werden (Reimann 1998, S. 354ff.):

Mühe beim Problemlösen: Experten lösen reale Probleme nicht unbedingt müheloser als Novizen, wie Modellierung durch Produktionensysteme impliziert. In einigen Domänen wie Verfassen von Texten, Entwurf von Häusern oder bei wissenschaftlichen Entdeckungen lässt sich vielmehr beobachten, dass Experten trotz besserer Endergebnisse mehr Mühe mit der Aufgabenerfüllung haben, z. B. weil sie aufgrund ihrer Expertise die Aufgabe stärker problematisieren und mehr Randbedingungen für die Lösung einführen als Novizen.

Flexible Suchstrategien von Experten: Die Kompilierung von deklarativem zu prozeduralem Wissen als wichtigster Lernmechanismus impliziert, dass sich Suchstrategien generell von rückwärtsgerichteter Verkettung zu Vorwärtsanalyse entwickeln. Diese Entwicklung ist zwar in vielen Domänen zu beobachten, sie ist jedoch nicht allgemeingültig. Besonders bei schlecht strukturierten Problemen erscheint ein flexibler Strategiewechsel zwischen vorwärts- und rückwärtsgerichteten Strategien geradezu charakteristisch für Expertise.

Lernen ohne Ziele und Feedback: Lernen kann ausgelöst durch Übung in der entsprechenden Domäne auch ohne Ziele oder Feedback auftreten. Beispiele sind Spracherwerb und Musikverständnis bei Kindern in den ersten Lebensjahren. Es ist unklar, wie der Erwerb solcher Fähigkeiten durch ein Produktionensystem dargestellt werden könnte.

Transferstärke, Überlappungen und negativer Transfer: Transferleistungen in Produktionensystemen können durch Überlappung von Regelmengen verschiedener Domänen erklärt werden. Danach sind Transferleistungen von gemeinsamen „Oberflächenmerkmalen“ von Domänen abhängig, und ohne Fehler treten keine negativen Beeinflussungen von Leistungen zwischen Domänen durch Transfer auf. In der Realität können Transfers zwischen Bereichen beobachtet werden, die so gut wie keine gemeinsamen Oberflächenmerkmale haben, und unter bestimmten Bedingungen existiert auch negativer Transfer. Es gibt auch Fälle, in denen sich Wissen flexibel rekombinieren lässt, was gegen eine enge Koppelung von Bedingungen mit Aktionen spricht. Diese Beobachtungen sind kaum mit Produktionensystem-Modellen erklärbar.

Explizierung von Expertenregeln: Wenn sich Expertise durch Kenntnis von Regeln erklären ließe, sollte eine verbale Äußerung solcher Regeln zu einem deutlichen Leistungsanstieg bei Novizen führen. In der Praxis scheint jedoch die explizite Vermittlung von Expertiseregeln meist nicht zu einer solchen Leistungsverbesserung zu führen. Von Experten explizit geäußerte Regeln führen zudem bei Anwendung auf ein Problem zu anderen, meist schlechteren Ergebnissen, als sie von den gleichen Experten unmittelbar erzielt werden. Obwohl Experten möglicherweise nicht alle relevanten Regeln auf Aufforderung explizit reproduzieren können, legen diese Beobachtungen den Verdacht nahe, dass Expertise nicht nur aus der Anwendung verbalisierbarer Regeln besteht.

Produktionensysteme sind besonders für die Erklärung einer Art von Verständnis und Expertise geeignet, die stark auf zunehmender Routine und im Extremfall sogar Automatisierung beruht. Weniger gut abbildbar sind stärker adaptive Expertisephänomene wie hohe Anpassungsfähigkeit an sich verändernde Umstände, vermutlich weil diese Fähigkeiten auf vertieftem Verständnis jenseits von Regelanwendungen beruhen.

Modelle ökonomischer Agenten: Induktives Schließen mit Regeln und genetischen Algorithmen

Regelbasiertes Entscheiden

Wie einleitend geschildert werden seit einiger Zeit regelbasierte Modelle als Alternative zur ökonomischen Rationalverhaltensannahme erfolgreich eingesetzt. Regelbasierte Modelle gehen von einem hypothesengetriebenen Vorgehen beim Schließen aus, d. h. die ökonomischen Agenten gewinnen ihr Verständnis induktiv: Sie schließen von speziellen Beobachtungen und Überlegungen auf allgemeine, verarbeiten also aufsteigend, im Gegensatz zum deduktiven Schließen von allgemeinen Zusammenhängen auf spezielle bei absteigender Verarbeitung.

Arthur betont die Bedeutung der Induktion in Entscheidungssituationen, die ein Individuum nicht mehr vollständig überblicken kann, in denen also die Informationsverarbeitung zum Engpass wird. Die Grenze, ab der das Individuum eine Situation nicht mehr vollständig überblicken kann, bezeichnet er als Komplexitätsgrenze (Arthur 1992). Arthur nennt zwei Gründe für ihre Existenz: hohe Anforderungen der Situation bei Kapazitätsbeschränkungen der Verarbeitung sowie die Notwendigkeit, zum eigenen Handeln das Verhalten anderer Individuen zu antizipieren, die jenseits der genannten Grenze operieren (Arthur 1994).

„Optimales Handeln“ in Entscheidungssituationen jenseits der Komplexitätsgrenze nennt Arthur schlecht definiert (Arthur 1992, S. 6): „Notice I am not saying that whereas in simple problems humans act optimally in complicated ones they act less than optimally. Where a problem is ill-defined, optimizing behavior is also ill-defined; and so ‘acting less than optimally’ is not defined.“

Er folgert, dass Entscheidungsverhalten und Verarbeitung in solchen Situationen durch Regeln modelliert werden muss, und nennt insgesamt drei Modellelemente, die bei der Untersuchung von induktivem Verständnis abgebildet werden müssen (Arthur 1994, S. 406ff.):

- Interne, auch hypothetische Repräsentationen und temporäre Erwartungen von Individuen
- Hypothetische, bedingte Regeln, die temporär und kontingent handlungssteuernd sind
- Einen Veränderungsprozess für Repräsentationen und Regeln, der aktive Hypothesen über Repräsentationen und Regeln generiert, sie an der Realität überprüft und gegebenenfalls verändert oder austauscht.

Dopfer (2001) unterscheidet bei seinen evolutionsökonomisch ausgerichteten Arbeiten zwischen kognitiven Regeln, (häufig habitualisierten) Verhaltensregeln und „Blueprints“ als technologischen Regeln. In dieser Terminologie befasst sich dieser Beitrag mit Modellen für die Entwicklung kognitiver Regeln: weder habitualisiertes Verhalten noch technologische Regeln werden direkt thematisiert.

Eine detailliertere Beschreibung der umfangreichen Literatur zu regelbasiertem Entscheiden würde den Umfang dieses Beitrags sprengen. Stattdessen konzentrieren sich die weiteren Überlegungen auf den Aspekt einer Modellierung der Weiterentwicklung von Regeln mittels genetischer Algorithmen, weil besonders hier eine Verzahnung mit kognitionspsychologischen Produktionssystemen fruchtbar erscheint.

Arthurs Bar-Problem als Beispiel regelbasierten Entscheidens

Als Illustration für regelbasiertes Entscheiden sei hier das Bar-Problem von Arthur (1994) vorgestellt: 100 Individuen entscheiden sich wöchentlich, ob sie eine bestimmte Bar mit begrenzter Sitzplatzzahl besuchen sollen. Jedes Individuum empfindet den Abend annahmegemäß als angenehm, wenn höchstens 60 Personen anwesend sind (ansonsten ist die Bar zu überfüllt), und es geht genau dann in die Bar, wenn es annimmt, dies sei der Fall. Es gibt keine Möglichkeit, herauszufinden, wie viele Leute anwesend sein werden, ohne die Bar zu besuchen, und es ist unklar, mit wie vielen Besuchern die anderen Individuen rechnen. Glauben potenzielle Besucher also, dass wenige in die Bar gehen, so werden alle hingehen und umgekehrt.

Arthur geht das Problem an, indem er davon ausgeht, dass jedes Individuum mit einer begrenzten Menge mehr oder weniger sinnvoller Regeln ausgestattet ist, die es als Vorhersagemodelle nutzt. Beispiele sind die Annahme der gleichen Anzahl wie in der Vorwoche, eines laufenden Durchschnitts der letzten n Wochen oder eine lineare Fortschreibung des Trends der letzten Wochen mit oder ohne Zyklizität. Die Individuen bewerten annahmegemäß ihre verfügbaren Regeln mittels der Genauigkeit, mit der sie das tatsächliche Verhalten vorhersagen. Die Vorhersage eines Individuums basiert auf der aktiven Regel, die bei der Bewertung am besten abgeschnitten hat.

Als Ergebnis stellt sich interessanterweise relativ robust ein unregelmäßiges Fluktuieren der Teilnehmerzahl um 60 ein, meist zwischen 50 und 70. Das Ergebnis stimmt zwar mit der spieltheoretischen Erklärung überein, dass alle Teilnehmer eine gemischte Strategie wählen, in der sie mit einer Wahrscheinlichkeit von 0,6 teilnehmen. Es ist jedoch unklar, warum sich ein solches Verhalten einstellt: die Individuen entscheiden sich auf der Basis ihrer Regeln, und ein Individuum, welches über bessere Regeln als ein anderes verfügt, verbringt häufiger angenehme Abende. Für die Individuen ist es also wesentlich, ob sie zufällig Wählen oder über bessere oder schlechtere Regeln verfügen.

Das Modell kann zwar wenig zur Vorhersage des tatsächlichen Verhaltens einzelner Individuen beitragen, weil tatsächlich benutzte Mechanismen und Bewertungen im Dunkeln bleiben. Die erhöhte Komplexität des Modells im Vergleich zu einer spieltheoretischen Erklärung mit gemischten Strategien wird jedoch durch die zusätzliche Qualität der Erkenntnisse gerechtfertigt.

Induktives Problemlösen mittels genetischer Algorithmen

Als genetisch wird eine Gruppe von Algorithmen bezeichnet, durch die eine Menge („Population“) einfacher Verfahren und Regeln fortgesetzt in Mengen ähnlicher Regeln transformiert wird. Die Transformation erfolgt mit Hilfe gewisser („genetischer“) Operatoren, mit denen die Hoffnung verbunden wird, dass später erzeugte Regeln sich für das zu bearbeitende Problem als möglichst geeignet erweisen. Sie erfolgt in Anlehnung an die Hypothesen über die Eignung der Regeln, die ein Individuum im Zeitverlauf anwendet. Die Regeltransformation orientiert sich an ihrem hypothetischen Erfolg („Fitness“), z. B. bei der Vorhersage von Zuständen in sich wiederholenden oder ähnlichen Situationen; im Bar-Problem ist dies die Vorhersagegenauigkeit für die Besucheranzahl an einem Abend. Muss das Individuum zu einem Zeitpunkt handeln, also eine Regel anwenden, so wählt es eine Regel aus der Population aus, für gewöhnlich die „fitteste“, d. h. ihm am geeignetsten erscheinende.

Ihren Namen verdanken genetische Algorithmen der Tatsache, dass zwischen ihren Operatoren und den Mechanismen der biologischen Evolution nach Darwin Ähnlichkeiten bestehen. Ursprünglich wurden genetische Algorithmen zur Lösung komplexer mathematischer Optimierungsprobleme eingesetzt. Es hat sich jedoch gezeigt, dass genetische Algorithmen Aspekte der Verarbeitung gut beschreiben, mit der Individuen ihre Hypothesen über Regeln und Repräsentationen im Zeitverlauf verändern. Genetische Algorithmen sind also Modelle für die Entwicklung menschlicher Hypothesen und Heuristiken während der Verarbeitung.

Die Hauptparallele zwischen genetischen Algorithmen und biologischer Evolution besteht darin, wie die Eignung hypothetischer Regeln und Heuristiken bestimmt wird, und wie sie im Zeitverlauf transformiert werden. Das Fortbestehen der Regeln und Heuristiken oder ihre Veränderung während des Transformationsprozesses wird anhand ihrer Fitness beurteilt, ähnlich wie die Fitness einer biologischen Spezies ihre Überlebensfähigkeit determiniert. Beurteilung der Fitness von Regeln und ökonomische Rationalität ähneln einander.

Der tiefere historische Zusammenhang besteht darin, dass Darwin zu seiner an der Fitness orientierten Auslese biologischer Spezies durch das Konstrukt der ökonomischen Rationalität inspiriert wurde, insbesondere durch die Arbeiten von Malthus (Darwin 1859, S. 68, S. 117; Marshall 1890, S. 200). Dies wirft ein interessantes Licht auf die Verwandtschaft von biologischen und ökonomischen Theorien.

Die Populationen genetischer Algorithmen entsprechen den hypothetischen Regeln und Heuristiken der modellierten ökonomischen Agenten, nicht den Agenten selbst (Arthur 1992, S. 21; Riechmann 1998a, S. 4). Dies ist ein häufiges Missverständnis, dem auch Sargent und Dawid unterliegen (Sargent 1993, S. 76; Dawid 1996, S. 45f.).

Die Regelpopulation wird in der Standardversion des genetischen Algorithmus über Zeit durch die Operatoren Reproduktion, Rekombination und Mutation erhöht sowie durch Selektion vermindert. Ihre Anwendung ist im Prinzip auch in offenen Entscheidungsmodellen ohne quantifizierbare Zielfunktion und formale Kodierung denkbar. In diesem Fall treten allerdings große Schwierigkeiten bei der Operationalisierung des genetischen Algorithmus auf, so dass genetische Algorithmen meist bei geschlossenen Problemen mit relativ hoher Formalisierung angewandt werden (Goldberg 1989; Riechmann 1999).

Selektion und Reproduktion bilden das Zentrum des genetischen Algorithmus; ihnen liegt folgende Grundidee zugrunde: durch Selektion wird aus einer Population eine Teilpopulation von Regeln ausgewählt, die unverändert in die nächste Population übernommen, d. h. reproduziert werden. Ungeeignete Regeln werden nicht angewandt, sie sind in der Sprache genetischer Algorithmen nicht Teil der nächsten Population.

Die Operationalisierung der Bewertung erfolgt mit der sogenannten Fitnessfunktion, die jeder Regel einer Population ihre Fitness zuordnet. In manchen Fällen ist eine naheliegende Fitnessfunk-

tion gegeben: ist es das Ziel der ökonomischen Agenten, eine Zielfunktion wie den Gewinn zu maximieren oder einen Parameter vorherzusagen, so ergibt sich die Fitnessfunktion auf natürliche Weise als (gegebenenfalls hypothetischer) Erfolg der Regel hinsichtlich dieses Zieles. Die Festlegung einer Fitnessfunktion wird in der Regel dann zum Problem, wenn – wie bisweilen in offenen Entscheidungsmodellen – keine Zielfunktion gegeben ist. Hilfskonstruktionen sind dann zwar denkbar, im Einzelfall jedoch schwierig zu rechtfertigen. Die Reproduktion kann zufallsgesteuert oder deterministisch erfolgen; bei einer zufallsgesteuerten Reproduktion ist z. B. Reproduktion der fittesten Regel nicht gesichert.

Dabei sind algorithmisch unterschiedliche Vorgehensweisen denkbar; so ist eine (oft proportionale) Abhängigkeit der Reproduktionsrate einer Regel von ihrer Fitness üblich. Das mehrfache Vorhandensein einer Regel in der Population ist dann ein Indiz für ihre Fitness, hat aber darüber hinaus keine Interpretation für den „Hypothesenpool“ des modellierten Individuums.

Selektion und Reproduktion werden als Lernen durch Imitation von Regeln anderer Individuen und als Lernen aus Erfahrung bei der eigenen Regelanwendung interpretiert: eigene Erfahrungen bei der möglicherweise hypothetisch beurteilten Anwendung von Regeln beeinflussen zukünftiges Verhalten, indem erfolgreiche von weniger erfolgreichen Regeln und Heuristiken unterschieden werden. Daneben werden als erfolgreich empfundene Regeln anderer Individuen imitiert, d. h. in die Menge eigener kognitiver Fähigkeiten aufgenommen.

Bei der Rekombination entsteht aus der Kombination zweier Regeln eine neue Regel. Diese neue Regel wird in die nächste Population aufgenommen und unterliegt dort im nächsten Schritt der gleichen Fitnessbeurteilung, Selektion, etc., ebenso wie andere Regeln.

Die Operationalisierung der Rekombination kann problematisch sein. Lassen sich Regeln quantitativ kodieren, wie in fast allen Anwendungen, so kann die Rekombination auf Basis dieser Kodierung erfolgen. Meist werden formalisierte Regeln binär kodiert, d. h. als Folge von Nullen und Einsen, in der Regel mit fester Länge. Die Kombination zweier Regeln wird dann durch die meist zufällige Auswahl einer Überlappungsstelle operationalisiert; die vordere Bitkombination der ersten und die hintere Bitkombination der zweiten Ursprungsregel werden dann jeweils an der Überlappungsstelle „abgeschnitten“ und die entstehenden Teile „zusammengefügt“. In Binärkodierung entstehen so neue Bitkombinationen der gleichen Länge, die eine neue Regel kodieren. Es ist wichtig, sich klar zu machen, dass die Kodierung, die aus der Kombination der Regelkodierungen entsteht, nicht immer die Kodierung einer Regel ergeben muss.

Die Rekombination ist als Lernmechanismus durch Kommunikation mit anderen Individuen und begrenzt als eigenständiges Schlussfolgern zu interpretieren. Beim Schlussfolgern kombiniert ein Individuum aus vorhandenem Wissen und bereits existierenden Fähigkeiten neues Wissen und neue Fähigkeiten. Dieses Schlussfolgern findet allerdings innerhalb der beschränkten Problem-domäne des genetischen Algorithmus statt. Weder die menschliche Fähigkeit zum Analogieschluss noch die Zielgerichtetheit des Schlussfolgerns werden durch die Rekombination angemessen abgebildet. Beim Lernen durch Kommunikation „erfährt“ das Individuum Regeln von anderen Individuen und nimmt diese in seinen eigenen Regelpool auf, indem es sie mit bereits existierenden, „passenden“ eigenen Regeln kombiniert. Die Regeln werden dabei nicht wie bei der Imitation einfach übernommen, sondern gleichsam in die eigene Basis von Wissen und Fähigkeiten „eingebaut“.

Bei der Mutation werden einige Regeln zufällig und willkürlich verändert, ohne dass die Veränderung in eine gezielte Richtung erfolgen würde. Die Veränderung erzeugt nicht vollständig neue Regeln, sondern wandelt lediglich bestehende Regeln versuchsweise ab.

Die Operationalisierung der Mutation erfordert ebenso wie die der Rekombination eine geeignete Kodierung der Regeln, die ebenfalls meist binär ist. Bei einer binären Repräsentation der Regeln erfolgt die Mutation technisch durch eine zufällige Veränderung der Kodierung für eine Regel mit einer Mutationswahrscheinlichkeit, dem entscheidenden Parameter. Soll eine binär kodierte Re-

gel mutiert werden, so wird an einer wiederum zufällig ausgewählten Stelle ein sogenannter bitflip vorgenommen, d. h. eine 1 an der ausgewählten Stelle wird durch eine 0 ersetzt und umgekehrt. Die Schwierigkeiten bei der Operationalisierung der Mutation sind analog zu denen der Rekombination: allgemein ist nicht gewährleistet, dass die bei der Mutation einer kodierten Regel entstehende Kodierung eine neue Regel kennzeichnet, die auch noch zu der ursprünglichen Regel in irgendeiner Form benachbart ist. Ebenso wie bei der Rekombination ist auch bei der Mutation prinzipiell die Möglichkeit denkbar, explizit festzulegen, welche Regel y aus der mutierten Regel x wird. Mit einem solchen Vorgehen würde man sich zwar des Kodierungszwangs entledigen, müsste jedoch eine komplexe Struktur von Regeln im Vorhinein festlegen, was als nicht weniger schwierig erscheint.

Die Mutation ist als Lernen aus ungezielten Experimenten und zufälligen Beobachtungen zu interpretieren. Das Individuum wendet versuchsweise und gegebenenfalls hypothetisch Regeln an, die sich etwas von seinen bisherigen Regeln unterscheiden. Experimentiert das Individuum zu oft (hohe Mutationswahrscheinlichkeit), so wirkt sein Handeln nahezu erratisch, während eine angemessene Mutationswahrscheinlichkeit neben Fehlschlägen auch innovative Erkenntnisse zur Folge haben kann. Experimentiert das Individuum fast gar nicht (Mutationswahrscheinlichkeit in der Nähe von 0), so wird es kaum noch grundsätzlich neue Regeln generieren und Erkenntnisse haben (Lindstädt 2006, S. 210ff.).

Schwierigkeiten und Möglichkeiten genetischer Algorithmen

Genetische Algorithmen bilden eine vielversprechende Möglichkeit zur Modellierung einer regelbasierten Verarbeitung ökonomischer Agenten. Meist nutzen die Agenten ein gemeinsames Modell, verfügen jedoch über unterschiedliche Parameter z. B. hinsichtlich Informationen und Lerngeschwindigkeiten. Eine Entwicklung unterschiedlicher Regeln wird nur selten thematisiert. Bei der Modellierung treten auch eine Reihe von Schwierigkeiten auf, die ihren Einsatz einschränkt:

Problem der Erstpopulation: Gewöhnlich sind von Individuen verwendete Strategien zu einem (beliebigen) Anfangszeitpunkt eines genetischen Algorithmus unbekannt. Die Erstpopulation mit Regeln muss und wird meist bis zu einem gewissen Grade willkürlich gewählt (Arthur 1994, S. 409; Dawid 1996, S. 38). Es besteht lediglich die Hoffnung, dass im konkreten Modell die erhofften, qualitativen Ergebnisse eine gewisse Robustheit gegen Veränderungen der Startpopulation besitzen, was auf eine Verallgemeinerbarkeit der Ergebnisse hindeuten würde.

Problem der Operationalisierung: Die Modellierung der Veränderung individueller Regeln erfordert zwar nicht notwendig geschlossene, quantifizierbare Modelle, trotzdem haben die meisten auffindbaren Beispiele diese Eigenschaft. Gründe hierfür liegen neben der Herkunft genetischer Algorithmen aus dem Bereich der mathematischen Optimierung in der einfacheren Umsetzung der genetischen Operatoren in geschlossenen Modellen. Eine sinnvolle Formalisierung von Regeln, die Rekombination und Mutation erlaubt, kann große Schwierigkeiten verursachen. Letztlich ist für die Sinnhaftigkeit dieser Operatoren die Existenz einer Nachbarschaftsstruktur von Regeln erforderlich, und zwar hinsichtlich der in ihnen kodierten Inhalte (wenn-dann-Beziehungen), nicht nur hinsichtlich ihrer Fitness. Auch die Quantifizierung einer Fitnessfunktion kann mit großen Schwierigkeiten behaftet sein, wenn die Agenten über keine natürliche Zielfunktion verfügen.

Problem der Formalisierbarkeit bedeutungshaltiger geistiger Prozesse: Aus der empirischen Kognitionsforschung ist bekannt, dass eine Formalisierung des Bedeutungsinhalts geistiger Prozesse nicht machbar ist, auch nicht mit Hilfe genetischer Algorithmen.

Problem fehlender Selbstreflexion: Die menschliche Fähigkeit zur intelligenten Selbstreflexion, eines der Kennzeichen erfolgreicher Entscheider, ist in genetischen Algorithmen nicht vorhanden. Für ihre Einbeziehung wäre ein Verständnis der Regelinhalte und Bedeutungen jenseits formaler, abstrakter Problem- und Lösungsmerkmale erforderlich, die sich wegen der gewollten Formalisierung gerade verbietet. Ein erster, kleiner Schritt zur partiellen Einbeziehung solcher Überlegungen

ist die Idee des Metalernens, die einem genetischen Algorithmus die Fähigkeit verleiht, einige seiner eigenen Parameter während der Iterationen zu steuern (Riechmann 1998b). Lässt sich modellendogen erkennen, dass mehr Mutationen erforderlich sind, weil die Fitness auf einem suboptimalen Niveau verharrt, so nimmt die Mutationsrate des genetischen Algorithmus selbständig zu. Dies modelliert den Eindruck eines Individuums, es wäre in der aktuellen Situation eine höhere Innovationsrate erforderlich, weshalb es mehr Ressourcen für das Experimentieren einsetzt.

Für eine Untersuchung ansatzweise offener Entscheidungsprobleme mit geringerem Formalisierungsgrad bieten sich zwei Ansatzpunkte. Erstens können Veränderungen von Regeln bei Rekombination oder Mutationen explizit festgelegt werden. Dies hat den Vorteil, dass die schwierige Kodierung von Regeln entfällt; es besteht jedoch der Nachteil, dass der Übergang von einer Regel oder sogar Repräsentation zur nächsten modellexogen festgelegt werden muss. Durch dieses Vorgehen würde der Gegenstand der Forschung auf die von Individuen tatsächlich benutzten Regeln, Repräsentationen und Heuristiken verlagert. Eine zweite Möglichkeit, bei der die Stärken genetischer Algorithmen besser zur Geltung kommen, die aber nicht immer anwendbar ist, liegt in der Untersuchung „qualitativer“ oder „struktureller“ Eigenschaften komplexer, aber formal beschreibbarer, geschlossener Systeme. Von den Eigenschaften solcher Systeme können dann mit einiger Plausibilität Schlüsse auf die komplexere Wirklichkeit gezogen werden, sofern diese mit der nötigen Vorsicht erfolgen.

Implikationen für Modellbildung und Empirie

Kognitionspsychologische Produktionssysteme und regelbasiertes Entscheiden in den Wirtschaftswissenschaften speziell unter Einsatz genetischer Algorithmen für die Regelentwicklung weisen also starke Ähnlichkeiten auf, obwohl sie bis heute weitgehend nebeneinander stehen. Vor dem Hintergrund der formalen Ähnlichkeit beider Ansätze überrascht die Tatsache, dass diese Integration noch in den Kinderschuhen steckt.

Wenn es auch zu einer Verbindung beider noch ein weiter Weg ist, so stellt sich doch die Frage, an welcher Stelle ein Ansatz dem anderen überlegen ist, wo der eine vom anderen profitieren könnte, und worin die jeweiligen zentralen Vorteile bestehen.

Der Vorteil genetischer Algorithmen gegenüber Produktionssystemen liegt im Wesentlichen in der verbesserten Modellierung von Regelveränderungen und -anpassungen. Durch das höhere Abstraktionsniveau der „Regelevolution“ können Emergenzphänomene besser nachgebildet und untersucht werden. Genetische Algorithmen ermöglichen auch eine bessere Modellierung von Lernen als „geistigem Prozess“ ohne direktes Feedback aus der tatsächlichen Ausführung. Transfers zwischen Regeln und Überlappungen zwischen Anwendungsbereichen sind prinzipiell ebenso abbildbar wie die Fähigkeit, Regeln im Zuge von Metalernen zwischen Domänen zu übertragen – auch, wenn empirische Ergebnisse dies bisweilen kritisch beurteilen mögen. Je stärker abstraktes Schlussfolgern im Mittelpunkt der kognitiven Leistung steht, die der Agent zu erbringen hat, desto eher scheinen sich genetische Algorithmen für die Modellierung zu eignen.

Der wesentliche Vorteil von Produktionssystemen besteht demgegenüber in der Trennung zwischen deklarativem und prozeduralen Wissen verbunden mit einer gewöhnlich besser ausgeprägten inhaltlich-sachlichen Modellierung der Wissensbasis. Darüber hinaus besteht anders als bei genetischen Algorithmen die prinzipielle Möglichkeit, Lernen über Analogiebildung zu modellieren. Produktionssysteme scheinen sich also eher für eine Modellierung konkreter, im Prinzip gut beschreibbarer Fähigkeiten zu eignen, für die nicht ständig neue, hypothetische Regeln gewonnen und bewertet werden müssen – besonders also bei Domänen, in denen mit der Zeit eine große Expertise erworben wird.

Der entscheidende Ansatzpunkt für das Zusammenwachsen beider Ansätze unter Nutzung ihrer jeweiligen Vorteile ist die Regelbewertung und -veränderung. Nach der Gegenüberstellung ist dies konkret der Einsatz genetischer Algorithmen zur Veränderung der prozeduralen Wissensbasis auf der Tuning-Stufe von Produktionssystemen.

Wesentlich für eine überzeugende Verbesserung gegenüber Rational-Choice-Modellen scheint dabei die Frage zu sein, inwieweit es gelingt, die Regelbeurteilung immer weniger vom antizipierten Handlungsergebnis abhängig zu machen – Kosten-Nutzen-Erwägungen bei ACT-R und die Fitnessfunktion bei genetischen Algorithmen erfüllen die Bewertungsfunktion gewöhnlich auf diese Weise. Dies führt zunehmend zu einer Auffassung prozeduraler anstelle von substanzieller Rationalität – trotz aller Schwierigkeiten in der konkreten Umsetzung (Simon 1976; Lindstädt 2006, S. 28f.).

Eine Verwendung regelbasierter Modelle erfordert aus empirischer Perspektive vor allem eine Ergänzung der Untersuchung von Verhaltensergebnissen, die heute oft im Mittelpunkt steht, um die explizite Berücksichtigung von Verhaltensgründen, Überlegungen und „inneren Zuständen“ von Individuen, um einen Rückschluss auf die verwendeten Regeln und ihre Veränderung zu ermöglichen – mit allen Schwierigkeiten, welche dies für Erfassung und Messung impliziert.

Resümee zu Sinnhaftigkeit und Einsatz regelbasierter Modelle

Wie steht es um die grundsätzliche Sinnhaftigkeit und Leistungsfähigkeit regelbasierter Modelle und um ihre Grenzen in der ökonomischen Modellierung? In der Evolutionsmetapher entspricht Metalernen der Idee der zielgerichteten Evolution nach Lamarck, die in der Evolutionstheorie sehr umstritten ist (Mitchell 1996, S. 87f.). Ökonomisch stellt sich die Situation so dar: Die evolutorische Modellierung ersetzt die in der Ökonomie viel kritisierte Rationalitätsannahme durch die Unterscheidung von erfolgreichen und weniger erfolgreichen Vorgehensweisen, aus denen durch die resultierende Fitness eine Auslese erfolgt. Diese Position ist gleichsam ein der vollständigen Rationalität entgegengesetztes Extrem. Es scheint, dass hier die Eignung der evolutorischen Metapher für ökonomische Zusammenhänge im Allgemeinen an ihre Grenzen kommt – ähnlich wie bei der Betrachtung von Unternehmensstrategien im Rahmen von population ecology-Ansätzen (Kieser 1992, Sp. 1766f.).

Die explizite Berücksichtigung von Heuristiken, Regeln und Hypothesen samt ihrer Fortentwicklung in genetischen Algorithmen erscheint vielversprechend. Das Hauptproblem besteht darin, dass (wie auch in der Realität) die Modellergebnisse empfindlich von den konkreten Regeln abhängen, und das Wissen über die in konkreten Entscheidungssituationen tatsächlich verwendeten Heuristiken kaum zugänglich ist.

Oft beschränkt sich Kritik an einem alternativ heranzuziehenden Rationalmodell auf den Hinweis, dass Individuen in der Praxis Regeln anwenden, und dass die verwendeten Regeln wesentlich für das Modellergebnis sind. Wird diese Kritik jedoch geäußert, ohne dass die verwendeten Regeln genauer spezifiziert und fundiert werden könnten, dann führt eine regelbasierte Modellierung kaum zu einer Verbesserung der Schlussfolgerungen gegenüber der Rationalitätsannahme.

Überspitzt lässt sich so formulieren: Ergebnisse der Art „stimmen Vorstellung des Individuums und Realität nicht überein, so verhält es sich suboptimal“ sind zwar zutreffend. Sie führen aber in der Sache nicht weiter, solange Art, Richtung oder Implikationen der Abweichung nicht systematisiert werden können. In diesem Fall führt die Erhöhung der Modellkomplexität durch regelbasiertes Modellieren nicht zu einem adäquaten Erkenntnisgewinn. Luhmann weist zu Recht darauf hin, dass die methodologische Rationalitätsannahme eher eine Frage an die gewünschte Modellkomplexität als an die „Richtigkeit“ oder „Falschheit“ des Modells ist (Luhmann 1968, S. 124). Es wird deutlich, dass eine methodologische Rationalitätsannahme anders als die ontologische eine oft, aber nicht immer sinnvolle Komplexitätsreduktionsstrategie des Ökonomen bei der Modellbildung ist.

Anders kann es sich verhalten, wenn die Verwendung bestimmter Klassen von Regeln systematisch eingegrenzt werden kann, oder wenn systematisch neuartige Phänomene auftauchen, die nicht so sehr von der einzelnen Regel abhängen, also eine gewisse Robustheit in dieser Hinsicht aufweisen. Eine Situation, in der qualitativ neue Erkenntnisse nicht zu stark vom Einzelfall abhängen, liegt oft vor, wenn sich Erwartungen und interne Modelle der beteiligten Individuen ge-

genseitig beeinflussen. Die Bedeutung von Gegenseitigkeiten zwischen Agenten für die Sinnhaftigkeit des Einsatzes regelbasierter Modelle mag ihre relative Häufigkeit unter spieltheoretischen Ansätzen erklären.

Die Überlegung verdeutlicht, dass besonders die Modellierung organisationaler Phänomene geeignet mit Hilfe regelbasierter Erklärungen für individuelles Verhalten in Organisationen vielversprechend ist. Regelbasierte Verfahren im Allgemeinen und genetische Algorithmen im Besonderen scheinen somit sehr lohnend für die Modellierung organisationaler Phänomene, wenngleich ihre Umsetzung schwierig und aufwendig ist.

Als Grenze für den Einsatz regelbasierter Modelle zeigt sich, dass alle Ansätze ein schwerwiegendes Problem aufweisen, das systematisch unvermeidbar scheint: Für die Formalisierung der Informationsverarbeitung ist eine Trennung von Form und Bedeutung der Informationen erforderlich. Der Erkenntnisfortschritt der Modelle beruht vor allem auf den Spezifika, die durch die Form von Informationen und Verarbeitung bedingt werden. Auf ihren Bedeutungsinhalt kann naturgemäß kaum abgestellt werden. Aus empirischen Forschungsergebnissen zur menschlichen Informationsverarbeitung ist jedoch bekannt, dass Interpretationen und Bedeutungsinhalte der Informationen die Verarbeitung mindestens ebenso stark beeinflussen wie die Form der Informationen.

Literatur

- Anderson, J.R. (1976), *Language, Memory, and Thought*, Hillsdale: Erlbaum.
- Anderson, J.R. (1983), *The Architecture of Cognition*, Cambridge, MA: Harvard University Press.
- Anderson, J.R. (1987), Skill Akquisition: Compilation of Weak-Method Problem Solutions, in: *Psychological Review*, 94, 192-210.
- Anderson, J.R. (1993), *Rules of the Mind*, Hillsdale: Erlbaum.
- Anderson, J.R. (1996), *Kognitive Psychologie*, Heidelberg: Spektrum.
- Arthur, W.B. (1992), *On Learning and Adaption in the Economy*, Santa Fe Institute Working Paper 92-07-038.
- Arthur, W.B. (1994), Inductive Reasoning and Bounded Rationality, in: *American Economic Review Papers and Proceedings*, 84, 406-411.
- Becker, M.C. (2006): *Handbook of Organizational Routines*, Cheltenham: Edward Elgar.
- Brockhoff, K. (1986), Decision Quality and Information, in: Witte, E.; Zimmermann, H. (Hrsg.), *Empirical Research on Organizational Decision-Making*, Amsterdam: North-Holland, 249-265.
- Bronner, R. (1993), Entscheidungsverhalten, in: Hauschildt, J., Grün, O. (Hrsg.), *Ergebnisse empirischer betriebswirtschaftlicher Forschung*, Stuttgart: Schaeffer-Poeschel, 715-745.
- Darwin, C. (1859), *The Origin of Species*, London: Oxford University Press.
- Dawid, H. (1996), *Adaptive Learning by Genetic Algorithms*, Berlin: Springer.
- Dopfer, K. (2001), Evolutionary Economics: Framework for Analysis, in: Dopfer, K. (Hrsg.), *Evolutionary Economics*, Dordrecht: Kluwer, 1-44.
- Dörner, D. (1976), *Problemlösen als Informationsverarbeitung*, Stuttgart: Kohlhammer.
- Franzke, M. (1996), Transfer kognitiver Fähigkeiten, in: Hoffmann, J., Kintsch, W. (Hrsg.), *Lernen*, Göttingen: Hogrefe, 355-387.
- Gemünden, H.G. (1992), Informationsverhalten, in: Frese, E. (Hrsg.), *Handwörterbuch der Organisation*, Stuttgart: Poeschel.
- Gemünden, H.G. (1993), Informationsverhalten, in: Hauschildt, J., Grün, O. (Hrsg.), *Ergebnisse empirischer betriebswirtschaftlicher Forschung*, Stuttgart: Schaeffer-Poeschel, 715-745.
- Gigerenzer, G., Selten, R. (2000), *Bounded Rationality: The Adaptive Toolbox*, Cambridge, MA: MIT Press.
- Goldberg, D.E. (1989), *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*, Reading, MA: Addison-Wesley.
- Gruber, H., Mandl, H. (1996), Das Entstehen von Expertise, in: Hoffmann, J., Kintsch, W. (Hrsg.), *Lernen*, Göttingen: Hogrefe, 583-615.
- Hauschildt, J., Gemünden, H.G., Grotz-Martin, S., Haidle, U. (1983), *Entscheidungen der Geschäftsführung*, Tübingen: Mohr.

- Hussy, W. (1983), Komplexe menschliche Informationsverarbeitung: das SPIV-Modell, in: Sprache & Kognition, 2, 47-62.
- Kieser, A. (1992), Organisationstheorie, evolutionsorientierte, in: Frese, E. (Hrsg.), Handwörterbuch der Organisation, Stuttgart: Poeschel, 1758-1777.
- Levinthal, D.A., March, J.G. (1981), A Model of Adaptive Organizational Search, in: Journal of Economic Behaviour and Organization, 2, 307-333.
- Lindstädt, H. (2006), Beschränkte Rationalität, München und Mering: Rainer Hampp.
- Luhmann, N. (1968), Zweckbegriff und Systemrationalität, Tübingen: Mohr.
- March, J.G. (1994), A Primer on Decision Making, New York, NY: Free Press.
- Marshall, A. (1890), Principles of Economics, London: Macmillan.
- Mitchell, M. (1996), An Introduction to Genetic Algorithms, Cambridge, MA: MIT Press.
- Nelson, R.R., Winter S.G. (1982), An Evolutionary Theory of Economic Change, Cambridge, MA: Harvard University Press.
- Neumann, O. (1996), Theorien der Aufmerksamkeit, in: Neumann, O., Sanders, A.F. (Hrsg.), Aufmerksamkeit, Göttingen: Hogrefe, 559-643.
- Newell, A. (1991), Unified Theories of Cognition, Cambridge, MA: Harvard University Press.
- Newell, A., Simon, H.A. (1972), Human Problem Solving, Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall.
- Reimann, P. (1998), Novizen- und Expertenwissen, in: Klix, F., Spada, H. (Hrsg.), Wissen. Göttingen: Hogrefe, 335-367.
- Riechmann, T. (1998a), Genetic Algorithms and Economic Evolution. Universität Hannover, Diskussionspapiere des Fachbereichs Wirtschaftswissenschaften Nr. 219.
- Riechmann, T. (1998b), Learning How to Learn – Improved Mutation within GA Learning, in: Computation in Economics, Finance and Engineering: Economic Systems, Vortrag bei der Society for Computational Economics, Cambridge.
- Riechmann, T. (1999), Learning and Behavioral Stability: An Economic Interpretation of Genetic Algorithms, in: Journal of Evolutionary Economics, 9, 225-242.
- Sargent, T.J. (1993), Bounded Rationality in Macroeconomics, Oxford: Clarendon Press.
- Selten, R. (1991), Evolutorische Spieltheorie, in: Patzig, G. (Hrsg.), Der Evolutionsgedanke in den Wissenschaften, Göttingen: Vandenhoeck und Ruprecht.
- Simon, H.A. (1976), From Substantive to Procedural Rationality, in: Latsis, S.J. (Hrsg.), Method and Appraisal in Economics, Cambridge: Cambridge University Press, 129-148.
- Wilde, L.L. (1987), Consumer Behavior under Imperfect Information: A Review of Psychological and Marketing Research as it Relates to Economic Theory, in: Green, L., Kagel, J.H. (Hrsg.), Advances in Behavioral Economics, Norwood: Jai Press, 219-248.
- Witte, E. (1988), Phasen-Theorem und Organisation komplexer Entscheidungsverläufe, in: Witte, E., Hauschildt, J., Grün, O. (Hrsg.), Innovative Entscheidungsprozesse, Tübingen: Mohr, 202-226.