

Common Goods: Law, Politics and Economics
Gemeinschaftsgüter: Recht, Politik und Ökonomie

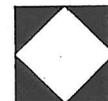
8

Christoph Engel / Jost Halfmann / Martin Schulte (Hrsg.)

Wissen – Nichtwissen – Unsicheres Wissen

Sonderdruck

– nicht im Buchhandel erhältlich –



Nomos Verlagsgesellschaft
Baden-Baden

Common Goods: Law, Politics and Economics
Gemeinschaftsgüter: Recht, Politik und Ökonomie

edited by/herausgegeben von
Prof. Dr. Christoph Engel
Prof. Dr. Adrienne Héritier

Legal Series
edited by Christoph Engel

Volume 8

Christoph Engel / Jost Halfmann / Martin Schulte (Hrsg.)

Wissen – Nichtwissen – Unsicheres Wissen



Nomos Verlagsgesellschaft
Baden-Baden

Bibliografische Information Der Deutschen Bibliothek

Die Deutsche Bibliothek verzeichnet diese Publikation in der Deutschen Nationalbibliografie; detaillierte bibliografische Daten sind im Internet über <http://dnb.ddb.de> abrufbar.

ISBN 3-7890-8180-9

1. Auflage 2002

© Nomos Verlagsgesellschaft, Baden-Baden 2002. Printed in Germany. Alle Rechte, auch die des Nachdrucks von Auszügen, der photomechanischen Wiedergabe und der Übersetzung, vorbehalten. Gedruckt auf alterungsbeständigem Papier.

Vorwort

Jede Generation muss ihren Thukydides neu lesen, sagen die Historiker. Beim Nachdenken über die Grenzen des individuellen und sozialen Wissens ist das nicht anders. Die Menge des Gewussten wächst zwar von Generation zu Generation. Aber gerade deshalb wird das sokratische „Ich weiß, dass ich nichts weiß“ auch immer plausibler. Die Gegenstände des Unsicheren ändern sich. Die Unsicherheit über das Verhalten anderer Menschen verdrängt oder überlagert die (vielleicht) wachsende Sicherheit über Elemente der Natur. Die soziale Wahrnehmung von Unsicherheit ist oft wichtiger als ihr wissenschaftlich bestimmbarer realer Kern. Der wachsende Reichtum wissenschaftlicher Konzeptionen und Methoden bietet neue Sprachen für die Rede über Unsicherheit an.

All das wird in den Verhaltens-, Sozial- und Rechtswissenschaften disziplinär verhandelt und verarbeitet. Weil Unsicherheit für jede Wissenschaft eine fundamentale Herausforderung ist, liegt auch der Blick in benachbarte Wissenschaften nahe. Solche Grenzüberschreitungen sind typischerweise aber auf einzelne Expeditionen beschränkt. Dieser Band versucht, in doppelter Hinsicht weiter zu gehen. Er versammelt disziplinäre Perspektiven aus acht Fächern. Sechs Kommentatoren versuchen, je vier fremde Perspektiven aus der Sicht ihres eigenen Fachs zu integrieren.

Der Band geht auf eine Konferenz zurück, die wir mit Unterstützung der Volkswagen-Stiftung im Dezember 2000 in Potsdam ausgerichtet haben. Dr. Hagen Hof war uns dabei ein steter Anreger und Helfer. Prof. Dr. Otto Depenheuer und Prof. Dr. Hans Nutzinger haben Gutachten zur Aufnahme des Bands in die Reihe erstattet. Dr. Indra Spiecker gen. Döhm hat den Beitrag von Michael Thompson in ein lesbares Deutsch gebracht. Anja Moosmann hat die Organisation der Veranstaltung mit Charme und Grandezza in der Hand gehalten. Brigitte Martin hat dem Band seine äußere Form gegeben. Ihnen allen schulden wir Dank.

Die Herausgeber

Inhaltsverzeichnis

I. Einführung	9
Prof. Dr. Christoph Engel, Max-Planck-Projektgruppe Recht der Gemeinschaftsgüter Bonn	
Prof. Dr. Jost Halfmann, Technische Universität Dresden	
Prof. Dr. Martin Schulte, Technische Universität Dresden	
II. Die Sicht der Disziplinen	
1. Soziologie	17
Prof. Dr. Nico Stehr, Forschungszentrum Karlsruhe / GKSS Wissen	
2. Systemtheorie	35
Prof. Dr. Klaus P. Japp, Universität Bielefeld Struktureffekte öffentlicher Risikokommunikation auf Regulierungsregime. Zur Funktion von Nichtwissen im BSE-Konflikt.	
3. Wirtschaftswissenschaften	75
Prof. Dr. Reiner Eichenberger, Universität Fribourg Wissen und Information in ökonomischer Perspektive.	
4. Politische Wissenschaften	93
Prof. Dr. Reinhard Zintl, Universität Bamberg Politisches Wissen und Wissen in der Politik	
5. Rechtswissenschaften	113
Prof. Dr. Arno Scherzberg, Universität Erfurt Wissen, Nichtwissen und Ungewißheit im Recht	
6. Philosophie	145
Prof. Dr. Weyma Lübbe, Universität Leipzig Epistemische Pflichten in der „Wissensgesellschaft“	

7.	Psychologie Prof. Dr. Gerd Gigerenzer, Max-Planck-Institut für Bildungsforschung, Berlin Intelligente Heuristiken: Rationalität aus darwinistischer Sicht	161
8.	Kulturtheorie Prof. Dr. Michael Thompson, LOS Center Bergen Unsicherheit und ihre Definitionen	191

III. Interdisziplinäre Folgerungen

1.	Die soziologische Perspektive	
a)	Prof. Dr. Jost Halfmann, Technische Universität Dresden Wissenschaft, Methode und Technik. Die Geltungsprüfung von wissenschaftlichem Wissen durch Technik	227
b)	Prof. Dr. Alfons Bora, Universität Bielefeld Ökologie der Kontrolle. Technikregulierung unter der Bedingung von Nicht-Wissen	253
2.	Die handlungstheoretische Perspektive	
a)	Prof. Dr. Klaus Fiedler, Universität Heidelberg Unsicheres Wissen als Beginn – nicht als Grenze der Wissenschaft	277
b)	Prof. Dr. Carl Christian von Weizsäcker, Universität Köln Rationale Entscheidungen im Angesicht von Nichtwissen	299
3.	Die juristische Perspektive	
a)	Prof. Dr. Christoph Engel, Max-Planck-Projektgruppe Recht der Gemeinschaftsgüter, Bonn Rechtliche Entscheidungen unter Unsicherheit	305
b)	Prof. Dr. Martin Schulte, Technische Universität Dresden Zum Umgang mit Wissen, Nichtwissen und Unsicherem Wissen im Recht – dargestellt am Beispiel des BSE- und MKS-Konflikts	351

IV. Diskussion

	Dr. Indra Spiecker gen. Döhm, Max-Planck-Projektgruppe Recht der Gemeinschaftsgüter Bonn Wissen, Nichtwissen, Unsicheres Wissen – ein systematisierender Überblick über die Diskussionsbeiträge der Konferenz	371
--	---	-----

7. Psychologie

Prof. Dr. Gerd Gigerenzer, Max-Planck-Institut für Bildungsforschung, Berlin

Intelligente Heuristiken: Rationalität aus darwinistischer Sicht¹

¹ Dieser Beitrag ist eine überarbeitete, deutsche Fassung von Gigerenzer, G. (2001). The Adaptive Toolbox: Towards a Darwinian Rationality. In J. A. French, A. C. Kamil, & D. W. Legner (Eds.), *Evolutionary psychology and motivation*. Lincoln: University of Nebraska Press (Nebraska Symposium on Motivation, Vol. 48). Ich habe darauf verzichtet, Kernbegriffe wie „adaptive toolbox“ und „one-reason decision making“ ins Deutsche zu übersetzen – ich habe vergebens nach klaren und klingenden Konzepten gesucht.

Eine Karikatur zeigt einen frühen Homo sapiens vor einer Höhle, Auge in Auge mit einem Löwen. Er ist dabei, die Flugbahn und die Sprungkraft des Löwen zu berechnen, um entscheiden zu können, wie er sich verhalten soll. Das nächste Bild zeigt einen saten, zufriedenen Löwen. Wir schmunzeln über diese Karikatur, da ihre Botschaft unserem rationalen „Über-Ich“ widerspricht, das verlangt, bei wichtigen Entscheidungen alle vorhandenen Informationen abzuwägen, alle möglichen Konsequenzen daraus abzuleiten und das optimale Verhalten zu berechnen. So gesehen, ist eine gute Entscheidung durch die Ideale der Allwissenheit und Optimierung definiert. Ein Organismus, der nach diesen seligen Idealen strebt, wird auf der Erde aber vielleicht nicht überleben. Nichtsdestotrotz baut die Mehrheit der Modelle rationaler Entscheidungen in den Sozial- und Wirtschaftswissenschaften auf die eine oder andere Spielart dieser Doktrin. Wenn empirische Studien zeigen, dass wirkliche Menschen ihr nicht folgen, schafft man sie nicht ab, wie es sonst bei Modellen, die sich nicht bewähren, üblich ist. Vielmehr hält man weiter an ihr fest, präsentiert sie als eine „als ob“-Theorie oder erhebt sie zur Norm, die uns sagt, wie wir handeln und urteilen sollten.

In diesem Kapitel stelle ich eine Alternative zur klassischen Theorie rationaler Entscheidungen vor. Danach kommt intelligentes Verhalten durch die „adaptive toolbox“ einer Spezies zustande; sie enthält eine ganze Kollektion von Heuristiken – und nicht nur eine allgemeine Intelligenz oder ein Optimierungskalkül. In der richtigen Situation angewandt, können diese Heuristiken nicht nur schnell, sondern auch effektiv sein. Wie wir sehen werden, ist die Rationalität der „adaptive toolbox“ nicht logisch, sondern ökologisch.

Ich beginne mit zwei Beispielen von Heuristiken. Diese veranschaulichen, dass in der wirklichen Welt mangelnde Allwissenheit kein Nachteil sein muss. Im Gegenteil, Heuristiken können mit wenig Wissen und Zeit viel erreichen.

Schnelle und frugale Entscheidungen

Ein Mann wird mit Blaulicht ins Krankenhaus gefahren: Verdacht auf Herzinfarkt. Die Ärzte müssen eine Entscheidung treffen, und zwar schleunigst: Soll der Mann als Patient mit niedrigem oder mit hohem Risiko behandelt werden? Wie trifft man eine solche Entscheidung? Die klassischen Theorien rationaler Entscheidungen sowie der gesunde Menschenverstand fordern, dass die Ärzte alle relevanten Prädiktoren messen – und das sind mindestens 20 – und die Messwerte zu einem Urteil zusammenfassen, am besten mithilfe des neuesten statistischen Software-Pakets. Betrachten Sie dagegen den einfachen Entscheidungsbaum in Abbildung 1, der von Leo Breiman und Kollegen entworfen wurde. Er stellt höchstens drei Fragen. Wenn der Patient einen systolischen Blutdruck von unter 91 hat, wird er sofort als Patient mit hohem Risiko eingestuft – keine andere Variable wird gemessen. Wenn der systolische Blutdruck über 91 liegt, wird eine zweite Variable herangezogen: das Alter. Ist der Patient 62,5 Jahre oder jünger, wird er sofort als Patient mit niedrigem Risiko eingestuft. Weitere Informationen

werden nicht gesucht. Wenn er älter ist, wird die dritte Variable betrachtet, die ihn dann endgültig als einen Patienten mit niedrigem oder hohem Risiko klassifizieren wird.

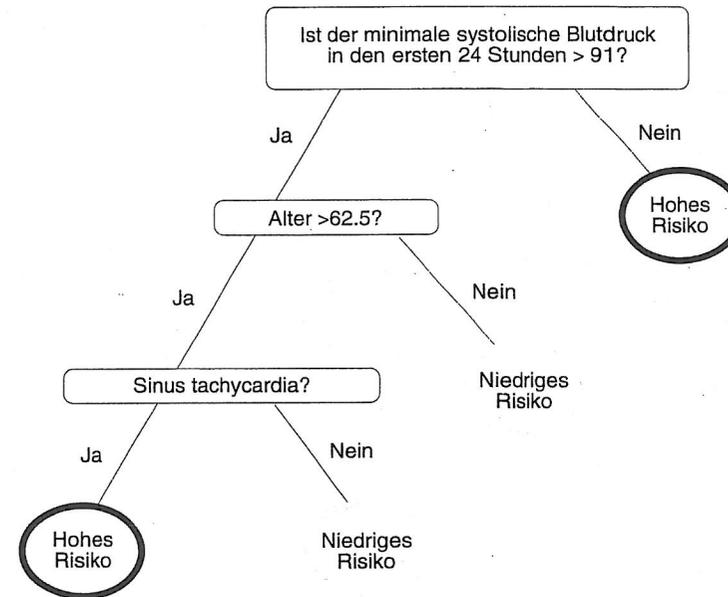


Abbildung 1: Eine einfache Heuristik zur Klassifizierung von Personen mit akutem Herzanfall (nach Breiman et al., 1993). Sie ist eine Version des „one-reason decision making,“ da nur ein einziger Grund die Entscheidung bestimmt (der erste, zweite oder dritte).

Dieser Entscheidungsbaum ist in dreierlei Hinsicht einfach. Erstens benutzt er höchstens drei Prädiktoren und ignoriert den Rest. Zweitens dichotomisiert er jeden Prädiktor, das heißt, quantitative Informationen (ob z. B. der Patient 60 oder 40 Jahre alt ist) werden ebenfalls ignoriert. Zum Dritten werden die Prädiktoren nicht kombiniert: zum Beispiel kann ein niedriger Blutdruck nicht durch geringeres Alter ausgeglichen werden. Nur **ein** Prädiktor bestimmt die Entscheidung. Ich nenne dies „one-reason decision making“.

Aber wie genau ist „one-reason decision making“? Würden *Sie* gern mit nur drei Ja/Nein-Fragen in einer Situation, in der es um Leben und Tod geht, klassifiziert werden? Die Antwort ist überraschend: Der einfache Baum klassifiziert akute Herzinfarktpatienten genauer als traditionelle statistische Methoden, die alle vorhandenen Prädiktoren einbeziehen (Breiman et al., 1993). Einfachheit zahlt sich aus².

2 Entscheidungsbaume, wie in diesem Beispiel dargestellt, sind leicht in der Anwendung, ihre ursprüngliche Konstruktion stützt sich jedoch auf sehr umfassende Berechnungen. In diesem Kapitel

Lassen Sie uns eine zweite, ganz andere Situation betrachten: ein Beispiel aus dem Sport.

Stellen Sie sich vor, Ihre Firma möchte einen Roboter bauen, der Bälle fangen kann, wie bei Baseball, Cricket oder Fußball – je nach der Nationalität Ihres Roboters. Es ist ein Gedankenexperiment – solch ein Roboter existiert noch nicht. Sollten Sie der Philosophie der klassischen Künstlichen Intelligenz anhängen, werden Sie versuchen, Ihrem Roboter eine vollständige Repräsentation seiner Umgebung und den bestmöglichen Computer zu geben. Zunächst werden Sie ihm vielleicht die Familie der Parabeln einprogrammieren (da geworfene Bälle parabolische Wurfbahnen haben). Um sich für die richtige Parabel entscheiden zu können, benötigt der Roboter weiterhin Instrumente, die Entfernung, Geschwindigkeit und den Winkel zum Zeitpunkt des Ballwurfes schätzen. In Wirklichkeit fliegen Bälle jedoch nicht in Parabeln, wegen des Luftwiderstands und des Windes. Daher würde der Roboter zusätzliche Instrumente benötigen, die die Geschwindigkeit und die Richtung des Windes an jedem Punkt auf dem Weg des Balls messen und daraus seine Flugbahn errechnen. Eine echte Herausforderung. Aber das ist noch nicht alles: Auch den „Spin“ und unzählige weitere Faktoren müsste der Roboter messen, um eine vollständige Repräsentation der Umwelt zu konstruieren.

Wie bei der Klassifikation von Herzinfarktpatienten gibt es jedoch eine alternative Vision, die nicht auf vollständige Information und Repräsentation baut, sondern auf intelligente Heuristiken (Gigerenzer & Selten, 2001a). Eine Möglichkeit zur Entdeckung solcher Heuristiken liegt in der Beobachtung von erfahrenen Spielern. Geht man jedoch davon aus, dass ein Spieler alle diese komplexen Messungen und Beobachtungen anstellt, so muss man außerdem annehmen, dass diese unbewusst vollzogen werden und nicht zu beobachten sind. Dies würde die Untersuchung von Spielern als unergiebig erscheinen lassen. Haben Sie jemals einen Fußballer interviewt? McLeod und Dienes (1996) haben entdeckt, dass erfahrene Spieler eine einfache Heuristik anwenden. Wenn ein Ball hoch hereinfliegt, fixiert ihn der Spieler und fängt an zu laufen. Die einfache Heuristik besteht darin, die Laufgeschwindigkeit so anzupassen, dass der Winkel zwischen Auge und Ball konstant bleibt (zumindest innerhalb einer gewissen Bandbreite; siehe Abb. 2). Würde in unserem Gedankenexperiment ein Roboter diese Heuristik verwenden, müsste er weder Wind, Luftwiderstand, Spin noch andere kausale Variablen messen. Er könnte ohne dieses Wissen auskommen. Alle relevanten Informationen befinden sich in einer einzigen Variablen: dem Blickwinkel. Beachten Sie, dass der Roboter den Punkt, wo der Ball landen wird, nicht berechnen kann. Aber unser Roboter wird da sein, wo der Ball landet (und ihn fangen oder zumindest von ihm getroffen werden).

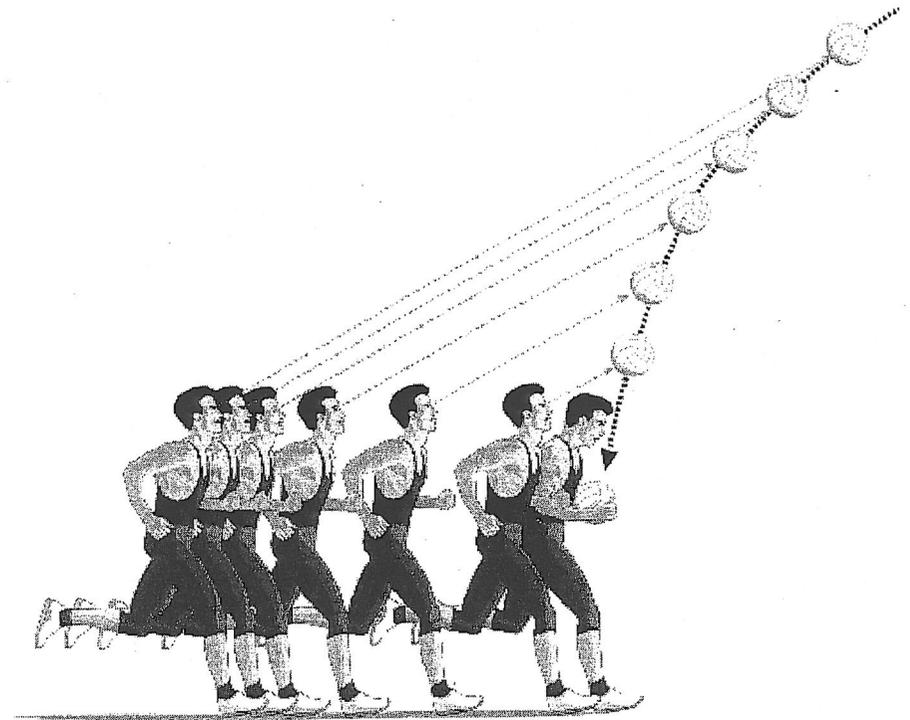


Abbildung 2: Die Blick-Heuristik: Wenn der Ball fällt, wie auf dem Bild, dann muss der Spieler ihn fixieren und seine Laufgeschwindigkeit so anpassen, dass der Blickwinkel konstant bleibt. Wenn der Ball steigt (hier nicht zu sehen), muss der Spieler seine Laufgeschwindigkeit so regulieren, dass der Blickwinkel zwischen 0 und 90 Grad bleibt (McLeod & Dienes, 1996). In beiden Fällen muss man nur auf eine Variable achten – eine andere Form des one-reason decision making.

Visionen rationalen Handelns

Diese beiden Beispiele illustrieren zwei verschiedene Vorstellungen von Rationalität. In Abbildung 3 habe ich sie *Dämonen* und *begrenzte Rationalität* genannt. Dämonen sind in den Sozial-, Verhaltens- und kognitiven Wissenschaften sehr beliebt. Es gibt zwei Arten von Dämonen: solche mit *unbegrenzter Rationalität* (unbounded rationality) und jene, die eine Optimierung *unter einschränkenden Bedingungen* (optimization under constraints) durchführen.

werden wir sehen, wie schnelle und einfache Heuristiken diese aufwändige Konstruktionsphase umgehen können.

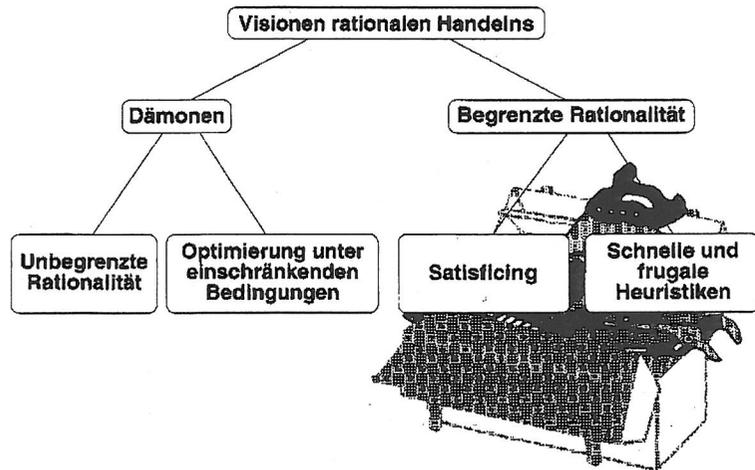


Abbildung 3: Visionen von Rationalität (nach Gigerenzer et al., 1999).

Unbegrenzte Rationalität

Unbegrenzte Rationalität handelt von Entscheidungsstrategien, die nicht beachten, dass Menschen (und andere Lebewesen) Zeit, Wissen und sonstige Ressourcen nur in begrenztem Umfang zur Verfügung haben. So wird die Frage gestellt: Wären Personen allwissend und hätten sie alle Zeit der Welt, wie würden sie sich dann verhalten? Die Antwort: Sie maximieren den erwarteten Nutzen, verhalten sich nach Bayesianischen Modellen oder wie ein *homo oeconomicus*. Dabei wird meist nicht angenommen, dass Menschen dies wirklich tun würden, sondern dass sie sich verhalten „als ob“ sie es tun würden. Der *homo oeconomicus* beispielsweise wählt eine Handlung aus einer Menge möglicher Handlungen in folgenden Schritten: Zuerst ermittelt er alle möglichen Alternativen, dann die möglichen Konsequenzen jeder Alternative, berechnet dann die Wahrscheinlichkeit und den Nutzen aller dieser Konsequenzen, daraus den erwarteten Nutzen jeder Alternative und entscheidet sich zum Schluss für diejenige, die den erwarteten Nutzen maximiert. Manche psychologischen Theorien beruhen auf demselben Ideal. Erwartungs-Wert-Theorien der Motivation gehen davon aus, dass bei der Entscheidung für eine von vielen Handlungsmöglichkeiten der subjektiv höchste erwartete Wert berechnet wird (siehe Heckhausen, 1991). Theorien der Kausalzuschreibung nehmen an, dass Menschen die Ursachen von beobachteten Ereignissen in derselben Weise erschließen wie ein Statistiker eine Kausalhypothese mit Hilfe der Varianzanalyse (Kelley, 1983) oder der Bayesianischen Regel (z. B. Ajzen, 1977). Die Annahme einer unbegrenzten Rationalität impliziert Allwissenheit und Optimierung in der einen oder anderen Form, vom Ideal einer vollständigen Repräsentation der Umwelt bei künstlichen Intelligenzen zu den Theorien des „optimal foraging“ bei Tieren. Wenn ich den Begriff Optimierung verwende, meine ich damit, dass auf der Basis dieser Information

das Maximum oder Minimum einer Funktion (wie der erwartete Nutzen) berechnet wird. Folglich ist Optimierung ein Prozess und kein Ergebnis.

Unbegrenzte Rationalität erschafft den Menschen nach dem Bilde eines allwissenden Gottes oder einer weltlichen Version davon – der Laplace’schen Superintelligenz. Die Schwäche dieses Konzepts der unbegrenzten Rationalität liegt darin, dass es nicht beschreibt, wie wirkliche Menschen denken – nicht einmal Philosophen, wie die folgende Anekdote veranschaulicht. Ein Philosoph an der Columbia University kämpfte mit der Entscheidung, ob er das Angebot einer konkurrierenden Universität annehmen oder lieber bleiben sollte, wo er war. Sein Kollege nahm ihn zur Seite und sagte: „Maximiere einfach deinen erwarteten Nutzen – darüber schreibst du doch immer!“ Erschöpft erwiderte der Philosoph: „Vergiss es, dies ist eine ernste Sache.“

Optimierung unter einschränkenden Bedingungen

1961 gestaltete der Nobelpreisträger George Stigler das Bild des *homo oeconomicus* etwas realistischer. Er berücksichtigte in seinen Modellen, dass Menschen nicht allwissend sind und daher nach Informationen *suchen* müssen – was Zeit und Geld kostet. Dennoch behielt Stigler das Ideal der Optimierung bei und ging dabei davon aus, dass die Suche nach Information dann enden würde, wenn die Kosten für eine weitere Suche deren Nutzen überstiegen. Mit anderen Worten, er akzeptierte die Suche und ihre Kosten, nahm aber an, dass der Zeitpunkt, an dem die Suche beendet wird, durch Optimierung berechnet würde. Diese Vorstellung von Rationalität ist bekannt als *optimization under constraints* (Optimierung unter einschränkenden Bedingungen), z. B. begrenzter Zeit. Nur wenige psychologische Theorien modellieren Informationssuche und „stopping rules“, das heißt Regeln für den Abbruch der Suche (eine Ausnahme ist Anderson, 1990). Daher gestatten nur wenige Experimente den Versuchspersonen, nach Informationen zu suchen. Meistens legt man dem Teilnehmer alle relevanten Informationen vor und schließt damit eine Suche nach Informationen aus – im Gedächtnis oder in der Außenwelt. So werden beispielsweise in Experimenten zum Denken (siehe Gigerenzer, 1996a, 1996b) und zur Klassifizierung (siehe Berretty et al., 1999) typischerweise künstliche Stimuli verwendet (z. B. schematische Gesichter, die nur hinsichtlich dreier Faktoren – Nase, Mund und Form – variieren, statt Bilder von wirklichen Gesichtern; schematische Fische statt Bilder von wirklichen Fischen usw.). Durch solche künstlichen Stimuli wird die Suche nach weiterer Information ebenfalls ausgeschaltet. Diese experimentelle Praxis ist kein Zufall. Die Reduktion von experimentellen Stimuli auf zwei bis vier Dimensionen durch Ausschaltung der Suche geht Hand in Hand mit dem Ideal von kognitiven Prozessen, deren Werkzeug Optimierung ist. Wenn die Suche nach Informationen – im Gedächtnis oder in der Außenwelt – zugelassen wäre, würden sich die Untersuchungsgegenstände nicht nur in zwei bis vier Dimensionen unterscheiden, sondern in einer womöglich unendlichen Vielzahl von Dimensionen. Damit würde deutlich werden, dass eine Optimierung (z. B. die Anwendung des Bayesianischen Theorems) bei einer solchen Vielzahl voneinander abhängiger Dimensionen in der Regel rechnerisch nicht möglich ist. Wir sehen hier, dass das Ideal der Optimierung (mit oder

ohne einschränkende Bedingungen) bestimmte Formen von Experimenten diktiert. Die Vision von Rationalität und die Details des Experimentierens können eng zusammenhängen.

Sogar begeisterte Befürworter der Optimierung unter einschränkenden Bedingungen haben darauf hingewiesen, dass die daraus hervorgehenden Modelle meist stärkere Annahmen machen als die Modelle unbegrenzter Rationalität, sowohl in mathematischer als auch in psychologischer Hinsicht. Das Ideal der Optimierung unter einschränkenden Bedingungen entwirft den Menschen nach dem Bilde eines Wirtschaftsstatistikers – der eine Stufe über den Göttern thronet.

Im Gegensatz dazu argumentierte der Begründer der „begrenzten Rationalität“, Herbert Simon (z. B. 1956, 1992), dass eine Rationalitätstheorie den tatsächlichen kognitiven Fähigkeiten der Menschen entsprechen sollte – der Begrenztheit des Wissens, der Aufmerksamkeit, des Erinnerungsvermögens und anderer Ressourcen. Zu Simons Bestürzung wurde sein Begriff „bounded rationality“ immer wieder mit „optimization under constraints“ verwechselt. In einem persönlichen Gespräch bemerkte er einmal, teils humorvoll, teils verärgert, dass er erwohnen habe, jene Autoren zu verklagen, die sein Konzept der begrenzten Rationalität missbrauchten, um immer kompliziertere und unrealistischere Modelle menschlichen Denkens zu konstruieren.

Begrenzte Rationalität: die „adaptive toolbox“

Das Konzept der „adaptive toolbox“ kann dem Missverständnis entgegenwirken, dass eine realistischere Theorie der Rationalität lediglich die Optimierungsberechnungen verkompliziere. Die „adaptive toolbox“ einer Spezies enthält nicht einen allgemein verwendbaren Kalkulus, sondern eine ganze Reihe von Heuristiken. Die Blick-Heuristik und einfache Entscheidungsbäume sind Werkzeuge in der Box. Sie sind, ganz wie Hammer und Schraubenschlüssel, für das Bearbeiten bestimmter Problemklassen gedacht; ein Allzweck-Werkzeug gibt es nicht. Die Blick-Heuristik zum Beispiel funktioniert bei einer Klasse von Aufgaben, in denen man ein sich bewegendes Objekt erreichen (oder vermeiden) möchte – z. B. wenn ein Tier eine potentielle Beute jagt. Diese Heuristik funktioniert auch beim *Vermeiden* von Objekten. Wenn man zum Beispiel lernt, ein Flugzeug zu fliegen, wird einem eine Version dieser Heuristik eingeschärft: Kommt Ihnen ein anderes Flugzeug entgegen, schauen Sie auf einen Kratzer in Ihrer Windschutzscheibe und beobachten, ob sich das andere Flugzeug relativ zu dem Kratzer bewegt. Ist dies nicht der Fall, dann nichts wie weg!

In einem Werkzeugkasten liegen Werkzeuge verschiedener Art. Herbert Simons „satisficing“ beispielsweise hilft Entscheidungen mit Hilfe eines Anspruchsniveaus zu treffen: Bei der Suche nach einem Haus sucht eine Person so lange, bis sie das erste Haus findet, das ihrem Anspruchsniveau entspricht, dann beendet sie die Suche und kauft es. „Satisficing“ betrifft die Suche nach Alternativen, wie zum Beispiel Häuser oder potentielle Ehepartner, und setzt voraus, dass die Kriterien (das Anspruchsniveau) gegeben sind. Die schnellen und frugalen Heuristiken („fast and frugal heuristics“), von denen

ich hier einige beschreibe, sind dagegen für Situationen geeignet, in denen die Alternativen vorgegeben sind. Hier sucht man nach Prädiktoren, um eine der Alternativen zu wählen. Ein Beispiel dafür ist die Klassifizierung eines Herzinfarktpatienten mit hohem oder geringem Risiko: vorgegeben sind die Alternativen (hohes oder niedriges Risiko), gesucht werden Prädiktoren, die darüber Aufschluss geben, in welche Kategorie der Patient einzuordnen ist. Das Stellen von höchstens drei Ja/Nein-Fragen ist eine schnelle und einfache Heuristik: schnell, da sie keine langwierige Berechnung erfordert, und einfach, da nur nach wenigen Informationen gesucht wird. Ausführliche Analysen von „fast and frugal heuristics“ und „satisficing“ finden sich in Gigerenzer, Todd & the ABC Research Group (1999), Gigerenzer & Selten (2001b), und Todd & Gigerenzer (2000).

Die „adaptive toolbox“ ist in zweierlei Hinsicht eine darwinistische Metapher für rationale Entscheidungen. Zum einen folgt die Evolution keinem grandiosen Gesamtplan, sondern besteht aus einer bunten Mischung von Lösungen für spezifische Probleme. Dasselbe gilt für die „adaptive toolbox“: Ihre Heuristiken gelten bereichsspezifisch, sie sind nicht allgemein verwendbar. Zum anderen sind die Heuristiken nicht für sich genommen, sondern nur relativ zu einer Umwelt gut oder schlecht, rational oder irrational, ganz so wie Adaptationen kontextgebunden sind. In den beiden genannten Einschränkungen steckt ihr Potential: Heuristiken können in der passenden Umgebung außergewöhnlich gut funktionieren. Die Rationalität der „adaptive toolbox“ ist nicht logisch, sondern ökologisch.

Wie kann man schnelle und einfache Heuristiken beschreiben und empirisch untersuchen? Zur Veranschaulichung benutze ich zuerst die einfachste Heuristik, die meine Forschungsgruppe untersucht hat: die *Rekognitions-Heuristik* (*recognition heuristic*). Sie gehört zu einer Klasse von Heuristiken, die aus dem Umstand, dass man etwas nicht weiß, Information ableitet (ignorance-based decision making).

Die Rekognitions-Heuristik

Welche Stadt hat mehr Einwohner, San Diego oder San Antonio? Daniel Goldstein und ich stellten Studenten der Universität von Chicago diese Frage. 62 Prozent beantworteten sie richtig (San Diego). Daraufhin fragten wir deutsche Studenten. Diese wussten nicht nur sehr wenig über San Diego, viele von ihnen hatten noch nie von San Antonio gehört. Welcher Prozentsatz der Deutschen beantwortete die Frage richtig? 100 Prozent. Wie kann dies sein? Die Antwort ist, dass die deutschen Studenten die Rekognitions-Heuristik benutzten: Wenn der Name einer Stadt erkannt wird und jener der anderen nicht, dann folgt daraus, dass die erkannte Stadt die größere Population hat. Beachten Sie, dass die amerikanischen Studenten diese Rekognitions-Heuristik *nicht* anwenden konnten, da sie beide Städte kannten (Goldstein & Gigerenzer, 1999).

Kommen wir nun zum Sport. Ayton und Önkal (1997) baten englische und türkische Studenten, die Ergebnisse aller 32 englischen Fußballspiele der 3. Runde des Fußball-Pokalspiels vorherzusagen. Die türkischen Studenten wussten über den englischen Fuß-

ball sehr wenig und hatten von vielen Mannschaften noch nie gehört. Dennoch waren ihre Vorhersagen fast so gut wie die der erfahrenen englischen Studenten. In 95 Prozent der Fälle, in denen die türkischen Studenten den Namen einer Mannschaft erkannten und denjenigen der anderen nicht, wetteten sie, dass die Mannschaft, deren Namen sie wiedererkannt hatten, gewinnen würde. Wie zuvor bezog die Rekognitions-Heuristik aus Unwissenheit Information.

Besteht die Aufgabe darin vorherzusagen, welches von zwei Objekten den höheren Wert in einem Kriterium hat (z. B. welches Team gewinnen wird), so kann die Heuristik allgemein definiert werden wie folgt:

Rekognitions-Heuristik: Wenn eines von zwei Objekten erkannt wird und das andere nicht, dann ziehe den Schluss, dass das erkannte Objekt den höheren Wert im Kriterium hat.

Beachten Sie, dass die Rekognitions Heuristik *nur* angewandt werden kann, wenn eines von zwei Objekten nicht wiedererkannt wird, das heißt, wenn eine partielle Unwissenheit besteht. Wenn in einer Situation die Wiedererkennung negativ mit dem Kriterium korreliert, muss in dieser Definition „höher“ durch „niedriger“ ersetzt werden.

Ökologische Rationalität

Wie alle Heuristiken in der „adaptive toolbox“ ist die Rekognitions-Heuristik nicht narrensicher. Sie funktioniert in bestimmten Situationen, wäre aber in anderen unbrauchbar. Ihre Rationalität ist von der „Umwelt“ abhängig; diesen Begriff benutzte ich als Kürzel für die „Struktur der Umwelt, so wie sie einer Person oder Institution bekannt ist“. Ökologische Rationalität reflektiert das Ausmaß der Übereinstimmung zwischen der Struktur einer Heuristik und derjenigen einer Umwelt. Dies unterscheidet sich von der Vision von Rationalität als innere Kohärenz, das heißt als bestimmt durch innere Gesetze der Logik und Wahrscheinlichkeitstheorie (z. B. Transitivität, die nicht auf spezifische Umweltstrukturen bezogen sind). *Die Rekognitions-Heuristik ist ökologisch rational, wenn die Verteilung von Unwissenheit nicht zufällig, sondern systematisch ist, das heißt, wenn der Umstand, dass man die Namen von bestimmten Objekten noch nie gehört hat, mit dem Kriterium (z. B. Population, Gewinn) korreliert.* Diese Korrelation, die Wiedererkennungs-Validität α , kann empirisch ermittelt werden.

Wie gut ist die Rekognitions-Heuristik? Gleichung 1 gibt den Anteil der richtigen Antworten c an, zu denen die Rekognitions-Heuristik in einer Serie von Aufgaben führt, wie zum Beispiel in der Vorhersage der Ergebnisse der Spiele von N Mannschaften oder der Population von N Städten.

$$c = 2 \left[\frac{n}{N} \left| \frac{N-n}{N-1} \right| \alpha + \frac{N-n}{N} \left| \frac{N-n-1}{N-1} \right| \frac{1}{2} + \frac{n}{N} \left| \frac{n-1}{N-1} \right| \right] \beta \quad (1)$$

Alle vier Variablen, α , β , N und n , sind empirisch messbar; ein Parameter-Fitting ist nicht erforderlich. Die Rekognitions-Validität α einer Person und ihre Wissens-Validität β können leicht gemessen werden: α ist der Anteil der richtigen Antworten unter allen Paaren, bei denen eine Alternative erkannt und die andere nicht erkannt wird; β ist derselbe Anteil unter den Paaren, deren beider Namen erkannt werden (und damit Wissen statt nur Rekognition zur Entscheidung herangezogen werden muss). Die rechte Seite der Formel hat drei Teile: Der Term ganz links ist gleich dem Anteil von richtigen Schlussfolgerungen mittels der Rekognitions-Heuristik; der mittlere Term ist gleich dem Anteil von richtigen Schlussfolgerungen durch Raten (wenn keines der beiden Objekte erkannt wird); der Term ganz rechts ist gleich dem Anteil richtiger Schlussfolgerungen durch über bloße Rekognition hinausgehendes Wissen. So erfassen diese drei Terme alle möglichen Zustände: die Erkennung des Namens von einem, keinen oder von beiden Objekten. Betrachten wir die Formel genauer, so stellen wir fest: Ist die Anzahl erkannter Objekte (n) Null, dann werden die Antworten auf alle Fragen geraten, und die Trefferquote wird .5 betragen. Wenn $n = N$ ist, dann werden die beiden Terme zur Linken Null und die Trefferquote wird β . Wir sehen auch, dass die Rekognitions-Heuristik am stärksten ins Spiel kommt, wenn eine Person „Halb-Unwissenheit“ hat, das heißt, wenn die Hälfte der Objekte wiedererkannt wird ($n = N - n$), da dies die Anzahl von Paaren $n(N - n)$ maximiert, in denen ein Objekt erkannt wird und das andere nicht.

Der Weniger-ist-mehr-Effekt

Ein wenig Mathematik verdeutlicht, dass die Rekognitions-Heuristik zu einem kontra-intuitiven Phänomen führen kann: dem *Weniger-ist-mehr-Effekt* (*less-is-more effect*). Damit wird eine Situation bezeichnet, in der weniger Wissen zu genaueren Vorhersagen führt. Dies geschieht, sobald die Rekognitions-Validität α einer Person größer ist als ihre Wissens-Validität β :

Der Weniger-ist-mehr-Effekt tritt auf, wenn $\alpha > \beta$.

Abbildung 4 zeigt ein Beispiel des Weniger-ist-mehr-Effekts. Mit zunehmendem Wissen steigt der Anteil richtiger Urteile, aber nur bis zu einem gewissen Punkt. Danach fällt er dann wieder ab, da die Rekognitions-Heuristik immer weniger oft benutzt werden kann. Das ist Mathematik, könnten Sie sagen, aber kann der Effekt auch in der realen Umwelt beobachtet werden? Gibt es Situationen, in denen mehr Wissen schaden kann? Kann es sein, dass man systematisch schlechter abschneidet, wenn man signifikant mehr über einen Bereich weiß als über einen anderen? Gleichung 1 gibt die Bedingungen an, unter denen man im Experiment den Weniger-ist-mehr-Effekt erzeugen kann – falls die Personen die Rekognitions-Heuristik verwenden. Zum Beispiel nannten Daniel Goldstein und ich in einem Versuch Studenten der Universität von Chicago die Namen der 22 größten amerikanischen Städte und fragten sie, welche Stadt in den 231 Paaren, die sich daraus bilden lassen, jeweils die größere Einwohnerzahl habe. Dann wurden die amerikanischen Studenten aufgefordert, Paare aus den 22 größten deutschen

Städten zu bilden und dieselbe Frage zu beantworten. Von diesen Städten wussten sie sehr wenig. Zu ihrem eigenen Erstaunen gaben sie mehr richtige Antworten bei den deutschen als bei den amerikanischen Städten – weniger ist mehr (Goldstein & Gigerenzer, 2002).

Ein Weniger-Ist-Mehr-Effekt ($\alpha = .8$; $\beta = .6$)

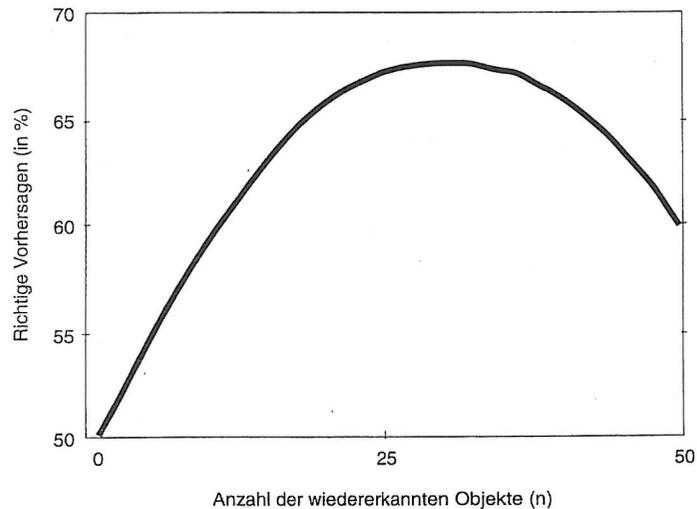


Abbildung 4: Illustration eines Weniger-Ist-Mehr-Effekts (less-is-more effect). Die Rekognitions-Validität beträgt .8, das heißt, in 80% der Fälle, in denen eine Person eines von zwei Objekten erkennt, das andere aber nicht, hat das erkannte Objekt den höheren Wert im Kriterium. Die Wissens-Validität beträgt .6, das heißt, in 60% der Fälle, in denen beide Objekte erkannt werden, macht die Person (aufgrund ihres Wissens) eine richtige Vorhersage. Wenn jemand von keinem der beiden Objekte je etwas gehört hat ($n = 0$), dann ist der Anteil richtiger Vorhersagen auf dem Zufallsniveau; wenn die Zahl der bekannten Objekte größer wird, wird die Leistung besser. Von einem bestimmten, mit der Gleichung (1) zu errechnenden Punkt an nimmt die Leistung jedoch – kontra-intuitiv – mit zunehmendem Wissen wieder ab.

Wiedererkennung dominiert widersprechende Information

Die Anwendung dieser einfachen Heuristik kann weitere überraschende Auswirkungen auf das Verhalten haben. Zum Beispiel ist die Rekognitions-Heuristik eine Strategie, die etliche Tierarten bei der Auswahl von Nahrung benutzen. Norwegische Feldratten verlassen sich auf Wiedererkennung, wenn sie zwischen zwei Futterangeboten wählen: Sie bevorzugen das Futter, das sie erkennen, selbst wenn sie es nur am Atem einer anderen Ratte gerochen haben. An diese Heuristik halten sie sich auch, wenn die andere Ratte zum fraglichen Zeitpunkt krank ist (Galef et al., 1990). Rekognition domi-

niert Information über Krankheit. Technisch ausgedrückt heißt dies, dass Rekognition hier nicht-kompensatorisch ist. Lässt sich dieses Phänomen der Nicht-Kompensation auch bei Menschen beobachten? Ohne solch widersprechende Informationen verhalten sich in unseren Untersuchungen Personen in etwa 90% der Entscheidungen entsprechend der Rekognitions-Heuristik – in Situationen, in denen dies ökologisch rational ist. Was geschieht, wenn Menschen in einem Experiment Wissen erlernen, das der Namenserkennung widerspricht? Beispielsweise, was macht ein amerikanischer Student, wenn er vor folgende Aufgabe gestellt wird: Welche von zwei großen deutschen Städten hat mehr Einwohner: eine Stadt, deren Namen er nicht erkennt, oder eine andere, deren Namen er erkennt, aber gelernt hat, dass letztere keine Fußballmannschaft in der Bundesliga hat und dies ein sehr starker Prädiktor für Population ist? Das Phänomen der Nicht-Kompensation, das bei Ratten auftritt – sie entscheiden sich für das wiedererkannte Objekt (z. B. die Nahrung, die sie am Atem einer anderen Ratte gerochen haben) trotz negativer Information (die andere Ratte ist krank) – ist auch in diesen Experimenten mit Menschen beobachtet worden. Der Anteil von Personen, die der Rekognitions-Heuristik folgten, blieb unverändert, wenn sie Informationen bekamen, die darauf hindeuteten, dass die wiedererkannte Stadt nicht die größere sei – da sie zum Beispiel keine Fußballmannschaft in der Bundesliga besaß (Goldstein & Gigerenzer, 2002). Rekognition dominierte hier gegenteilige Information.

Wiedererkennung von Markennamen

Menschen verlassen sich auf Namens-Erkennung in vielen Situationen – von Kaufentscheidungen im Supermarkt bis zum Einstellen von Star-Professoren. Firmen können aus diesem Verhalten Nutzen ziehen. Werbung ist ein Mittel. Firmen wie Benetton verschwenden ihre Zeit nicht damit, dass sie ihre Erzeugnisse beschreiben; sie versuchen einfach, die Wiedererkennung ihres Markennamens zu erhöhen. Oliviero Toscani (1997), der Designer der Benetton-Werbung, berichtete, dass die Werbung den Namen Benetton bereits im Jahre 1994 in die Liste der fünf weltbekanntesten Markennamen katapultiert hat und als Folge Benettons Verkaufsziffern um den Faktor zehn gestiegen seien. Die Rekognitions-Heuristik liefert eine Begründung für die Benetton-Strategie. Kaufentscheidungen der Verbraucher sind abhängig von der Wiedererkennung von Namen. Dies können sich Firmen zunutze machen, indem sie anstelle der Qualität ihrer Produkte direkt die Bekanntheit ihres Namens verbessern.

Die Wiedererkennung von Namen ist auch bei Investitionen auf dem Aktienmarkt von Bedeutung. Wenn Sie das Wall Street Journal lesen, dann wissen Sie, dass Experten oft von zufällig gewählten Aktien übertroffen werden. Kann die Rekognitions-Heuristik Geld am Aktienmarkt machen? Um diese Frage beantworten zu können, braucht man Personen, die hinreichend ignorant sind. Wir haben in einer großangelegten Studie mehrere hundert Fußgänger in der Innenstadt von Chicago und München befragt und Aktienpakete aus Firmen zusammengestellt, deren Namen 90% von ihnen wiedererkannten. Im untersuchten Zeitraum brachten die acht amerikanischen und deutschen Aktienpakete, die mittels Rekognitions-Heuristik ausgesucht worden waren, mehr Gewinn als

durch Zufallswahl erworbene Aktien, mehr als die 10% am wenigsten erkannten Aktien, und in sechs von acht Fällen waren sie auch erfolgreicher als anerkannte Investmentfonds und der Markt, das heißt, als der Dow Jones und der Dax (Borges et al., 1999).

Zusammenfassend: Die Rekognitions-Heuristik ist eine der schnellen und frugalen Heuristiken in der „adaptive toolbox“. Sie beruht auf einer Adaptation, dem Vermögen, Gesichter, Gerüche und Namen wiederzuerkennen. Die Wiedererkennung von Gesichtern zum Beispiel ist eine so komplexe Fähigkeit, dass es bis heute kein künstliches System gibt, das so viel leisten könnte wie ein dreijähriges Kind. Die Rekognitions-Heuristik, die auf dieser Adaptation basiert, ist jedoch sehr einfach; sie kann in einer einzigen Zeile eines Computerprogramms geschrieben werden. Diese Heuristik kann aus Unwissenheit, das heißt, dem Nicht-Erkennen, Information ziehen. Sie ist ökologisch rational, wenn eine Korrelation zwischen Rekognition und dem, was man wissen möchte, besteht.

Take The Best

Eine zweite Heuristik, die ich besprechen möchte, ist Take The Best (Gigerenzer & Goldstein, 1996, 1999). Sie gehört zu der Gruppe der Heuristiken, die mit dem Baustein „one-reason decision making“ als Entscheidungsregel arbeiten. Sie hat die gleiche sequentielle Struktur wie der Entscheidungsbaum zur Klassifikation von Herzinfarktpatienten. Allerdings ist die Methode, in der die Rangordnung der Prädiktoren bestimmt wird, viel einfacher. Die Aufgabe von Take The Best ist es, vorherzusagen, welches von zwei Objekten den höheren Wert in einem Kriterium hat. Take The Best kann die Rekognitions-Heuristik als Eingangsstufe verwenden, und das macht deutlich, wie eine Heuristik als ein Baustein für eine andere dienen kann (Abbildung 5).

- Stufe 0:* Falls anwendbar, verwende die Rekognitions-Heuristik. Andernfalls (z. B. wenn beide Objekte erkannt werden) gehe zu Stufe 1.
- Stufe 1:* Such-Regel: Suche nach den Werten der beiden Objekte im Prädiktor mit der höchsten Validität.
- Stufe 2:* Stopp-Regel: Hat ein Objekt einen positiven Wert („1“) hinsichtlich eines bestimmten Prädiktors und das andere nicht (d. h. entweder „0“ oder einen unbekanntem Wert, symbolisiert als „?“), so wird die Suche beendet und die Entscheidungsregel (Stufe 3) angewendet. Andernfalls gehe zurück zu Stufe 1 und suche nach den Werten der Objekte im Prädiktor mit der nächsthöchsten Validität.
- Stufe 3:* Entscheidungsregel: Ziehe den Schluss, dass das Objekt mit dem positiven Prädiktor-Wert den höheren Wert im Kriterium hat.

Take The Best

	a	b	c	d
Rekognition	+	+	+	-
Prädiktor 1	1	0	?	?
Prädiktor 2	?	1	?	?
Prädiktor 3	0	1	1	?
Prädiktor 4	?	0	0	?
Prädiktor 5	?	?	0	?
.
.
.

Abbildung 5: Illustration von Take The Best. Die Objekte a, b und c werden erkannt (+), d nicht (-). Die Prädiktor-Werte sind binär (0 oder 1), fehlendes Wissen ist durch ein Fragezeichen symbolisiert. Bei der Inferenz, welches der Objekte a und b den höheren Wert im Kriterium hat, sucht Take The Best, bis die Stopp-Regel greift (im schraffierten Bereich) und schließt a > b. Beim Vergleich zwischen b und c beschränkt sich die Suche auf das gepunktete Feld und der Schluss ist: b > c. Die übrigen Prädiktor-Werte werden nicht nachgesehen.

Die Validität eines Prädiktors, die die Ordnung der Prädiktoren bestimmt, kann anhand eines einfachen, aber robusten Kriteriums gelernt werden, das die Abhängigkeiten zwischen Prädiktoren außer Acht lässt. Dieses ist definiert als der Anteil der richtigen Inferenzen an allen Inferenzen (Gigerenzer & Goldstein, 1999). Die Ordnung der Prädiktoren kann auch genetisch kodiert sein, wie bei verschiedenen Tierarten (z. B. Dugatkin, 1996). Take The Best ist schnell (die Heuristik macht nur minimale Berechnungen, da z. B. Abhängigkeiten zwischen Prädiktoren ignoriert werden) und einfach (sie sucht nur einen Teil der Information, nämlich den der Werte der Prädiktoren).

Es gibt empirische Evidenz dafür, dass Take The Best in der „adaptive toolbox“ verschiedener Spezien steckt. Guppy-Weibchen zum Beispiel wählen ein Männchen sowohl nach physischen wie sozialen Merkmalen (Dugatkin, 1996). Diese Prädiktoren scheinen einer Rangordnung zu folgen wie in Abbildung 5. Wenn ein Weibchen zwischen zwei Männchen wählen kann, von denen eines viel stärker orange gefärbt ist als das andere, wird sie das mit der leuchtenderen Farbe wählen. Wenn die Männchen sich jedoch in ihrer Farbe wenig unterscheiden, wird sie das vorziehen, das sich schon mit einem anderen Weibchen gepaart hat. Die Partnerwahl der Guppys ist ein Beispiel für begrenzte Suche, einfache Stopp-Regeln und Entscheidungen, die durch einen einzigen Grund bestimmt sind. Auch Menschen neigen zu dieser Heuristik. Beispielsweise berichtete Brüder (2002), dass in Situationen, in denen Informationen nicht frei verfügbar

sind, sondern Kosten verursacht, je nach der Höhe der Kosten 40 bis 65% seiner Versuchspersonen sich konsistent mit Take The Best verhielten. Eine lineare Entscheidungsregel konnte dagegen das Verhalten keiner der Personen beschreiben (ähnliche Ergebnisse siehe Rieskamp & Hoffrage, 1999).

Einfachheit und Genauigkeit

Take The Best verletzt traditionelle Idealvorstellungen für rationale Entscheidungen: die Heuristik ignoriert einen Teil der verfügbaren Information; sie versucht nicht, den optimalen Zeitpunkt für das Beenden der Suche zu berechnen; sie ordnet die Prädiktoren nach einem einfachen Kriterium, das die Interkorrelation der Prädiktoren ignoriert; und sie entscheidet auf der Basis eines einzigen Grundes. Dies ist sicher „fast and frugal“, aber wird es auch zu guten Vorhersagen führen?

Wie genau ist diese Heuristik? Czerlinski et al. (1999) testeten die Vorhersagegenauigkeit von Take The Best in 20 verschiedenen Situationen mit einer unterschiedlichen Anzahl von Prädiktoren und Schwierigkeitsgraden des Problems: Vorhersagen der Obdachlosenrate in amerikanischen Städten auf der Grundlage von sechs Prädiktoren wie Mietpreisbindung und Temperatur; Vorhersagen der Schulabbruchrate in staatlichen High Schools in Chicago auf der Grundlage von 18 Prädiktoren wie Durchschnittsergebnisse des SAT-Einstufungstests und prozentualer Anteil von Schülern aus Familien mit geringem Einkommen; Vorhersage der Sterblichkeitsraten in amerikanischen Großstädten auf der Grundlage von 15 Prädiktoren wie Schadstoffbelastung und Prozentsatz Nicht-Weißer; Vorhersage der Professorengehälter auf der Grundlage von fünf Prädiktoren wie Geschlecht und Position; Vorhersagen der Anzahl von Eiern arktischer Saibling-Weibchen auf der Grundlage von drei Prädiktoren wie Gewicht und Alter der einzelnen Fische; und die Vorhersage über Fettleibigkeit im 18. Lebensjahr auf der Grundlage von zehn Prädiktoren. Take The Best hatte in allen diesen Fällen die Aufgabe, vorauszusagen, welches von zwei Objekten (z. B. Schulen) den höheren Wert im Kriterium (z. B. Drop-out-Raten) hat.

So wie bei der Klassifikation von Herzinfarkt-Patienten wurden die Prädiktoren als Ja/Nein-Alternativen behandelt. Anders als bei den Studien zur Rekognitions-Heuristik waren alle Objekte und Prädiktor-Werte bekannt (d. h. es gab keine „?“-Werte); dadurch war die Rekognitions-Heuristik nicht anwendbar. Abbildung 6 zeigt einen dieser 20 Tests: Auf der Grundlage von sechs Prädiktoren sollte vorhergesagt werden, welche von zwei amerikanischen Städten die größere Obdachlosenrate hat. Der beste Prädiktor für Obdachlosigkeit war die Mietpreisbindung – besteht keine Mietpreisbindung, ist die Obdachlosenrate im allgemeinen höher. Im Falle von Los Angeles und Chicago beendet Take The Best nach dem ersten Prädiktor die Suche, da Los Angeles eine Mietpreisbindung hat und Chicago nicht, und folgert, dass Los Angeles die höhere Obdachlosenrate habe. Dies ist richtig. Bei dem Vergleich zwischen Los Angeles und New York ist die Suche erst nach dem sechsten Prädiktor beendet. Der Schluss, dass Los Angeles eine höhere Rate habe, trifft ebenfalls zu. Beim Vergleich von Chicago und New York führte Take The Best jedoch zu einer falschen Vorhersage.

	Los Angeles	Chicago	New York	New Orleans
Mietpreisbindung	1	0	1	0
Leerstand	1	0	1	0
Temperatur	1	0	1	1
Arbeitslosigkeit	1	1	1	1
Armut	1	1	1	1
Sozialer Wohnungsbau	1	1	0	0

Abbildung 6: Anwendung von Take The Best auf die Frage, welche von zwei amerikanischen Städten die höhere Obdachlosenrate hat (ohne Rekognitions-Heuristik und ohne fehlende Daten). Alle sechs Prädiktoren und vier von 50 Städten sind dargestellt.

Take The Best ist sicherlich eine schnelle und einfache Heuristik, aber wie gut ist sie? Wie nahe kommt ihre Vorhersagegenauigkeit derjenigen einer multiplen Regression, das heißt einer linearen Strategie, die alle Prädiktoren verwendet, gewichtet und kombiniert? Reicht sie an eine einfachere lineare Strategie heran, die auch alle Prädiktoren verwendet, dafür jedoch mit einheitlicher Gewichtung, das heißt mit +1 oder -1, arbeitet und nicht die optimalen Regressionsgewichte berechnet? Wir testeten die Leistung dieser Strategien an 50 amerikanischen Städten und den sechs Prädiktoren (siehe Abb. 6) und verwendeten dabei Kreuzvalidierung, das heißt, die Strategien lernten ihre Parameter an der einen Hälfte der Aufgaben (Lern-Probe) und wurden an der anderen Hälfte getestet (Test-Probe). Das Ergebnis war überraschend: Take The Best war bei der Vorhersage der Obdachlosenrate genauer als die multiple Regression und die Strategie der einheitlichen Gewichtung.

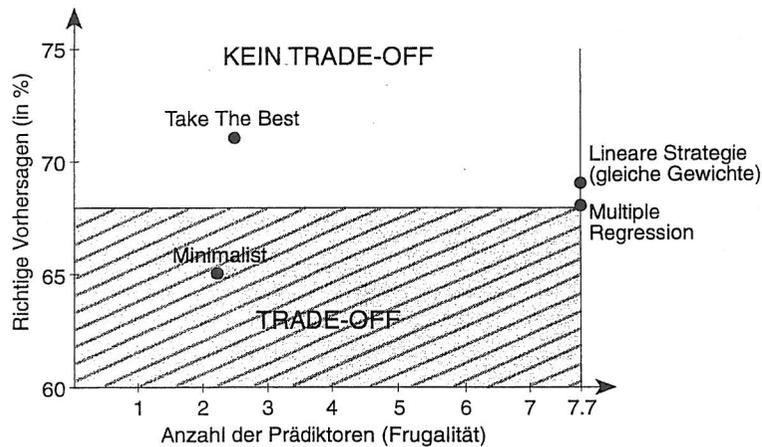


Abbildung 7: Durchschnittliche Genauigkeit und Frugalität von Take The Best bei der Vorhersage von insgesamt 20 Kriterien (einschließlich Obdachlosigkeit) im Vergleich zu zwei linearen Strategien.

Abbildung 7 zeigt, dass dieses Resultat im Mittel für alle 20 Aufgaben gilt. Die x-Achse gibt an, wie viele Prädiktoren eine Strategie verwendete (Frugalität), und die y-Achse zeigt den Anteil richtiger Vorhersagen. Take The Best war genügsamer als die linearen Strategien: Durchschnittlich wurden nur die Werte von 2,4 Prädiktoren gesucht, während die linearen Verfahren alle Prädiktoren verwendeten, also im Durchschnitt 7,7. Abbildung 7 zeigt auch einen Trade-off-Bereich, der durch die multiple Regression definiert ist. Die Idee des Trade-offs ist: Wenn eine Strategie weniger Prädiktoren als die multiple Regression verwendet, muss sie zum Ausgleich eine Einbuße an Genauigkeit hinnehmen. Demnach müssten frugalere Strategien in diesem Bereich liegen; das traf auch für die Minimalist-Heuristik zu. Diese unterscheidet sich von Take The Best nur auf Stufe 1: Sie sucht Prädiktoren nach dem Zufallsprinzip, sie ordnet sie nicht nach ihrer Validität. Take The Best dagegen lag außerhalb des Trade-offs und war frugaler und zugleich genauer als die beiden linearen Strategien.

Bemerkenswert ist, dass die einfache lineare Strategie (die mit einheitlichen Gewichten statt mit Regressionsgewichten arbeitet) etwas besser als die multiple Regression war und damit die Robustheit zeigte, die Dawes und Corrigan (1974) beobachtet hatten. Dies bestätigt den kontra-intuitiven Befund, dass die Wahl der Gewichte, abgesehen von ihren Vorzeichen, kaum eine Rolle spielt. Der Nachweis, dass Take The Best beide linearen Verfahren an Vorhersagegenauigkeit übertrifft, ist neu (Czerlinski et al., 1999; Gigerenzer & Goldstein, 1996).

Ökologische Rationalität

Wie kann ein einziger Grund besser sein als viele? Darauf gibt es zwei Antworten. Die eine ist das Konzept der ökologischen Rationalität, das heißt die Übereinstimmung

zwischen einer Heuristik und der Struktur einer Umwelt. Abbildung 8 (linke Seite) zeigt eine Struktur, an die Take The Best bestens angepasst ist (es gibt auch noch andere, dazu siehe Martignon & Hoffrage, 1999); Abbildung 8 (rechte Seite) zeigt eine Struktur, für die das nicht gilt. Denken Sie daran, dass Take The Best eine nicht-kompensatorische Heuristik ist: Sie entscheidet auf Grund eines einzigen Prädiktors, der alle anderen dominiert – diese können eine Entscheidung nicht verändern, selbst wenn sie alle in die entgegengesetzte Richtung weisen. Abbildung 8 zeigt je ein Beispiel für kompensatorische und nicht-kompensatorische Strukturen. So sind binäre Prädiktoren mit Gewichten, die exponentiell abnehmen wie $1/2$, $1/4$, $1/8$ usw., nicht-kompensatorisch – die Summe aller Gewichte zur Rechten eines Prädiktors kann nie größer sein als sein eigenes Gewicht. Wenn die Umwelt dieselbe nicht-kompensatorische Struktur hat wie Take The Best, kann man mathematisch beweisen, dass keine lineare Strategie, einschließlich der multiplen Regression, Take The Best übertreffen kann (Martignon & Hoffrage, 1999).

Strukturen der Umwelt

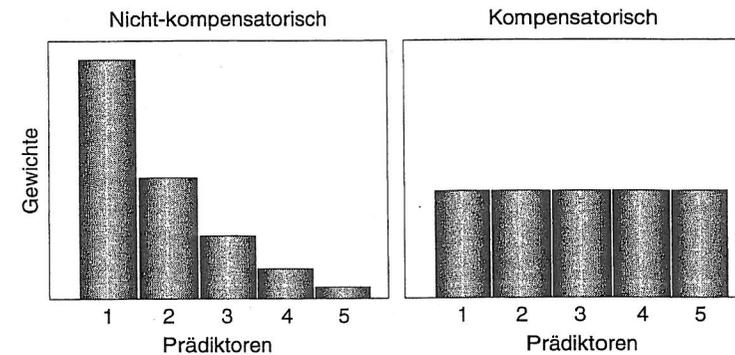


Abbildung 8: Ökologische Rationalität von Take The Best. Eine unter mehreren Strukturen einer Umwelt, an die Take The Best angepasst ist, besteht aus Prädiktoren mit nicht-kompensatorischen Gewichten, wie auf dem linken Bild (Martignon & Hoffrage, 1999).

Das Forschungsprogramm zur ökologischen Rationalität folgt den frühen ökologischen Ansätzen von Egon Brunswik und J. J. Gibson. Beide untersuchten die Struktur der Umwelt, jedoch mit unterschiedlichen Werkzeugen: Brunswik war auf der Suche nach Korrelationen und Gibson nach Invarianten. Beide waren Behavioristen; sie scheuten sich, Modelle mentaler Strategien zu bilden, sie wollten die „black box“ nicht öffnen. Hier bietet das Programm der ökologischen Rationalität eine kognitive Alternative an: Es untersucht nicht nur die Struktur einer Umwelt, sondern den Grad der Übereinstimmung zwischen Heuristiken und dieser Struktur (Gigerenzer & Todd, 1999). Gibsons „black box“ wird zu einer „adaptive toolbox“.

Die zweite Antwort auf die Frage „Wie kann ein einziger Grund besser sein als viele?“ lautet: wegen seiner Robustheit. Robust ist eine Strategie in dem Maß, in dem sie in neuen Situationen erfolgreich ist. In einer Situation, wo Unsicherheit herrscht – und bei der Vorhersage von Obdachlosigkeit, zum Beispiel, herrscht sehr große Unsicherheit –, kann nur ein Teil der Informationen, die heute vorliegen, für Voraussagen über die Zukunft brauchbar sein. Wenn man beispielsweise die Temperatur an jedem Tag dieses Jahres in Berlin notiert, kann man eine mathematische Gleichung mit so vielen komplexen Exponentialtermen aufstellen, dass sie die Zickzackkurve der Jahrestemperaturen fast perfekt wiedergibt. Diese Gleichung ist aber wahrscheinlich nicht der beste Prädiktor für die Temperaturen des nächsten Jahres; eine einfachere Kurve, die viele der beobachteten Witterschwankungen außer Acht lässt, kann bessere Vorhersagen machen. Mit anderen Worten: Nur ein Teil der in einer bestimmten Situation verfügbaren Informationen lässt sich verallgemeinern und auf eine andere Situation übertragen. *Um gute Entscheidungen unter Unsicherheit treffen zu können, muss man einen Teil der vorhandenen Information ignorieren.* Die Kunst besteht darin, den Teil zu finden, der sich verallgemeinern lässt. Da Take The Best nur auf den aussagekräftigsten Prädiktor baut, sind die Chancen groß, dass diese Heuristik die weniger robuste Information ignoriert.

Ökologische Rationalität und Robustheit sind zwei unterschiedliche Konzepte, die beide erklären, wann eine Heuristik erfolgreich ist und wann nicht. Beispielsweise zeigt Abbildung 8 (linke Seite) eine Struktur, in der Take The Best ökologisch rational ist und *genauso viele* richtige Urteile wie die multiple Regression fällt. Aber diese nicht-kompensatorische Struktur erklärt noch nicht, wieso Take The Best *mehr* richtige Urteile fällen kann als die Regression. Eine Erklärung dafür ist die Robustheit einfacher Strategien wie Take The Best im Gegensatz zu komplexen Strategien mit mehr freien Parametern, die dadurch an „overfitting“ leiden. Overfitting liegt vor, wenn eine Strategie (oder Modell) A vorhandene Beobachtungen besser erklärt als eine Strategie B, aber ihre Vorhersagen neuer Beobachtungen schlechter sind als diejenigen von Strategie B. Zum Beispiel hatte die multiple Regression den besten Fit in den oben genannten 20 Situationen (siehe Czerlinski et al., 1999), aber in der Vorhersage neuer Daten (durch Kreuzvalidierung, siehe Abb. 7) machte sie mehr Fehler als Take The Best. Multiple Regression litt hier an „overfitting“, und dies ist ein allgemeines Problem von Modellen mit vielen adjustierbaren Parametern, wie multiple Regression und neuronale Netzwerke (Geman et al., 1992; Forster & Sober, 1994). Das Ergebnis in Abbildung 7 lässt sich demnach auf zwei Gründe zurückführen, zum einen auf eine Passung zwischen Take The Best und der Struktur der 20 Situationen (ökologische Rationalität) und zum anderen auf die Robustheit von Take The Best, die ins Spiel kommt, wenn Voraussagen unter Unsicherheit gemacht werden.

Die Strategie mit dem besten „Fit“ ist nicht immer die beste

Angenommen, Sie haben mehrere konkurrierende Modelle und möchten empirisch testen, welches das Verhalten von Menschen am besten beschreibt. Sie haben empirische Daten und stellen fest, dass Modell A einen besseren Fit hat als die anderen (dieser Fit wird statistisch meist in Form von „erklärter Varianz“ oder mit dem Quadrat des Korrelationskoeffizienten gemessen). Sie schließen daraus, dass Modell A bestätigt ist und menschliches Verhalten in der untersuchten Situation am besten beschreibt. So funktioniert doch gutes Hypothesentesten oder nicht? Nicht ganz.

Es gibt zwei Möglichkeiten, ein Modell zu testen: Man kann nach dem besten Fit mit vorhandenen Beobachtungen fragen oder nach der besten Vorhersage neuer Beobachtungen, das heißt nach der Robustheit eines Modells. Der Fit misst, wie gut ein Modell gegebene Daten beschreibt. Wie weit man es generalisieren und auf neue Daten übertragen kann, ist eine andere Frage. Die Robustheit eines Modells kann man messen, indem man seine Parameter (z. B. die beta-Gewichte einer multiplen Regression oder die Ordnung der Prädiktoren für Take The Best) anhand einer Stichprobe schätzt und dann dieses Modell an einer *anderen* Stichprobe testet – wie in Abbildung 7. Überraschenderweise gehen die meisten Forschungsprogramme in den Verhaltens- und Sozialwissenschaften nicht über die Frage nach dem Fit von Modellen hinaus (Roberts & Pashler, 2000). Eine guter Fit für sich genommen ist jedoch kein gutes Kriterium für die Wahl zwischen konkurrierenden Modellen. Warum nicht?

Mathematische Modelle mit freien Parametern in genügender Zahl können immer zu exzellentem Fit führen – *hier ist eine guter Fit eine mathematische Trivialität und keine empirische Validierung eines Modells.* Wenn ein Modell zu stark ist (wie beispielsweise manche neurale Netzwerke mit zahlreichen „hidden units“ und adjustierbaren Parametern), dann kann es an fast alle Daten angepasst werden, sogar an solche, die durch Prozesse generiert wurden, die dem Modell widersprechen. Solche Modelle sind weitgehend immun gegen Falsifizierung. Im Unterschied dazu haben die drei hier beschriebenen Heuristiken – Rekognitions-Heuristik, Take the Best, Minimalist – keine freien Parameter. Statistisch ausgedrückt heißt dies: Modelle von Heuristiken zeigen einen „Bias“, Modelle mit zahlreichen freien Parametern dagegen zeigen „Varianz“ (Geman et al., 1992).

Fitting – statt Vorhersage – ist nicht nur methodisch dubios als Methode des Hypothesentestens, sondern steht auch im Gegensatz zur Funktion einer kognitiven Strategie aus darwinistischer Sicht. Für einen Organismus ist die beste Strategie (z. B. für Nahrungs- oder Partnersuche) nicht diejenige, die am besten im Nachhinein die vergangene Erfahrung eines Individuums oder einer Spezies beschreibt. Besser ist eine Strategie, die vorhersagen kann, das heißt, die zukünftige Ereignisse voraussagt. In einer unsicheren und sich wandelnden Welt sind diese beiden Strategien *nicht* gleich – nur in einer sicheren und unveränderlichen Welt wären sie gleich. Um für neue Situationen brauchbar zu sein, muss eine Verhaltensstrategie robust sein, das heißt, sie darf nicht überangepasst an die Vergangenheit sein.

Können kognitive Begrenzungen adaptiv sein?

Aus evolutionärer Sicht müssen Heuristiken also auf neue Situationen übertragbar und nicht auf Erinnerungen an frühere Erfahrungen zugeschnitten sein. Dieses Argument führt zu einer – zugegeben spekulativen – Antwort auf die Frage: Warum haben Menschen und andere Lebewesen keine „perfekten“ kognitiven Funktionen entwickelt, beispielsweise ein totales Gedächtnis und eine unerschöpfliche Aufmerksamkeitsspanne und vollkommene Rechenvermögen? Im Prinzip hätten sich solche Fähigkeiten entwickeln können, denn vereinzelt kommen Menschen mit erstaunlichem Erinnerungs- oder Rechenvermögen vor. Die Antwort: In unsicheren Umwelten sind absolut genaue Beobachtung und Speicherung vergangener Daten weder nötig noch wünschenswert, da zu große Genauigkeit kontraproduktiv sein kann. Eine robuste Strategie muss einen Teil der verfügbaren Informationen *außer Acht lassen*. Dies kann erreicht werden, indem die Suche nach Informationen aktiv begrenzt wird, aber noch besser, wenn automatisch Vergessen eintritt und man gar nicht erst versuchen muss, einen Teil der Vergangenheit zu vergessen. Je ungewisser eine Umwelt ist, desto mehr Informationen müssen unbeachtet bleiben. Die Kunst besteht darin, die Aufmerksamkeit auf die aussagekräftigen Prädiktoren zu konzentrieren und den Rest zu vergessen. Folglich können so genannte beschränkte Fähigkeiten zur Informationsverarbeitung die Anpassung fördern und nicht nur ein Ausdruck minderwertiger mentaler Software sein.

Ökologische Rationalität und Robustheit sind Hauptwerkzeuge einer Entscheidungstheorie mit darwinistischer Perspektive. Ökologische Rationalität unterscheidet sich von logischer Rationalität. Sie definiert die Vernünftigkeit einer Heuristik gemäß ihrer Eignung für eine Umweltstruktur und nicht nach dem Maß, in dem sie den Gesetzen der Logik und inneren Kohärenz entspricht wie zum Beispiel der Transitivität und Additivität von Wahrscheinlichkeiten. Ein Blick in Lehrbücher zum Denken, Intelligenz, Urteilen und Entscheidungsfindung macht jedoch deutlich, dass die Struktur von Umwelten kein Thema ist (eine Ausnahme bildet Anderson, 1990). Wenn in psychologischen Experimenten die untersuchten Personen beispielsweise relevante Prädiktoren ignorieren, Abhängigkeiten zwischen Prädiktoren außer Acht lassen oder Prädiktoren nicht integrieren, werden diese Ergebnisse in dieser Literatur als Beispiel für menschliche Irrationalität hingestellt. Diese kognitiven „Sünden“ werden dann meist einer „begrenzten Fähigkeit zur Informationsverarbeitung“, einem „Bestätigungs-Bias“ (confirmation bias) und minderwertiger mentaler Software zugeschrieben (siehe die Literatur über so genannte kognitive Illusionen z. B. bei Piattelli-Palmerini, 1994). Personen, die Take The Best verwenden, begehen alle drei genannten „Sünden“. Wie jedoch Abbildung 7 zeigt, können ihre Entscheidungen einfacher und genauer sein als Strategien, die nach den traditionellen Maßstäben rational erscheinen. Über Rationalität muss neu nachgedacht werden – auf ökologische Art.

Wie entstehen neue Heuristiken?

Kombination von Elementen

Zu den Elementen, aus denen Heuristiken zusammengesetzt sind, gehören Such-, Stopp- und Entscheidungsregeln. Diese können in der „adaptive toolbox“ neu zusammengesetzt werden und damit neue Heuristiken bilden. Wenn beispielsweise die Suchregel von Take The Best nicht angewandt werden kann, da eine Person zu wenig weiß, um eine Rangordnung der Prädiktoren herzustellen, kann eine einfachere Suchregel eingesetzt werden, die Prädiktoren nach dem Zufallsprinzip sucht oder mit dem Prädiktor beginnt, der beim letzten Mal zum Abbruch der Suche führte. Diese Vereinfachung der Suchregel verwandelt Take The Best zu Minimalist (siehe Abb. 7) beziehungsweise Take The Last (Gigerenzer & Goldstein, 1999). Diese Elemente sind die eigentlichen Bausteine der „adaptive toolbox“, aus denen eine Vielzahl von Heuristiken zusammengesetzt werden kann.

In diesem Kapitel habe ich nur wenige Heuristiken beschrieben. Heuristiken zur Klassifikation ergeben sich beispielsweise aus der Kombination von Elementen der hier besprochenen Heuristiken sowie weiterer Elemente (beispielsweise *categorization by elimination*, Berretty et al., 1999). Dasselbe gilt für Heuristiken, die quantitative Größen schätzen (*QuickEst*, Hertwig et al., 1999). Weiterhin sind in den letzten Jahren eine Reihe von Heuristiken zur Lösung adaptiver Prozesse untersucht und identifiziert worden: beispielsweise wie Menschen von Bewegungen auf Intentionen schließen (Blythe et al., 1999), wie Menschen mit begrenztem Wissen und begrenzter Zeit einen Partner finden (Miller & Todd, 1999) und wie Honigbienen sich für den Ort entscheiden, an dem sie einen neuen Bienenstock bauen wollen (Seeley, 2001). Einen Überblick geben Gigerenzer, Todd und die ABC Research Group (1999) und Gigerenzer und Selten (2001b).

Einbettung (nesting) von Heuristiken

Neue Heuristiken können auch durch Einbettung einer Heuristik in eine andere Heuristik geschaffen werden. Die Rekognitions-Heuristik kann beispielsweise als Anfangsstufe für Take The Best (Abb. 5) fungieren. Die Rekognitions-Heuristik baut auf Wiedererkennung (recognition memory), Take The Best dagegen erweitert dies auf das Abrufen von Gedächtnisinhalten (recall memory). Die Fähigkeit zur Wiedererkennung scheint sich, sowohl ontogenetisch als auch evolutionär, früher zu entwickeln als die Fähigkeit zum Abrufen von Gedächtnisinhalten. Die Einbettung einer Heuristik in eine andere kann in Analogie zu einer Adaptation gesehen werden, die zum Bestandteil neuer Adaptationen wird. Mit anderen Worten: Eine Heuristik kann Element einer neuen Heuristik werden.

Dieses Kapitel handelt von kognitiven Elementen von Heuristiken. Aber auch Emotionen können als Elemente für Suche und Abbruch der Suche fungieren. Dass man sich verliebt, kann zum Beispiel eine effektive Stopp-Regel sein, die die Partnersuche beendet und die Bindung auf die geliebte Person bestärkt. Gleichmaßen kann die elterliche Liebe, die durch die Gegenwart oder das Lächeln eines Kleinkindes ausgelöst werden kann, als ein Werkzeug der Bindung verstanden werden, das Kosten-Nutzen-Rechnungen *unterbindet*, sodass die Frage, ob man all die schlaflosen Nächte und andere mit Kindern zusammenhängende Belastungen aushalten will, gar nicht erst aufkommt. Zur Lösung wichtiger Anpassungsaufgaben kann Emotion effizienter sein als Kognition (Tooby & Cosmides, 1990; Gigerenzer & Todd, 1999). Die Stoppregel beim *Satisficing* – die Suche einstellen, sobald die erste Person gefunden ist, die das Anspruchsniveau erreicht – bewirkt beispielsweise nicht jene feste Bindung an einen Partner, die durch Liebe entsteht. Wenn ein neuer, attraktiverer Partner auf der Bildfläche erscheint, hindert den *Satisficer* nichts daran, den bisherigen Partner auf der Stelle zu verlassen. Emotionen sind bereichsspezifisch und gehören zu den Heuristiken der „adaptive toolbox“. Auch soziale Normen können als Werkzeuge der begrenzten Rationalität fungieren; sie können es Individuen ersparen, eine große Zahl potenzieller Entscheidungen treffen zu müssen. Elemente und Heuristiken können im sozialen Umgang erlernt werden, durch Nachahmung, Mundpropaganda oder als kulturelles Erbe – ein Thema, das bei Gigerenzer und Selten (2001b) behandelt wird.

Jenseits von Dämonen

In diesem Kapitel habe ich die elementaren Begriffe für eine Theorie der menschlichen Rationalität als „adaptive toolbox“ eingeführt. Diese Rationalität ist explizit bereichsspezifisch – die Heuristiken sind weder gut noch schlecht, weder rational noch irrational per se, sondern, in der richtigen Umgebung angewandt, ökologisch rational.

Wer Rationalität als „adaptive toolbox“ versteht, gerät in Konflikt mit etlichen attraktiven Idealen, mit der Laplace'schen Superintelligenz wie mit dem Leibniz'schen Traum vom *calculus universalis* und dessen modernen Varianten. Wenn Sie ein zeitgenössisches Lehrbuch über Denken und Entscheiden aufschlagen, werden Sie feststellen, dass die vorherrschenden Themen Logik, Wahrscheinlichkeitstheorie und Maximierung des erwarteten Nutzens sind – lauter Versuche, den Traum vom *calculus universalis* der Vernunft zu verwirklichen. Intelligente Heuristiken spielen dabei kaum eine Rolle, es sei denn in Form von vagen Formulierungen – wie „availability“ und „representativeness“ – die nicht intelligente Leistungen, sondern ihr Gegenteil, angebliche Fehler in der Logik und in der Wahrscheinlichkeitstheorie „erklären“ sollen (Tversky & Kahneman, 1974). Zur Debatte über die Natur von Heuristiken und Normen verweise ich auf Gigerenzer, 1996b, 2000 (ch. 12), 2001 versus Kahneman und Tversky, 1996; Vranas, 2000. Die Betonung der Einfachheit und Transparenz steht in Konflikt mit der Vorliebe vieler kognitiver Wissenschaftler für komplexe mathematische Modelle: Je elaborierter

und undurchsichtiger die Mathematik eines Modells ist, umso besser. Was beispielsweise in einem neuronalen Netzwerk geschieht, ist nicht transparent, einfache Heuristiken dagegen sind transparent (Regier, 1994). Schließlich können Einfachheit und Robustheit auch mit juristischen Werten im Widerspruch stehen. Ein Arzt, der Herzinfarktpatienten klassifiziert, ohne alle Variablen gemessen zu haben, läuft Gefahr, verklagt zu werden. Rechtssysteme und Verwaltungsapparate beharren häufig auf der defensiven Vorstellung, dass mehr immer besser ist.

Die überraschende Leistung von Heuristiken kann jedoch Anlass zum Innehalten sein und uns Grund geben, den Begriff der begrenzten Rationalität neu zu überdenken. Nach traditioneller Auffassung liegt der Grund für die Grenzen kognitiver Fähigkeiten im Inneren des menschlichen Gehirns, ein Baufehler der Evolution sozusagen. Eine darwinistische Sichtweise dagegen würde betonen, dass die selektiven Kräfte, unter deren Einfluss unsere kognitive Evolution stand, weitgehend von außen auf unser Gehirn wirkten, durch Interaktion mit unserer physischen und sozialen Welt (Todd, 2001). Das Konzept der ökologischen Rationalität liefert einen Begriffsrahmen zum Verständnis der Übereinstimmung zwischen Heuristiken und Umwelt. Einfache Heuristiken sind keine minderwertige Software eines beschränkten Verstands. Vielmehr ermöglichen sie Rationalität jenseits von Allwissenheit und Logik. Theorien der Rationalität brauchen weniger Aristoteles und mehr Darwin.

Literatur

- Ajzen, I. (1977). Intuitive theories of events and the effects of base-rate information on predictions. *Journal of Personality and Social Psychology*, 35, 303–314.
- Anderson, J. R. (1990). *The adaptive character of thought*. Hillsdale, NJ: Erlbaum.
- Ayton, P. & Önköl, D. (1997). Forecasting football fixtures: Confidence and judged proportion correct. Unveröff. Manuskript.
- Berretty, P. M., Todd, P. M., & Martignon, L. (1999). Categorization by elimination: Using few cues to choose. In G. Gigerenzer, P. M. Todd, & the ABC Research Group (Eds.), *Simple Heuristics that make us smart*. New York: Oxford University Press.
- Blythe, P. W., Todd, P. M., & Miller, G. E. (1999). How motion reveals intention: Categorizing social interactions. In G. Gigerenzer, P. M. Todd, & the ABC Research Group (Eds.), *Simple Heuristics that make us smart*. New York: Oxford University Press.
- Borges, B., Goldstein, D. G., Ortmann, A. & Gigerenzer, G. (1999). Can ignorance beat the stock market? In G. Gigerenzer, P. M. Todd & the ABC Research Group, *Simple heuristics that make us smart* (S. 59–72). New York: Oxford University Press.
- Breiman, L., Friedman, J. H., Olshen, R. A. & Stone, C. J. (1993). *Classification and regression trees*. New York: Chapman & Hall.
- Bröder, A. (2000). Assessing the empirical validity of the „Take The Best“ heuristic as a model of human probabilistic inference. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 26, 1332–1346.
- Czerlinski, J., Gigerenzer, G. & Goldstein, D. G. (1999). How good are simple heuristics? In G. Gigerenzer, P. M. Todd & the ABC Research Group, *Simple heuristics that make us smart* (S. 97–118). New York: Oxford University Press.
- Dawes, R. M. & Corrigan, B. (1974). Linear models in decision making. *Psychological Bulletin*, 81, 95–106.
- Dugatkin, L. A. (1996). Interface between culturally based preferences and genetic preferences: Female mate choice in *Poecilia reticulata*. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 93, 2770–2773.
- Forster, M., & Sober, E. (1994). How to tell when simpler, more unified, or less ad hoc theories will provide more accurate predictions. *British Journal of Philosophical Science*, 45, 1–35.
- Galef, B. G., Jr., McQuoid, L. M. & Whiskin, E. E. (1990). Further evidence that Norway rats do not socially transmit learned aversions to toxic baits. *Animal Learning & Behavior*, 18, 199–205.
- Geman, S. E., Bienenstock, E., & Doursat, R. (1992). Neural networks and the bias/variance dilemma. *Neural Computation*, 4, 1–58.
- Gigerenzer, G. (1996a). Rationality: Why social context matters. In P. B. Baltes & U. M. Staudinger (Eds.), *Interactive minds: Life-span perspectives on the social foundation of cognition* (pp. 319–346). Cambridge: Cambridge University Press.
- Gigerenzer, G. (1996b). On narrow norms and vague heuristics: A rebuttal to Kahneman and Tversky. *Psychological Review*, 103, 592–596.
- Gigerenzer, G. (2000). *Adaptive thinking: Rationality in the real world*. New York: Oxford University Press.
- Gigerenzer, G. (2001). Content-blind norms, no norms, or good norms? A reply to Vranas. *Cognition*, 81, 93–103.
- Gigerenzer, G. & Goldstein, D. G., (1996). Reasoning the fast and frugal way: Models of bounded rationality. *Psychological Review*, 103, 650–669.
- Gigerenzer, G. & Goldstein, D. G. (1999). Betting on one good reason: The Take The Best heuristic. In G. Gigerenzer, P. M. Todd & the ABC Research Group, *Simple heuristics that make us smart* (S. 75–96). New York: Oxford University Press.
- Gigerenzer, G. & Selten, R. (Hrsg.). (2001a). *Rethinking rationality*. In Gigerenzer, G. & Selten, R. (Hrsg.), *Bounded rationality: The adaptive toolbox* (pp. 1–12). Cambridge, MA: MIT Press.
- Gigerenzer, G. & Selten, R. (Hrsg.). (2001b). *Bounded rationality: The adaptive toolbox*. Cambridge, MA: MIT Press.
- Gigerenzer, G., Todd, P. M. & the ABC Research Group. (1999). *Simple heuristics that make us smart*. New York: Oxford University Press.
- Goldstein, D. G. & Gigerenzer, G. (1999). The recognition heuristic: How ignorance makes us smart. In G. Gigerenzer, P. M. Todd & the ABC Research Group, *Simple heuristics that make us smart* (S. 37–58). New York: Oxford University Press.
- Goldstein, D. G. & Gigerenzer, G. (2002). Models of ecological rationality: The recognition heuristic. *Psychological Review*, 109, 75–90.
- Heckhausen, H. (1991). *Motivation and action* (Übers. von Peter K. Leppmann). Berlin: Springer.
- Hertwig, R., Hoffrage, U., & Martignon, L. (1999). Quick estimation: Letting the environment do the work. In G. Gigerenzer, P. M. Todd, & the ABC Research Group (Eds.), *Simple Heuristics that make us smart*. New York: Oxford University Press.
- Kahneman, D. & Tversky, A. (1996). On the reality of cognitive illusions. *Psychological Review*, 103, 582–591.
- Kelley, H. H. (1993). The process of causal attribution. *American Psychologist*, 28, 107–128.

- Martignon, L. & Hoffrage, U. (1999). Why does one-reason decision making work? A case study in ecological rationality. In G. Gigerenzer, P. M. Todd & the ABC Research Group, *Simple heuristics that make us smart* (S. 119–140). New York: Oxford University Press.
- McLeod, P. & Dienes, Z. (1996). Do fielders know where to go to catch the ball or only how to get there? *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, 22, 531–543.
- Piattelli-Palmarini, M. (1994). *Inevitable illusions: How mistakes of reason rule our minds*. New York: Wiley.
- Regier, T. (1996). *The human semantic potential. Spatial language and constrained connectionism*. Cambridge, MA: MIT Press.
- Rieskamp, J. & Hoffrage, U. (1999). When do people use simple heuristics and how can we tell? In G. Gigerenzer, P. M. Todd & the ABC Research Group, *Simple heuristics that make us smart*. (S. 141–168). New York: Oxford University Press.
- Roberts, S., & Pashler, H. (2000). How persuasive is a good fit? A comment on theory testing. *Psychological Review*, 107, 358–367.
- Seeley, T. D. (2001). Decision making in superorganisms: How collective wisdom arises from the poorly informed masses. In G. Gigerenzer & R. Selten (Hrsg.), *Bounded rationality: The adaptive toolbox* (pp. 249–261). Cambridge, MA: MIT Press.
- Simon, H. A. (1956). Rational choice and the structure of environments. *Psychological Review*, 63, 129–138.
- Simon, H. A. (1992). *Economics, bounded rationality, and the cognitive revolution*. Aldershot Hants, UK: Elgar.
- Stigler, G. J. (1961). The economics of information. *Journal of Political Economy*, 69, 213–225.
- Todd, P. (2001). Fast and frugal heuristics for environmentally bounded minds. In G. Gigerenzer & R. Selten (Hrsg.), *Bounded rationality: The adaptive toolbox* (pp. 51–70). Cambridge, MA: MIT Press.
- Todd, P. M. and G. Gigerenzer (2000). *Precis of Simple heuristics that make us smart*. *Behavioral and Brain Sciences*, 23, 727–780.
- Todd, P. M. and Miller, G. F. (1999). From pride and prejudice to persuasion: satisficing in mate search. *Simple heuristics that make us smart* (S. 287–308). G. Gigerenzer, P. M. Todd and A. R. Group. New York: Oxford University Press.
- Tooby, J. & Cosmides, L. (1990). The past explains the present: Emotional adaptations and the structure of ancestral environments. *Ethology and Sociobiology*, 11, 375–424.
- Tversky, A. and D. Kahnemann (1974). Judgment under uncertainty: Heuristics and biases. *Science*, 185, 1124–1131.
- Toscani, O. (1997) *Die Werbung ist ein lächelndes Aas*. Frankfurt a.M.: Fischer.
- Vranas, P. B. M. (2000). Gigerenzer's normative critique of Kahneman and Tversky. *Cognition*, 76, 179–193.