

Ulrich Hoffrage, Ralph Hertwig und Gerd Gigerenzer

Die ökologische Rationalität einfacher Entscheidungs- und Urteilsheuristiken¹

Zusammenfassung: Was ist rationales Urteilen und Entscheiden? Eine der klassischen Antworten auf diese Frage ist, dass Urteile und Entscheidungen dann rational sind, wenn sie mit den Regeln diverser normativer Systeme, wie zum Beispiel der Wahrscheinlichkeitstheorie oder der „expected utility“-Theorie, übereinstimmen. Mit dieser Auffassung von Rationalität geht die Fiktion einher, dass der rationale Agent über unbegrenzte Ressourcen an Zeit, Wissen und Verarbeitungskapazität verfügt. Uns Menschen stehen diese Ressourcen aber nur begrenzt zur Verfügung. Aus diesem Grund hat Herbert Simon menschliche Rationalität als begrenzte („bounded“) Rationalität konzipiert. Begrenzt rationales Urteilen ist aber keineswegs mit schlechtem Urteilen gleichzusetzen. Wir zeigen exemplarisch, dass einfache Heuristiken, die wenig Information benötigen, dennoch zu erstaunlich genauen Urteilen gelangen können. Der Schlüssel zu ihrem Erfolg liegt in ihrer ökologischen Rationalität, das heißt in ihrer Anpassung an die Struktur der Information in der Umgebung, in der sie arbeiten.

Der Herzinfarkt gehört zu den häufigsten Todesursachen in der westlichen Welt. Klinische Verfahren, die bei seiner Behandlung zum Einsatz kommen, zählen zu den Hauptursachen für die explodierenden Kosten im Gesundheitswesen der industrialisierten Länder. Auf der Webseite der American Heart Association findet man zum Beispiel die Angabe, dass in den USA 1996 etwa 598.000 Bypass-Operationen durchgeführt wurden – geschätzte Kosten pro Operation \$ 44.820. Nicht jede Person, die einen Herzinfarkt erleidet, benötigt aber den gleichen Aufwand an personeller und apparativer Versorgung. In dem Maße, in dem die Medizin effiziente,

¹ Das vorliegende Kapitel ist eine erweiterte und aktualisierte Fassung des folgenden Artikels: Hertwig, R. und Hoffrage, U.: Eingeschränkte und ökologische Rationalität. Rationalität, ein Forschungsprogramm. *Psychologische Rundschau*, 51, 2001, 11–19. – Die Autoren danken dem Hogrefe Verlag für die freundliche Genehmigung des Wiederabdrucks, und der DFG für finanzielle Unterstützung des Erst- und Zweitautors (Ho 1847/1–2 und He 2768/6–1).

aber extrem kostenintensive Verfahren entwickelt, wird es immer wichtiger, besonders jene Personen zu identifizieren, die dieser Verfahren am dringendsten bedürfen. Wie aber soll man diese Personen identifizieren?

Breiman und Mitarbeiter (1993) haben einen Entscheidungsbaum vorgeschlagen, der zum Beispiel Herzinfarkt-Patienten auf der Grundlage von maximal drei Informationen einer „low risk“- oder „high risk“-Gruppe zuordnet: Ist der systolische Blutdruck eines Patienten unter 91, dann wird er sofort und ohne weitere Information als „high risk“ klassifiziert. Ist der Blutdruck höher und ist der Patient jünger als 62,5 Jahre, dann wird er als „low risk“ klassifiziert. Ist er allerdings älter als 62,5 Jahre, dann, und nur dann, wird eine dritte diagnostische Information erhoben: Liegt Sinus-Tachykardie vor, dann erhält der Patient den „high risk“-Status.

Diese Entscheidungsstrategie ist in mehrfacher Hinsicht extrem einfach: Sie benötigt Informationen über maximal drei Prädiktoren – die große Mehrheit der anderen Prädiktoren bleibt unberücksichtigt (üblicherweise werden in den ersten 24 Stunden nach der Einlieferung ungefähr 100 Variablen „gescreent“; *Breiman et al.*, 1993, S. 177). Sie stellt nur Fragen, die mit Ja oder Nein zu beantworten sind, und berücksichtigt folglich keine quantitativen Unterschiede (z.B. spielt es keine Rolle, ob jemand 23 oder 55 Jahre alt ist). Die Prädiktoren werden sequentiell abgefragt, und der Prozess kann bereits nach nur einer Frage zu Ende sein (falls der systolische Blutdruck unter 91 liegt). Sollten zwei oder drei Fragen nötig sein, dann werden die sukzessiven „Ja-Nein“-Antworten nicht integriert (z.B. in irgendeiner Weise gewichtet und addiert).

Eine Frage drängt sich auf: Opfert diese Strategie nicht diagnostische Zielgenauigkeit für Schnelligkeit und Simplizität? Die erstaunliche Antwort ist: Nein, im Gegenteil, dieser Entscheidungsbaum klassifiziert Patienten sogar besser als einige überaus komplizierte statistische Verfahren (*Breiman et al.*, 1993). Dieses unerwartete Resultat steht für eine Beobachtung, für die wir im Folgenden weitere Beispiele geben werden: Lediglich ein Minimum an Information zu benötigen, das heißt frugal zu sein, und diese Information einfach zu verarbeiten, und somit schnell sein, kann nichtsdestotrotz zu vergleichsweise akkuraten Urteilen führen. Diese Beobachtung ist deshalb so überraschend, weil sie im Widerspruch steht zu den etablierten Grenzziehungen in den hitzigen Rationalitätsdebatten innerhalb der Psychologie, Ökonomie und Philosophie. Immer wieder neuer Streit entzündet sich in diesen Debatten an den Fragen, was eigentlich rationales Entscheiden und Urteilen unter Unsicherheit ausmacht, und ob Menschen zu dieser Rationalität in der Lage sind. Obgleich

die Argumente in diesen Debatten facettenreich und verzweigt sind, bemühen wir uns, die für den gegenwärtigen Zweck wichtigste Frontlinie abzustecken.

Ein hitziger Streit um kalte Kognition

Rationales Urteilen unter Unsicherheit ist Urteilen, das mit den Regeln der Wahrscheinlichkeitstheorie konsistent ist. Soweit sind sich viele (aber nicht alle) Diskutanten einig. Der Streit beginnt bei der Frage, ob Menschen in Übereinstimmung mit den Regeln der Wahrscheinlichkeitstheorie denken. Es gibt darauf mindestens zwei Antworten. Die klassische Antwort wurde erstmals im 17. Jahrhundert gegeben – in dem Jahrhundert, in dem die mathematische Theorie der Wahrscheinlichkeit entwickelt wurde. Die Antwort ist: Menschliches Denken und Wahrscheinlichkeitstheorie sind nichts anderes als zwei Seiten ein und derselben Münze. Exemplarisch kommt diese Überzeugung in einem berühmten Zitat von *Pierre Simon Laplace* (1814/1951) zum Ausdruck. Danach ist Wahrscheinlichkeitstheorie „nothing more at bottom than good sense reduced to a calculus“ (S. 196). Ähnlich formulierte auch *Jacob Bernoulli*, der die erste Version des Gesetzes der großen Zahl vorschlug, in einem Brief an *Leibniz*: „Even the stupidest man knows by some instinct of nature per se and by no previous instruction“, dass die Sicherheit einer Behauptung mit der Anzahl der bestätigenden Beobachtungen zunimmt (*Gigerenzer et al.*, 1989, S. 29). Den Standpunkt, dass menschliches Denken und rationale Normen sich entsprechen, findet man übrigens auch im Hinblick auf die Gesetze der Logik. *Theodor Lipps*, Philosoph und Psychologe an der *Ludwig-Maximilians-Universität* in München, kleidete 1880 diese Sichtweise in die Worte: „... die Regeln, nach denen man verfahren muß, um richtig zu denken (sind) ... identisch mit den Naturgesetzen des Denkens selbst. Die Logik ist Physik des Denkens oder sie ist überhaupt nichts.“² (S. 530 f.)

Varianten dieser klassischen Sicht finden sich auch im 20. Jahrhundert. Vor ein paar Jahren hat *Rips* (1994) die Existenz einer „mental logic“ vorgeschlagen. In der Entwicklungspsychologie vertraten *Jean Piaget* und

² Kurz danach sagten *Frege* und *Husserl* dem Psychologismus in der Logik den Kampf an. In seinen „Logische Untersuchungen“ konstatierte *Husserl* (1900/1968) die „Unhaltbarkeit einer jeden, wie immer gearteten Form von empiristischer oder psychologischer Logik ... Die Logik im Sinne einer wissenschaftlichen Methodologie hat ihre vornehmsten Fundamente außerhalb der Psychologie.“ (S. 211)

Bärbel Inhelder die Ansicht, dass bereits Kinder im Alter von 13 bis 15 Jahren über formale Operationen verfügen, die in Übereinstimmung mit wesentlichen Regeln der Wahrscheinlichkeitstheorie (z.B. Gesetz der großen Zahl; *Piaget & Inhelder*, 1951/1975) und Logik (z.B. Klasseninklusion; *Inhelder & Piaget*, 1959/1969) stünden. In der psychologischen Urteils- und Entscheidungsforschung zeigten sich *Peterson* und *Beach* (1967) überzeugt, dass „experiments that have compared human inferences with those of statistical man show that the normative model provides a good first approximation for a psychological theory of inference“ (S. 42). In der ökonomischen Entscheidungsforschung wird Marktverhalten häufig durch Theorien modelliert, in denen die Marktteilnehmer (oder zumindest der Markt) auf der Grundlage der Axiome der Wahrscheinlichkeitstheorie (z.B. mit Bayesianischer Revision von Wahrscheinlichkeiten, siehe *Eisenführ & Weber*, 1994; *Hertwig*, 1998) und der Erwartungsnutzentheorie handeln³.

Hinter vielen dieser Beispiele steht eine gemeinsame Fiktion, die ihren vielleicht reinsten Ausdruck in Bayesianischen Entscheidungstheorien und ökonomischen „rational choice“-Theorien findet. Der Fiktion nämlich, dass das Gehirn ein „Laplace’scher Dämon“ (*Wimsatt*, in press), die säkularisierte Form eines omnipotenten Gottes sei, der allwissend ist und dessen Zeit und rechnerische Kapazität ohne Beschränkungen sind. Aufgrund dieser Unbeschränktheit treffen Laplace’sche Dämonen optimale Entscheidungen. Natürlich liegt die Frage nahe, ob diese Fiktion psychologisch plausibel ist. Die psychologische Urteils- und Entscheidungsforschung seit Beginn der 1970er Jahre kann man als ein immer lauter werdendes „Nein“ auf diese Frage verstehen. Gegründet wird dieses „Nein“ auf den Ergebnissen des heuristics-and-biases-Programms (*Kahneman, Slovic & Tversky*, 1982; *Pohl*, 2004).

Der Tenor dieses Forschungsprogramms ist, dass Menschen aufgrund der Beschränkungen ihres Wissens, ihrer Zeit und ihrer Informationsverarbeitungskapazität, einfache Entscheidungsstrategien, so genannte Heuristiken, verwenden. Der Nachteil dieser einfachen Heuristiken (z.B. Verfügbarkeitsheuristik, Repräsentativitätsheuristik) besteht in Urteilen und Entscheidungen, die systematisch Gesetze der Wahr-

³ Trotz der Ähnlichkeiten gibt es doch einen wesentlichen Unterschied zu den Philosophen und Mathematikern der Aufklärung. Logik und Wahrscheinlichkeitstheorie werden nicht länger als eine Kodifizierung menschlichen Denkens gesehen, sondern als ein normatives Regelwerk, an dem Denken gemessen werden kann und das augenscheinlich Denken gut approximiert.

scheinlichkeitstheorie verletzen können. Diese „kognitiven Illusionen“ gehören mittlerweile zum festen Kanon eines jeden Lehrbuchs der Urteils- und Entscheidungsforschung. Phänomene wie „base rate neglect“, „conjunction fallacy“ und „overconfidence“ provozierten zu der Schlussfolgerung, dass Menschen in ihren Urteilen unter Unsicherheit nicht rational sind. So konstatierten *Slovic, Fischhoff* und *Lichtenstein* (1976), dass „people lack the correct programs for many important judgmental tasks. ...we have not had the opportunity to evolve an intellect capable of dealing conceptually with uncertainty.“ *Nisbett* und *Borgida* (1975) zeigten sich überzeugt, dass die experimentellen Demonstrationen von kognitiven Illusionen „bleak implications for human rationality“ (S. 935) haben. *Piatelli-Palmarini* (1994) behauptete, wir wüssten, dass „our uneducated intuitions concerning even the simplest statistical phenomena are largely defective“ (S. 9), und *Kahneman* und *Tversky* (1972) stellten fest, dass „for anyone who would wish to view man as a reasonable intuitive statistician, such results are discouraging“ (S. 445).

Begrenzte und ökologische Rationalität

Wie soll man es halten in dieser hitzigen Debatte? Müssen wir uns entscheiden zwischen der Vision, dass unser Gehirn ein Laplace'scher Dämon sei, dessen Denken durch Wahrscheinlichkeitstheorie und Logik hinreichend gut approximiert wird, und dem Glauben, dass unserem Gehirn schlicht und einfach die richtige Software fehlt? Unsere Antwort ist Nein. Nein deshalb, weil es eine Alternative gibt, die dort ansetzt, wo diese beiden extremen Positionen zu kurz greifen. Sie greifen zu kurz, indem sie ignorieren, dass sich kognitive Strategien entwickeln können, um spezifische Ziele in Umgebungen mit spezifischen Informationsstrukturen zu lösen. In dem Maße, in dem eine Strategie auf eine gegebene Informationsstruktur adaptiert ist, offenbart sich etwas, was man ökologische Rationalität (ecological rationality; *Chase, Hertwig & Gigerenzer*, 1998) nennen könnte⁴. Was ist damit gemeint?

⁴ Neben der Informationsstruktur in der Umgebung hat ökologische Rationalität noch einen zweiten wichtigen Aspekt, den wir an anderer Stelle diskutieren. Dieser zweite Aspekt bezieht sich auf die Art und Weise, wie Information in der Umgebung repräsentiert ist (*Hoffrage, Lindsey, Hertwig & Gigerenzer*, 2000), und die Frage, ob kognitive Heuristiken an diese spezifischen Repräsentationsformate adaptiert sind (*Gigerenzer & Hoffrage*, 1995).

Entscheidungsstrategien und Umweltstrukturen als ein aufeinander eingespieltes Tandem zu verstehen, ist der Kern des von Herbert Simon vorgeschlagenen Konzepts „begrenzte Rationalität“ (bounded rationality)⁵. In seiner berühmten Scheren-Metapher charakterisierte *Simon* (1990, S. 7) rationales Verhalten von Menschen wie folgt: Es ist „shaped by a scissors whose two blades are the structure of task environments and the computational capabilities of the actor“. Begrenzte Rationalität hat also zwei verzahnte Komponenten: die Grenzen menschlicher Verarbeitungsfähigkeit und die Informationsstrukturen der Umgebungen, in denen Menschen Urteile und Entscheidungen treffen müssen. Was ist damit gemeint?

Die erste Komponente fordert, dass jegliches Modell menschlichen Denkens auf realistischen Annahmen über menschliche Verarbeitungskapazitäten basieren muss, um psychologisch plausibel zu sein. Begrenztes Gedächtnis, unvollständiges Wissen und serielle Verarbeitung sind unleugbare Konstituenten menschlicher Rationalität. Menschen sind nicht kognitiv omnipotent, und optimale Strategien sind im Regelfall ein unerreichbares Ideal. Nach *Simon* bleibt daher nur eins – „use approximate methods to handle most tasks“ (1990, S. 6).

Hört sich das nicht vertraut an? Haben sich die Vertreter des heuristics-and-biases-Programms nicht ähnlich geäußert? Ja, allerdings enden die Gemeinsamkeiten schnell, wenn man die Natur und den Zweck der „approximate methods“, der einfachen Heuristiken, näher betrachtet. Im heuristics-and-biases-Programm werden einfache Heuristiken nahezu ausschließlich dazu verwendet, die postulierte Fehleranfälligkeit menschlichen Urteilens zu demonstrieren und zu erklären. Im Gegensatz dazu wollen wir im Folgenden zeigen, dass begrenzt rationale Heuristiken in dem Maße zu akkuraten Urteilen führen, in dem sie ökologisch rational sind, das heißt in dem sie an Informationsstrukturen der Umgebung angepasst sind.

Die zweite Komponente der Scheren-Metapher impliziert, dass man das Innere der „Black Box“ menschlicher Kognitionen erhellen kann, indem man konsequent den Blick nach außen auf die Informationsstrukturen richtet. Worum handelt es sich bei diesen Strukturen? In „Rational choice and the structure of the environment“ verwendete *Simon* (1956) das Beispiel von zwei Umwelten: In einer ist die Nahrung zufällig verteilt, in der anderen existieren „Cues“, die Hinweise auf die Verteilung der Nahrung geben. Ein Organismus, der sich in der ersten Umwelt bewegt, kann mit sehr einfachen Suchstrategien überleben. In der zweiten Umwelt

⁵ Obgleich wir damit nicht völlig glücklich sind, übersetzen wir „bounded“ als „eingeschränkte“ Rationalität; dies ist der in der Ökonomie etablierte Terminus *technicus*.

profitiert ein Organismus von kognitiven Fähigkeiten, die es ihm erlauben, Cue-Nahrungs-Relationen zu lernen und auf deren Basis nach Nahrung zu suchen. „Umwelt“ impliziert also keineswegs eine erschöpfende Beschreibung der physikalischen und biologischen Umgebung, sondern bezieht sich lediglich auf jene Aspekte, die für die Ziele und Bedürfnisse des Organismus relevant sind.

Trotz bedeutsamer Ausnahmen, wie zum Beispiel den Arbeiten von *John R. Anderson* (1990) oder *Roger Shepard* (1990), hat Simons Betonung der ökologischen Komponente rationalen Verhaltens relativ wenig Widerhall in einer zeitgenössischen kognitiven Psychologie gefunden, die vor allem internale Prozesse thematisiert – und gelegentlich hat Simon selbst diesen vielleicht wichtigsten Schlüssel zu rationalem Verhalten vernachlässigt (z.B. *Simon*, 1987, S. 266). Im Folgenden werden wir drei Heuristiken vorstellen. Sie stehen stellvertretend für ein Forschungsprogramm, das ein Ensemble von begrenzt rationalen und ökologisch intelligenten Entscheidungsstrategien entwickelt und testet (*Gigerenzer, Todd & the ABC Research Group*, 1999; *Chase, Hertwig & Gigerenzer*, 1998). Alle diese Heuristiken vereinen zwei scheinbar widersprüchliche Eigenschaften: psychologische Plausibilität (im Sinne von Einfachheit, Schnelligkeit) und gute Performanz. Der Schlüssel zum Verständnis für diese paradox anmutende Kombination ist ihre ökologische Rationalität.

Bausteine schneller und frugaler Heuristiken

Schnelle und frugale Heuristiken verarbeiten Information in relativ einfacher Weise („fast“) und kommen mit einem Minimum an Information aus („frugal“). Jede der hier vorzustellenden Heuristiken ist in Form eines Algorithmus beschrieben, der sich aus drei Arten von Regeln zusammensetzt: Erstens, Suchregeln, die präzisieren, in welcher Reihenfolge Informationen eingeholt werden – zum Beispiel können die Informationen (genauer: die Prädiktoren) zufällig gesucht werden, oder die Suche kann einer Rangordnung der Prädiktoren folgen, die deren Güte für die Entscheidung widerspiegelt. Zweitens, Abbruchregeln, die endlose Suche vermeiden und die festlegen, wann die Suche nach Information abgebrochen wird. Zu guter Letzt verfügt jede dieser Heuristiken über eine Entscheidungsregel, die bestimmt, wie auf der Grundlage der gefundenen Information eine Entscheidung getroffen wird. Es sei betont, dass all diese Regeln selbst wiederum einfach sind: So wird weder die optimale Reihenfolge der Prädiktoren bestimmt, noch wird durch komplexe und zeitauf-

wendige Kosten-Nutzen-Berechnungen der optimale Zeitpunkt für den Abbruch der Suche nach Prädiktoren bestimmt. Darüber hinaus vermeidet jede der Entscheidungsregeln eine rechnerisch aufwendige Gewichtung und Integration der verfügbaren Information.

Die Rekognitions-Heuristik

Kann man selbst mit einem Minimum an Information korrekte Entscheidungen und Vorhersagen treffen? Ja, und die Rekognitions-Heuristik („recognition heuristic“; Goldstein & Gigerenzer, 2002) ist ein eindrucksvoller Beleg dafür. Die Fähigkeit zur Rekognition oder Wiedererkennung, auf der diese Heuristik basiert, ist eine psychologische Adaptation: zum Beispiel das Wiedererkennen von Gesichtern und Namen (ohne dass man notwendigerweise weiß, wo man das Gesicht gesehen hat oder was der Name bezeichnet)⁶. Die Heuristik kann angewandt werden, wenn von zwei Objekten dasjenige ausgewählt werden soll, das einen höheren Wert bezüglich eines bestimmten Kriteriums aufweist (das Objekt, das größer, sicherer, stärker oder dergleichen ist). Sie ist erfolgreich in jenen Situationen, in denen Rekognition mit diesem Kriterium korreliert ist. Die Rekognitions-Heuristik besagt: Wenn von zwei Objekten eines wieder erkannt wird und das andere nicht, dann ziehe den Schluss, dass das wieder erkannte Objekt den höheren Wert hat. Zwei Beispiele sollen diese Heuristik illustrieren:

Goldstein und Gigerenzer (2002) fragten Studenten aus Deutschland und den USA: „Welche Stadt hat mehr Einwohner: San Diego oder San Antonio?“ Von den amerikanischen Studenten gaben 62 Prozent die korrekte Antwort. Obgleich die deutschen Studenten viel weniger (über amerikanische Städte) wussten als die amerikanischen, gab hier jeder die korrekte Antwort. Dies war möglich, weil alle deutschen Studenten schon von San Diego, aber viele noch nie von San Antonio gehört hatten. Sie konnten daher die Rekognitions-Heuristik anwenden, wohingegen die amerikanischen Studenten hierfür nicht „ignorant“ genug waren. Die Rekognitions-Heuristik ist also nicht nur in der Lage, bei unvollständigem Wissen zu arbeiten, sie ist sogar auf ein gesundes Ausmaß an Ignoranz – in Gestalt der Unfähigkeit, zumindest einige Städte wieder zu erkennen – angewiesen.

⁶ Goldstein und Gigerenzer (2002) modellieren Wiedererkennung im vorliegenden Kontext als eine binäre Variable.

Ayton und Önkal (1997) ließen türkische und britische Studenten den Ausgang aller 32 Fußballspiele des englischen F. A. Cups (3. Runde) vorhersagen. Die türkischen Studenten wussten wenig über englischen Fußball und hatten von vielen Teams noch nie gehört; die englischen Studenten hingegen wussten sehr viel über englischen Fußball. Dennoch war der Prozentsatz richtiger Vorhersagen der türkischen Gruppe fast so hoch wie jener der englischen Gruppe (62,5 % vs. 65,6 %). Wie kann so ein Ergebnis zu Stande kommen? Die Antworten der türkischen Studenten erlauben den Schluss, dass sie die Rekognitions-Heuristik verwendeten: Unter den Paarungen, in denen sie den Namen des einen Teams, aber nicht den des anderen kannten, trafen sie in 95 Prozent die Vorhersage, dass das ihnen bekannte Team gewinnen würde. Warum funktioniert diese einfache Strategie? Englische Fußballvereine sind gewöhnlich nach Städten benannt (z.B. Manchester United, Arsenal London); Städte mit erfolgreichen Fußballvereinen sind meist große Städte, und die Namen von großen Städten werden wiederum mit größerer Wahrscheinlichkeit erkannt. Den britischen Studenten war es nicht möglich, diesen Zusammenhang in Form der Rekognitions-Heuristik auszunutzen, da sie die Namen aller Teams kannten.

Die Rekognitions-Heuristik und die Struktur der Umgebung

Die Rekognitions-Heuristik ist ökologisch smart: Sie profitiert von der Tatsache, dass unsere Fähigkeit, etwas wieder zu erkennen, in vielen natürlichen Umgebungen mit dem Kriterium korreliert ist, das man erschließen möchte. Die Logik der Rekognitions-Heuristik ist in Abbildung 1 veranschaulicht. Ein Kriterium, das entweder der direkten Beobachtung unzugänglich ist oder in der Zukunft liegt, soll geschätzt oder vorhergesagt werden. In vielen Fällen gibt es „Mediatoren“ in der Umgebung, die direkt zugänglich sind und das Kriterium widerspiegeln (in der Regel ohne es offen zu legen). Ein Beispiel sind die Einwohnerzahlen amerikanischer Städte, über die die meisten von uns kein direkt abrufbares Wissen haben. Die Größe einer Stadt spiegelt sich allerdings wider in der Häufigkeit, mit der ihr Name in Zeitungen erwähnt wird. Insofern handelt es sich bei Zeitungen um Mediatoren. Weiterhin gilt: Je häufiger der Name der Stadt im Mediator genannt wird, desto wahrscheinlicher ist es, dass eine Person ihn (wieder) erkennt. Zum Beispiel wurde in einem Zeitraum von zwei Jahren San Diego in 78 Artikeln der Wochenzeitung *Die Zeit* erwähnt, wohingegen San Antonio nur in 4 Artikeln genannt wurde (Goldstein & Gigerenzer, 2002). Dank der Präsenz in Mediatoren,

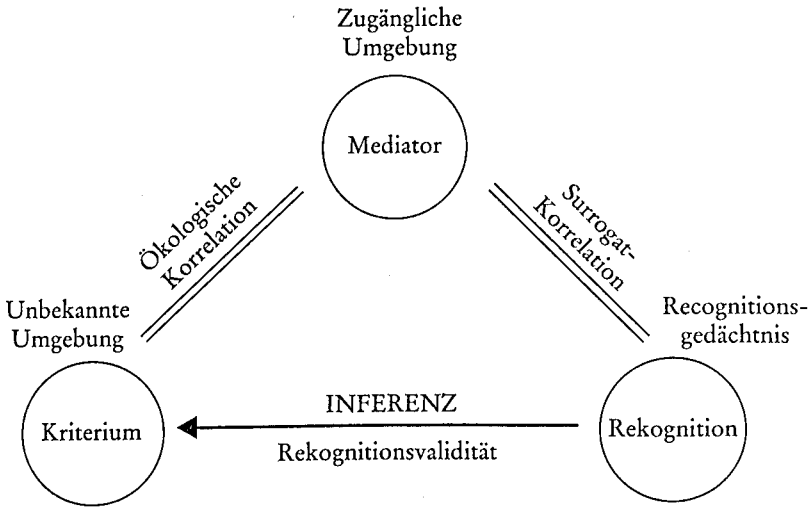


Abbildung 1

Die ökologische Rationalität der Rekognitions-Heuristik.

Das nicht direkt beobachtbare Kriterium ist in der Mediator-Variablen reflektiert. Der Mediator beeinflusst die Wahrscheinlichkeit der Rekognition (Wiedererkennung). Das Gehirn seinerseits verwendet Rekognition, um das nicht beobachtbare Kriterium zu schätzen.

wie zum Beispiel *Die Zeit*, könnte eine Person nun erschließen, welche Stadt mehr Einwohner hat.

Abbildung 1 zeigt die Beziehungen zwischen drei Variablen: dem Kriterium, dem Mediator und dem Rekognitionsgedächtnis (d.h. den Gedächtnisinhalten, welche der Fähigkeit, Objekte wieder zu erkennen, zu Grunde liegen). Die ökologische Korrelation beschreibt die Korrelation zwischen dem Kriterium (z.B. Anzahl der Einwohner) und einem Mediator (z.B. Anzahl von Artikeln in *Die Zeit*). Die Surrogat-Korrelation ist die Korrelation zwischen dem Mediator und dem Inhalt des Rekognitionsgedächtnisses. Die Beziehung zwischen Rekognition und dem Kriterium ist in Abbildung 1 als Rekognitionsvalidität (hier definiert als Korrelation) bezeichnet. Wie bereits erwähnt, haben Goldstein und Gigerenzer (2002) für einige amerikanische Städte ausgezählt, wie häufig sie in *Die Zeit*-Artikeln erwähnt worden sind. Diese Häufigkeiten haben sie dann mit der jeweiligen Anzahl der Studenten (aus einer Stichprobe der Universität Salzburg) korreliert, die den Namen dieser Städte erkannten. Diese Surrogat-Korrelation (über alle Städte) zwischen der Anzahl der Artikel und Rekognition betrug .86. Die ökologische Korrelation zwischen

Anzahl der Einwohner und Artikel betrug .72, und die Rekognitionsvalidität (d.h. die Korrelation zwischen Einwohnerzahl der Städte und der Anzahl der Studenten, die diese Städte wieder erkannt haben) betrug .66. Die Rangordnung der Koeffizienten – Surrogat-Korrelation gefolgt von der ökologischen Korrelation und der Rekognitionsvalidität – scheint anzudeuten, dass die individuelle Rekognition stärker von der in den Medien transportierten Realität als von der physikalischen Realität geprägt ist.

Die ökologisch rationale Rekognitions-Heuristik ist eine extrem frugale Heuristik: Sie benötigt und verwendet nichts außer Rekognition. Nichtsdestotrotz funktioniert sie gut in Situationen, in denen die Rekognition mit dem Kriterium, das man erschließen möchte, korreliert ist. Welche Heuristiken könnten aber Verwendung finden, wenn Rekognition nicht mehr anwendbar ist – wie es beispielsweise bei jenen amerikanischen Studenten der Fall war, die vor der Entscheidung „San Diego oder San Antonio“ standen? In solchen Fällen stehen meist mehrere andere Indikatoren für das Kriterium zur Verfügung. Wie aber sollen diese integriert werden?

Die Take The Best-Heuristik

Eine Heuristik, die Entscheidungen treffen kann, wenn das Rekognitionsurteil nicht diskriminiert (weil beide Städte wieder erkannt werden), ist „Take The Best“ (Gigerenzer & Goldstein, 1996). Wir erläutern die Heuristik anhand eines Problems, das für die USA und auch europäische Länder immer brennender wird: Obdachlosigkeit. In Tabelle 1 (S. 76) sind für vier Städte in den USA die Werte auf sechs Variablen aufgeführt, die zu den besten bekannten Prädiktoren der Obdachlosenrate in einer Stadt zählen. Die „1“ in der Spalte „Los Angeles“ und der Zeile „Mietkontrolle“ steht für die Ausübung von Mietkontrolle in dieser Stadt, und Mietkontrolle ist ein Indikator für höhere Obdachlosigkeit. Die sechs Prädiktoren sind nach ihrer Validität, das heißt nach ihrer Vorhersagegüte für Obdachlosigkeit geordnet (der Wert „1“ in der Matrix impliziert jeweils höhere Obdachlosigkeit). Wie kann man vorhersagen, welche von jeweils zwei Städten eine höhere Obdachlosenrate hat? Take The Best verwendet dazu eine schnelle, einfache Methode. Zuerst werden die Werte hinsichtlich des besten Prädiktors, Mietkontrolle, gesucht. Sind die Werte „1“ und „0“, wie beim Vergleich zwischen Los Angeles und Chicago, so wird die Suche nach weiteren Prädiktoren beendet. Auf der Grundlage des Prädiktors Mietkontrolle wird dann die Entscheidung getroffen, dass die Stadt

Tabelle 1
Prädiktoren für Obdachlosigkeit in US-Städten

	Los Angeles	Chicago	New York	New Orleans
Obdachlose (pro 1 Million Einwohner)	10.526	6.618	5.024	2.671
Mietkontrolle	1	0	1	0
Prozentsatz leerstehender Wohnungen ^a	1	1	1	0
Temperatur ^b	1	0	1	1
Arbeitslosigkeit ^b	1	1	1	1
Armut ^b	1	1	1	1
Sozialer Wohnungsbau ^a	1	1	0	0

Anmerkung: Die mit ^a oder ^b indizierten Prädiktoren waren ursprünglich kontinuierliche Variablen, die am Median dichotomisiert worden sind. Die Kodierung eines Prädiktors wurde so vorgenommen, dass eine „1“ immer höhere Obdachlosigkeitsraten signalisiert; ^a steht für eine positive und ^b für eine negative Beziehung des Prädiktors mit der Zielvariablen.

mit der „1“, das heißt Los Angeles, die höhere Obdachlosenrate hat, was in diesem Fall korrekt ist. Sind die Werte identisch, wie beim Vergleich zwischen Chicago und New Orleans, werden die Werte der nächstbesten Prädiktoren gesucht, so lange bis ein Prädiktor gefunden ist, der zwischen den Alternativen diskriminiert.

Ebenso wie die Rekognitions-Heuristik begrenzt Take The Best die Suche nach Information (vgl. Tabelle 1). Die Abbruchregel, die Take The Best verwendet, lautet: Wenn ein Objekt (z.B. Los Angeles) einen positiven Wert („1“) und das andere Objekt keinen positiven Wert hat (d.h. „0“ oder aber „unbekannt“ ist), dann wird die Suche abgebrochen. Diese einfache Abbruchregel grenzt Take The Best von der Klasse der „optimization under constraints“-Modelle ab (z.B. *Anderson & Milson*, 1989; *Sargent*, 1993; *Stigler*, 1961). In diesen scheinbar begrenzt rationalen Modellen wird eine komplexe Abbruchregel eingeschmuggelt, die die Suche nach Information optimiert: Die Suche nach Information wird dann abgebrochen, wenn die Kosten von weiterer Suche durch den erwarteten Nutzen zusätzlicher Information nicht mehr zu rechtfertigen sind. Aus diesem Grund sind „optimization under constraints“-Modelle schwerlich als Modelle begrenzter Rationalität (im Sinne von Simon) zu verstehen, obgleich sie konzipiert wurden, um der Begrenztheit menschlicher Informationsverarbeitung Rechnung zu tragen.

Ein weiteres Merkmal, das Take The Best mit der Rekognitions-Heuristik teilt, ist die einfache Entscheidungsregel: Die Entscheidung zu Gunsten eines Objekts beruht auf nur einem einzigen Prädiktor („one-reason decision making“). Man kann eine Reihe von Argumenten dafür aufführen, warum eine Person einen einzelnen guten Grund einer Kombination von Gründen vorziehen könnte. Zum Beispiel fällt es oft leichter, die wichtigste Überlegung zu identifizieren, als die Gewichte zu bestimmen, die man verschiedenen Überlegungen beimessen möchte. Die Frage, wie man verschiedene Überlegungen oder Gründe in eine Entscheidung (z.B. „heiraten“ vs. „nicht heiraten“) integriert, ist ein notorisch schwieriges Problem, das „optimal choice“-Modelle dadurch lösen, indem sie so tun, als ob es für verschiedene Überlegungen (z.B. im Alter versorgt zu sein, aber familiären Verpflichtungen nachkommen zu müssen) gemeinsame Maßeinheiten („utilities“) gäbe. Es ist aber mehr als fragwürdig, ob diese Annahme, die für eine mathematische Axiomatisierung von großer Bedeutung ist, psychologisch plausibel ist (für ein Beispiel eines Modells begrenzter Rationalität, das der Inkompatibilität von Zielen Rechnung trägt, siehe die „aspiration adaptation theory“; *Sauermann & Selten, 1962; Selten, 1998*).

Wie gut oder schlecht ist Take The Best?

Diese Frage kann man einfach beantworten, indem man die Leistungsfähigkeit von Take The Best mit der von anderen Strategien vergleicht. Mithilfe von Computersimulationen haben *Czerlinski, Gigerenzer* und *Goldstein* (1999) Take The Best mit rechnerisch aufwendigen Standard-Algorithmen der Statistik, wie der multiplen Regressionsanalyse, verglichen. Diesen Wettstreit begann jede Strategie unter der gleichen Voraussetzung: Die spezifischen Parameter jeder Strategie wurden jeweils auf der Basis der Hälfte eines Datensatzes (Training-Set: z.B. 50 % einer Menge US-amerikanischer Städte) „erlernt“. Take The Best zum Beispiel erlernte lediglich die Rangordnung der Prädiktoren (geordnet gemäß ihrer Validitäten), wohingegen multiple Regression die optimalen Gewichte (einer linearen Kombination) bestimmt. Die andere Hälfte des Datensatzes, das Test-Set, war dann die Arena, in der die Strategien gegeneinander antreten mussten.

Wie gut sind die Strategien? In Tabelle 2 findet man für zwei schnelle und frugale Strategien, Take The Best und Minimalist, sowie für multiple Regression den Prozentsatz korrekter Entscheidungen, gemittelt über 20 verschiedene Umgebungen. In jeder Umgebung war die Aufgabe, jeweils

Tabelle 2

Schnelle und einfache Heuristiken (Take The Best, Minimalist) im Leistungsvergleich (über 20 Tests) mit einem rechnerisch aufwendigen statistischen Standardverfahren (multiple Regression). Bei „Vorhersage“ ist das Test-Set vom Training-Set verschieden, bei „Fitting“ sind die beiden identisch (Czerlinski et al., 1999)

Strategie	Aufwand ^a	Leistung ^b	
		Vorhersage	Fitting
Take The Best	2,4	71	75
Minimalist	2,2	65	69
Multiple Regression	7,7	68	77

^a Anzahl durchschnittlich verwendeter Prädikatoren.

^b Leistung entspricht der durchschnittlichen Prozentzahl korrekter Entscheidungen gemittelt über 20 Tests.

zwei Objekte hinsichtlich einer quantitativen Zielvariablen zu vergleichen. Zum Beispiel, welche von zwei Städten hat eine höhere Obdachlosenrate, welche von zwei Städten hat den höheren Ozongehalt, welche von zwei Personen bezieht das höhere Gehalt?

Tabelle 2 zeigt ein erstaunliches Ergebnis. Um zwischen zwei Objekten zu entscheiden, benötigte Take The Best durchschnittlich 2,4 Prädiktoren, wohingegen multiple Regression jeweils alle verrechnete (durchschnittlich 7,7). Obwohl Take The Best damit weniger als ein Drittel der vorhandenen Information benutzte, erzielte diese einfache Heuristik im Durchschnitt mehr korrekte Vorhersagen als multiple Regression (71 % vs. 68 %)! Tabelle 2 zeigt noch eine weitere schnelle und frugale Heuristik, die mit noch weniger Information als Take The Best auskommt. Sie benutzt die gleiche Entscheidungsregel wie Take The Best, wählt aber Prädiktoren in zufälliger Reihenfolge und braucht daher noch nicht einmal deren Rangordnung zu schätzen (daher der Name „Minimalist“). Minimalist blieb nur drei Prozentpunkte hinter multipler Regression zurück.

Die rechte Spalte von Tabelle 2 zeigt als Kontrolle die Leistung bei reinem „Fitting“, bei dem die Parameter nicht aus einer Hälfte gelernt und an der anderen getestet werden, sondern bei dem Test-Set und Training-Set identisch sind. Die Differenz zwischen „Fitting“ und „Vorhersage“ reflektiert das Ausmaß, in dem eine Strategie „overfitted“, das heißt zu sehr auf die Strukturen eines Datensatzes adjustiert ist (Martignon & Hoffrage, 1999). Als Folge erweist sich die Strategie als wenig robust, sobald sie auf andere Datenstrukturen angewendet wird – sie generalisiert schlecht. Robustheit ist eine wichtige Dimension, auf der man Strategien evaluieren

kann. Heuristiken, die einfach und sparsam sind, sind im Allgemeinen robuster, insbesondere in Situationen mit begrenztem Wissen. Und tatsächlich: vergleicht man die Werte in der „Vorhersage“- und der „Fitting“-Spalte, wird deutlich, dass Take The Best und Minimalist deutlich robuster sind als multiple Regression⁷.

Take The Best und die Struktur der Umgebung

Wie ist es möglich, dass eine so einfache Heuristik so gute oder sogar bessere Vorhersagen macht als klassische, lineare statistische Methoden, obgleich Letztere mehr Informationen benutzen und mehr Berechnungen anstellen? Ein Grund ist in der Robustheit von Take The Best zu sehen, die insbesondere in Situationen mit begrenztem Wissen („Vorhersage“-Szenario) eine gewichtige Rolle spielt. Ein anderer Grund liegt darin, dass reale Informationsstrukturen spezifische Eigenschaften haben, die einfache Heuristiken ausschöpfen können. So lässt sich zum Beispiel analytisch zeigen (Martignon & Hoffrage, 1999), dass bei binären Prädiktoren Take The Best im „Fitting“ dieselbe Leistung erreicht wie ein lineares Modell, in dem die Gewichte nicht-kompensatorisch sind⁸. Allgemeiner ausgedrückt: Informationen in realen Umwelten können Strukturen aufweisen, die mit einfachen Heuristiken fast genauso gut – oder sogar besser – erfasst werden wie mit komplexen statistischen Methoden. Darüber hin-

⁷ Neben der Anzahl verwendeter Prädiktoren, der Genauigkeit und Robustheit der Inferenzen, sowie der Fähigkeit, menschliches Urteilen und Entscheiden erfolgreich zu modellieren, kann man Strategien auch im Hinblick auf den Aufwand evaluieren, der nötig ist, um ihre Parameter zu bestimmen (z.B. Beta-Gewichte oder Cue-Validitäten). Martignon und Laskey (1999) haben den komputationellen Aufwand verschiedener Heuristiken quantifiziert. Multiple Regression und andere komplexe Verfahren haben sich dabei als wesentlich „aufwendiger“ erwiesen als etwa Take The Best, Minimalist oder die noch folgende QuickEst-Heuristik. Dies überrascht kaum, da multiple Regression zum Beispiel das Invertieren von Interkorrelationsmatrizen erfordert, um die Beta-Gewichte festzulegen. Die Bestimmung der Rangordnung der Prädiktoren, die Take The Best benötigt, ist dazu vergleichsweise einfach. Mehr noch, wie das gute Abschneiden von Minimalist vermuten lässt, der die Cues zufällig anordnet, schneiden die Heuristiken auch dann noch relativ gut ab, wenn die Rangordnung der Prädiktoren nicht exakt den Cue-Validitäten folgt.

⁸ Ein Satz von Gewichten ist dann nicht-kompensatorisch, wenn jedes Gewicht größer ist als die Summe aller noch folgenden Gewichte, also zum Beispiel 1, 1/2, 1/4, 1/8. Sind in einem Paarvergleich die Ausprägung des Prädiktors mit dem Gewicht 1, um in diesem Beispiel zu bleiben, verschieden, so sind die Ausprägungen der anderen Prädiktoren unerheblich – sie können die Entscheidung, die aufgrund des ersten Prädiktors getroffen wird, nicht mehr kompensieren.

aus erweist sich Take The Best einem linearen Modell mit Einheitsgewichten in jenen Umgebungen überlegen, in denen die Anzahl der Prädiktoren im Vergleich zur Anzahl der Objekte klein ist (für die genauen Beziehungen siehe *Martignon & Hoffrage, 1999*).

Take The Best und die Modellierung menschlicher Urteile

Gibt es Evidenz, dass Menschen einfache Heuristik verwenden? Es gibt mittlerweile eine Reihe von Studien, die belegen, dass menschliche Entscheidungen erfolgreich mit einfachen Heuristiken modelliert werden können. *Rieskamp und Hoffrage (1999)* zum Beispiel fragten Studenten, welche von vier Aktiengesellschaften den höchsten Jahresgewinn hat. Diese Aktiengesellschaften wurden nicht namentlich benannt – stattdessen konnten Informationen über sechs verschiedene Prädiktoren (z.B. Höhe der Investitionen, Anzahl der Mitarbeiter) eingeholt werden. Die Entscheidungen der Studenten wurden dann mit den Entscheidungen von acht verschiedenen Strategien verglichen – vier von ihnen suchten und verwendeten alle Informationen, die anderen vier hatten eine Suchabbruchregel. Zwei einfache Strategien schnitten bei der Modellierung der getroffenen Entscheidungen am besten ab: eine Generalisierung Take The Best's von binären Entscheidungen auf Entscheidungen zwischen mehreren Alternativen (LEX; *Fishburn, 1974*), und Weighted Pro (*Huber, 1979*), eine Heuristik, die zwar alle Informationen suchte, aber dann nur ein Viertel davon für das Abwägen zwischen den Alternativen verwendete. Unter niedrigem Zeitdruck war Weighted Pro das bessere Modell, und unter hohem Zeitdruck war es LEX.

Doch nicht nur „Zeit ist Geld“, oft sind es auch die Informationen selbst, für die wir zahlen müssen. Von daher sind Informations-Beschaffungskosten, neben Zeitdruck, eine weitere Bedingung, die die Verwendung von einfachen und sparsamen Heuristiken begünstigen sollten. *Bröder (2000; Experiment 3 und 4)* konnte zeigen, dass über 60 Prozent aller Versuchsteilnehmer als Benutzer von Take The Best klassifiziert werden konnten, sobald sie für das Einholen von Informationen zu zahlen hatten, während kein einziger in dieser Situation mit einem linearen Modell (mit Einheitsgewichten) beschrieben werden konnte. Für weitere Belege, dass Menschen ihre Strategien flexibel an die Situationsbedingungen anpassen, und einen Überblick über Bedingungen, die die Verwendung von einfachen Strategien begünstigen, sei hier auf die Arbeiten von *Payne, Bettman und Johnson (1988, 1993)* verwiesen (so wird in diesen Arbeiten z.B. gezeigt, dass Personen sensitiv gegenüber nicht-kompensatorischer Infor-

mation sind: In Umwelten mit einem sehr guten und herausragenden Cue werden mehr Entscheidungen in Einklang mit einer lexikographischen Regel getroffen).

Darüber hinaus konnte Take The Best erfolgreich bei der Modellierung des „Hindsight Bias“, einer bekannten Gedächtnistäuschung, eingesetzt werden. *Hoffrage, Hertwig* und *Gigerenzer* (2000) fragten Studenten, welches von zwei Nahrungsmitteln den höheren Cholesteringehalt hat, und ließen sie ihre subjektive Sicherheit angeben, richtig gewählt zu haben. In einer zweiten Sitzung, in der diese Antworten erinnert werden sollten, konnte der Hindsight Bias repliziert werden: Wurde kurz vor der Erinnerungsaufgabe die richtige Lösung mitgeteilt, so lagen die Erinnerungen dichter an dieser Lösung als es bei jenen Erinnerungen der Fall war, vor denen keine Lösungsinformation mitgeteilt wurde. Das RAFT-Modell (für Reconstruction After Feedback with Take The Best) kann im Einzelfall (d.h. bei einzelnen Antworten von einzelnen Versuchspersonen!) mithilfe von Take The Best vorhersagen, wann der Hindsight Bias auftritt, wann er nicht auftritt und wann er sich sogar in sein Gegenteil verkehrt. Ergänzend darf hinzugefügt werden, dass das RAFT-Modell mit Take The Best nicht nur eine schnelle und sparsame Heuristik für seine Vorhersagen benutzt, sondern auch der auf Sparsamkeit ausgerichteten Funktionsweise des menschlichen Gedächtnisses Rechnung trägt (*Hoffrage & Hertwig*, 1999). Wir müssen uns nicht alles merken: In vielen Fällen können Gedächtnislücken geschlossen werden, indem das Gesuchte aus wenigen noch erinnerbaren Bruchstücken inferiert wird – und zumeist werden wir noch nicht einmal der Tatsache gewahr, dass viele unserer „Erinnerungen“ in Wirklichkeit Rekonstruktionen sind (*Bartlett*, 1932/1995).

Die QuickEst-Heuristik

Alle bislang diskutierten Heuristiken – die Rekognitions-Heuristik, Take The Best und Minimalist – erschließen, welche von zwei Alternativen auf einer Kriteriumsvariablen die höhere quantitative Ausprägung hat. Ein solches Urteil kann man treffen, indem man lediglich eine ordinale Beziehung zwischen den zwei Alternativen herstellt. Könnte die Tatsache, dass die einfachen Heuristiken so gut mit statistisch anspruchsvollen Verfahren konkurrieren, damit zusammenhängen, dass diese Verfahren ihr Potential bei der Vorhersage einer ordinalen Beziehung nicht voll ausspielen können? Wurde hier ein Porsche auf einen holprigen Feldweg geschickt?

Wenn dem so wäre, sollten die anspruchsvollen Verfahren den einfachen Heuristiken nicht dann überlegen sein, wenn zum Beispiel ein quantitatives Kriterium auf den Punkt genau vorhergesagt werden muss, wenn also – bildlich gesprochen – der Porsche wieder auf die Autobahn darf?

Diese Intuition lässt sich anhand der Leistungsfähigkeit der nächsten Heuristik testen. Die QuickEst-Heuristik (Kurzform für „Quick Estimation“; *Hertwig, Hoffrage & Martignon, 1999*) schätzt für ein gegebenes Objekt die quantitative Ausprägung auf einer Kriteriumsvariablen. Um diesen Kriteriumswert, beispielsweise die Obdachlosenrate in Chicago, zu schätzen, zieht die Heuristik wiederum Prädiktoren heran, zum Beispiel Mietkontrolle oder sozialer Wohnungsbau (siehe Tab. 1, S. 76). Wie auch Take The Best sucht QuickEst die Prädiktoren aber nicht zufällig, sondern gemäß einer bestimmten Rangordnung ab. Diese Rangordnung basiert auf dem durchschnittlichen Kriteriumswert jener Objekte, die eine negative Ausprägung („0“) auf dem jeweiligen Prädiktor haben. In unserem Beispiel wird also die Rangordnung der Prädiktoren auf der Basis der durchschnittlichen Obdachlosenrate der Städte erstellt, die zum Beispiel keine Mietkontrolle oder keinen sozialen Wohnungsbau haben. Der Prädiktor mit der niedrigsten durchschnittlichen Obdachlosenrate („kleinster“ Prädiktor) erhält den ersten Rang und wird deshalb zuerst von QuickEst abgefragt.

Wie Take The Best hat auch QuickEst eine einfache Abbruchregel: Trifft die Heuristik auf einen Prädiktor, dessen Wert für das Objekt „0“ ist – Chicago zum Beispiel hat keine Mietkontrolle –, dann wird die Suche nach weiteren Prädiktoren sofort abgebrochen. Als Schätzung gibt QuickEst dann die „gerundete“ durchschnittliche Obdachlosenrate des Prädiktors an. Gerundet wird der Wert auf das Niveau der nächsten „Spontanzahl“ (*Albers, 2001*). Das heißt, QuickEst muss keineswegs die durchschnittliche Obdachlosenrate des Prädiktors wissen, sondern lediglich die nächste Spontanzahl kennen. Spontanzahlen spiegeln die Tatsache wider, dass Menschen bestimmte Zahlen des Dezimalsystems präferieren und relativ grobe Zahlen angeben, wenn sie etwas schätzen (beispielsweise 50.000 DM für den Preis des New Beetle anstelle von 43.295 DM).

Wie gut oder schlecht ist QuickEst?

Wie gut sind die Schätzungen von QuickEst im Vergleich zu denjenigen, die eine klassische, rechnerisch aufwendige Strategie wie zum Beispiel multiple Regression produziert? Um diese Frage zu beantworten, haben *Hertwig et al. (1999)* QuickEst, multiple Regression und einen Schätz-

baum (der mithilfe eines aufwendigen Bayesianischen Suchprozesses als ein gutes Schätzmodell identifiziert wurde) in einem computersimulierten „Schätzwettbewerb“ gegeneinander antreten lassen. Aufgabe der Strategien war es, von allen deutschen Städten, die mehr als 100.000 Einwohner haben, die Größe zu schätzen. Ähnlich wie in der Computersimulation mit Take The Best wurde auch hier zwischen Training-Set und Test-Set unterschieden. Allerdings wurden diesmal insgesamt zehn verschiedene Größen für das Training-Set verwendet (jeweils 10 %, 20 %, 30 %, ..., 100 % aller Städte), wohingegen das Test-Set immer alle Städte beinhaltete.

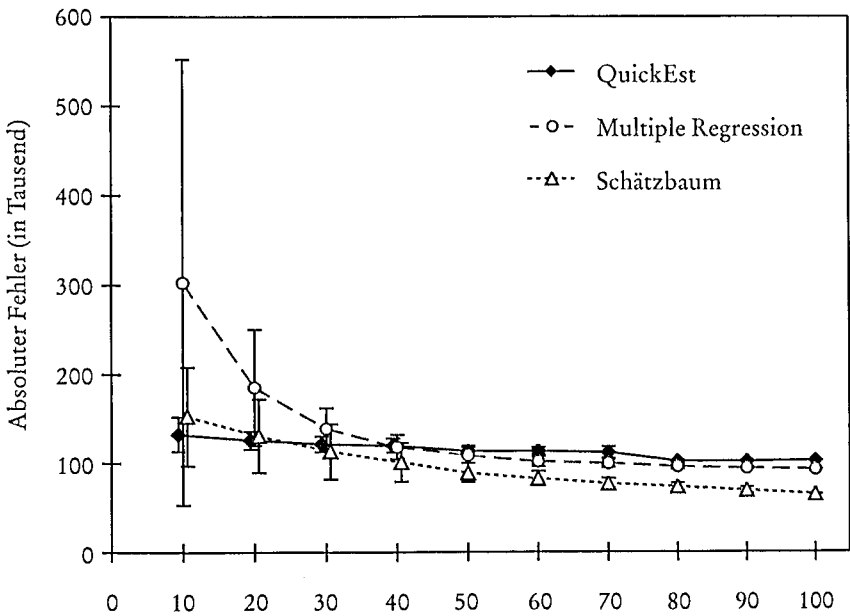


Abbildung 2

Vergleich des mittleren absoluten Fehlers (d.h. des Mittelwerts der absoluten Differenzen zwischen tatsächlichen und vorhergesagten Einwohnerzahlen), den QuickEst, multiple Regression und der Schätzbaum produzieren. Der Fehler ist als Funktion der Größe des Training-Sets abgetragen (die vertikalen Linien repräsentieren die Standardabweichung).

Abbildung 2 zeigt den Schätzfehler der Strategien (in Form des Mittelwerts der absoluten Differenzen zwischen geschätzter und tatsächlicher Einwohnerzahl). Der Fehler ist abgetragen als eine Funktion der Größe des Training-Sets, gemittelt über jeweils 1.000 zufällige Zusammenstel-

lungen des Training-Sets. Das 10 %-Training-Set zum Beispiel repräsentiert eine Situation, in der den Strategien für ihre Parameterschätzung (z.B. Beta-Gewichte) nur für sehr wenige Städte Wissen über die Ausprägung der Prädiktoren zur Verfügung stand. Die so aufgebauten Strategien wurden dann auf eine Umgebung (Test-Set) angewandt, die im Fall des 10 %-Training-Sets fast vollständig neu für sie war.

Wie schon *Take The Best*, erwies sich auch QuickEst als außerordentlich robust. QuickEst generalisierte gut auf die neue Umgebung, wohingegen zum Beispiel multiple Regression mit der neuen Umgebung relativ schlecht „zurechtkam“, das heißt bei kleinen Training-Sets relativ große Fehler machte. Wie veränderte sich die Performanz mit zunehmendem Wissen, das heißt größeren Training-Sets? Waren zum Beispiel 50 Prozent aller Städte bekannt, dann produzierten multiple Regression und QuickEst einen vergleichbar großen Schätzfehler. Aber selbst bei vollständigem Wissen (Training-Set = 100 %), ein Zustand, der psychologisch eher unplausibel ist, unterschieden sich die Schätzfehler von QuickEst (103.000) und multipler Regression (93.000) nur wenig, während der Schätzbaum hier deutlich besser abschnitt (65.000).

Die Tatsache, dass QuickEst so gut mit den komplexen Strategien konkurrieren kann und diese sogar in jenen Bereichen schlägt, in denen wenig Wissen zur Verfügung steht, ist umso bemerkenswerter, wenn man Folgendes berücksichtigt: Erstens, die Schätzungen von QuickEst können lediglich die krude Genauigkeit von Spontanzahlen erreichen, wohingegen den anderen Strategien feinabgestufte Schätzwerte zur Verfügung stehen. Zweitens, QuickEst benötigte von den insgesamt *acht* Prädiktoren im Schnitt nur 2,3, wohingegen der Schätzbaum 7,2 und multiple Regression alle 8 Prädiktoren verwendete⁹. Wieso zahlte QuickEst für seine psychologische Plausibilität (z.B. durch die Verwendung von Spontanzahlen) und seine Frugalität (wenig Prädiktoren) keinen höheren Preis – wieso schnitt QuickEst nicht schlechter ab?

⁹ Verwendete die multiple Regression nur jene Regressionskoeffizienten, die signifikant von Null verschieden waren, dann waren es im Schnitt 7,3 Prädiktoren. Auf der Basis dieser Prädiktoren verringerte sich der Schätzfehler im 10 %-Training-Set auf 225.000 – war also immer noch deutlich größer als für QuickEst; für alle anderen Training-Sets (20 % – 100 %) fiel der Schätzfehler geringfügig (im Schnitt 2.500) kleiner aus.

QuickEst und die Struktur der Umgebung

Der Schlüssel zum Erfolg von QuickEst liegt wiederum in der ökologischen Intelligenz dieser Heuristik. Welche Informationsstrukturen nutzt sie aus? Trägt man die Einwohnergröße deutscher Städte (mit mehr als 100.000 Einwohnern) gegen ihre Ränge ab (wobei der Rang durch die Anzahl der Einwohner bestimmt wird, d.h., die größte Stadt erhält den ersten Rang), dann ergibt sich eine charakteristische Verteilung. In dieser Verteilung erzielen nur wenige Objekte hohe Ausprägungen, während die große Mehrzahl niedrige Ausprägungen hat (z.B. haben von allen deutschen Städten mit mehr als 100.000 Einwohnern nur 3 % über 1.000.000 Einwohner, wohingegen etwa 54 % zwischen 100.000 und 200.000 Einwohner haben). Durch diesen Typus von Verteilung, die häufig als J-Verteilung bezeichnet wird, lassen sich eine Vielzahl von Phänomenen beschreiben: zum Beispiel die Verteilung von Erdbebenstärken, Abrufwahrscheinlichkeiten von Gedächtnisspuren und Vermögen von Haushalten (für genauere Charakterisierung von J-Verteilungen siehe *Grüneis et al., 1989*).

QuickEst nutzt die J-Verteilung auf zwei Arten aus: In einer Verteilung, in der die meisten Objekte geringe Ausprägungen haben, sind auch die meisten Prädiktorwerte negativ (z.B. haben von den Städten mit mehr als 100.000 Einwohnern die meisten keinen Flughafen, kein Team in der Fußball-Bundesliga usw.). Die Abbruchregel von QuickEst – „breche Suche ab, sobald ein Prädiktor mit einer negativen Ausprägung gefunden wurde“ – erlaubt es, die Suche schnell zu beenden. Da QuickEst außerdem die Prädiktoren vom „kleinsten“ zum „größten“ Prädiktor absucht, wird jedes Objekt, für das die Suche bereits nach ein oder zwei Prädiktoren abgebrochen wird, als relativ klein eingeschätzt. In J-verteilten Welten, in denen die meisten Objekte in der Tat klein sind, führt diese ökologisch rationale Heuristik zu frugalen und gleichzeitig erstaunlich akkuraten Urteilen.

Schlussbemerkungen

Das hier vorgestellte Programm von begrenzter und ökologischer Rationalität postuliert, dass sich Intelligenz nicht auf einem universellen Kalkulus reduzieren lässt, sondern aus einer adaptiven Werkzeugkiste mit einer Vielzahl von Heuristiken besteht (Gigerenzer & Selten, 2001). Keine der Heuristiken ist universell, und so funktionieren auch die hier skizzierten Heuristiken nur unter ganz spezifischen Bedingungen; die Rekogni-

tions-Heuristik etwa benötigt ein bestimmtes Ausmaß an Ignoranz, die QuickEst-Heuristik ist an die J-Verteilung adaptiert. Man kann aber spekulieren, dass andere Heuristiken sich aus ähnlichen Bausteinen, das heißt aus einfachen Suchregeln, Suchabbruchregeln und Entscheidungsregeln zusammensetzen. So gesehen stehen die obigen Ausführungen über die Rekognitions-Heuristik, Take The Best und QuickEst exemplarisch für ein Forschungsprogramm, in dem wir verschiedene Heuristiken für verschiedene Aufgaben entwickelt und getestet haben (Gigerenzer, Todd & the ABC Research Group, 1999), wie zum Beispiel einfache und sparsame Heuristiken für Klassifikationsurteile (Berretty, Todd & Martignon, 1999) oder elterliche Investitionsentscheidungen (Davis & Todd, 1999). Alle diese Heuristiken sind sowohl einfach und schnell (und damit psychologisch plausibel), aber erreichen dennoch eine gute Performance (z.B. im Sinne von Vorhersagegenauigkeit). Der Schlüssel zum Verständnis für diese paradox anmutende Fähigkeit ist ihre ökologische Rationalität.

Kurz vor seinem Tod beklagte Egon Brunswik den Zustand der zeitgenössischen Psychologie. Ihm lag insbesondere die relative Vernachlässigung dessen am Herzen, was Herbert Simon später das ökologische Scheurenblatt menschlichen Verhaltens nannte. Trotz gelegentlicher Versuche, den Fokus psychologischer Forschung auf ökologische Strukturen und auf die Passung zwischen diesen und kognitiven Strukturen zu richten – John R. Anderson (1990), James Gibson (1979), Roger Shepard (1990) oder Edwin Hutchins (1995) können hier genannt werden –, hat Egon Brunswiks folgende Charakterisierung psychologischer Mainstream-Forschung auch heute nichts von ihrer Aktualität verloren:

„If there is anything that still ails psychology in general, and the psychology of cognition specifically, it is the neglect of investigation of environmental or ecological texture in favor of that of the texture of organismic structures and processes. Both historically and systematically psychology has forgotten that it is a science of organism-environment relationships, and has become a science of the organism.“ (1957, S. 6)

Das Ziel dieses Kapitels war es, zu illustrieren, dass eine Psychologie der „organism-environment“-Beziehung vielleicht der wichtigste Schlüssel zum Verständnis von begrenzter Rationalität und damit der Rationalität von Menschen und nicht von Laplace'schen Dämonen ist.

Literatur

- Albers, W.: Prominence theory as a tool to model boundedly rational decisions. In G. Gigerenzer & R. Selten (Eds.), *Bounded rationality: The adaptive toolbox* (pp. 297–317). Cambridge, MA: MIT Press 2001.
- Anderson, J. R.: *The adaptive character of thought*. Hillsdale, NJ: Erlbaum 1990.
- Anderson, J. R. & Milson, R. (1989): Human memory: An adaptive perspective. *Psychological Review*, 96, 1989, 703–719.
- Ayton, P. & Önköl, D.: Forecasting football fixtures: Confidence and judged proportion correct (unpublished manuscript, 1997).
- Bartlett, F. C.: *Remembering*. Cambridge: Cambridge University Press (1932/1995).
- Berretty, P. M., Todd, P. M. & Martignon, L. (1999): Fast and frugal categorization. In G. Gigerenzer, P. M. Todd & the ABC Research Group, *Simple heuristics that make us smart* (pp. 235–254). New York: Oxford University Press 1999.
- Breiman, L., Friedman, J. H., Olshen, R. A. & Stone, C. J.: *Classification and regression trees*. New York: Chapman & Hall 1993.
- Bröder, A.: 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, 2000, 1332–1346.
- Brunswik, E.: Scope and aspects of the cognitive problem. In J. S. Bruner et al. (Eds.), *Contemporary approaches to cognition: A report of a symposium at the University of Colorado, May 12–14, 1955* (pp. 5–31). Cambridge, MA: Harvard University Press 1957.
- Chase, V. M., Hertwig, R. & Gigerenzer, G.: Visions of rationality. *Trends in Cognitive Sciences*, 2, 1998, 206–214.
- Czerlinski, J., Gigerenzer, G. & Goldstein, D. G.: How good are simple heuristics? In G. Gigerenzer, P. M. Todd & the ABC Research Group, *Simple heuristics that make us smart* (pp. 97–118). New York: Oxford University Press 1999.
- Davis, J. N. & Todd, P. M.: Simple decision rules for parental investment by simple decision rules. In G. Gigerenzer, P. M. Todd & the ABC Research Group, *Simple heuristics that make us smart* (pp. 309–324). New York: Oxford University Press 1999.
- Eisenführ, F. & Weber, M.: *Rationales Entscheiden* (2nd ed.). Berlin: Springer Verlag 1994.
- Fishburn, P. C.: Lexicographic orders, utilities and decision rules: A survey. *Management Science*, 20, 1974, 1442–1471.
- Gibson, J. J.: *The ecological approach to visual perception*. Boston: Houghton Mifflin 1979.
- Gigerenzer, G. & Hoffrage, U.: How to improve Bayesian reasoning without instruction: Frequency Formats, 102, 1995, 684–704.
- Gigerenzer, G. & Goldstein, D. G.: Reasoning the fast and frugal way: Models of bounded rationality. *Psychological Review*, 103, 1996, 650–669.
- Gigerenzer, G. & Selten, R. (Eds.): *Bounded rationality: The adaptive toolbox*. Cambridge, MA: MIT Press 2001.
- Gigerenzer, G., Swijtink, Z., Porter, T., Daston, L., Beatty, J. & Krüger, L.: *The empire of chance: How probability changed science and everyday life*. Cambridge: Cambridge University Press 1989.
- Gigerenzer, G., Todd, P. M. & the ABC Research Group: *Simple heuristics that make us smart*. New York: Oxford University Press 1999.

- Goldstein, D. G. & Gigerenzer, G.: Models of ecological rationality: The recognition heuristic. *Psychological Review*, 109, 2002, 75–90.
- Grüneis, F., Nakao, M., Yamamoto, M., Musha, T. & Nakahama, H.: An interpretation of 1/f fluctuations in neural spike trains during dream sleep. *Biological Cybernetics*, 60, 1989, 161–169.
- Hertwig, R.: Psychologie, experimentelle Ökonomie und die Frage, was gutes Experimentieren ist. *Zeitschrift für Experimentelle Psychologie*, 45, 1998, 2–19.
- Hertwig, R., Hoffrage, U. & Martignon, L.: Quick estimation: Letting the environment do the work. In G. Gigerenzer, P. M. Todd & the ABC Research Group, *Simple heuristics that make us smart* (pp. 209–234). New York: Oxford University Press 1999.
- Hoffrage, U. & Hertwig, R.: Hindsight bias: A price worth paying for fast and frugal memory. In G. Gigerenzer, P. M. Todd & the ABC Research Group, *Simple heuristics that make us smart* (pp. 191–208). New York: Oxford University Press 1999.
- Hoffrage, U., Hertwig, R. & Gigerenzer, G.: Hindsight bias: A by-product of knowledge updating? *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 26, 2000, 566–581.
- Hoffrage, U., Lindsey, S., Hertwig, R. & Gigerenzer, G.: Communicating statistical information, 290, 2000, 2261–2262.
- Huber, O.: Nontransitive multidimensional preferences: Theoretical analysis of a model. *Theory and Decision*, 10, 1979, 147–165.
- Husserl, E.: *Logische Untersuchungen* (Bd. 1, Prolegomena zur reinen Logik). Tübingen: Max Niemeyer Verlag 1900/1968.
- Hutchins, E.: *Cognition in the wild*. Cambridge, MA: MIT Press 1995.
- Inhelder, B. & Piaget, J.: *The early growth of logic in the child*. New York: Norton 1959/1969.
- Kahneman, D., Slovic, P. & Tversky, A. (Eds.): *Judgment under uncertainty: Heuristics and biases*. Cambridge: Cambridge University Press 1982.
- Kahneman, D. & Tversky, A.: Subjective probability: A judgment of representativeness. *Cognitive Psychology*, 3, 1972, 430–454.
- Laplace, P. S.: *A philosophical essay on probabilities*. New York: Dover 1814/1951.
- Lipps, T.: Die Aufgabe der Erkenntnistheorie und die Wundt'sche Logik I. *Philosophische Monatshefte*, 16, 1880, 529–539.
- Martignon, L. & Hoffrage, U.: 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* (pp. 119–140). New York: Oxford University Press 1999.
- Martignon, L. & Laskey, K. B.: Bayesian benchmarks for fast and frugal heuristics. In G. Gigerenzer, P. M. Todd & the ABC Research Group, *Simple heuristics that make us smart* (pp. 169–188). New York: Oxford University Press 1999.
- Nisbett, R. E. & Borgida, E.: Attribution and the psychology of prediction. *Journal of Personality and Social Psychology*, 32, 1975, 932–943.
- Payne, J. W., Bettman, J. R. & Johnson, E. J.: Adaptive strategy selection in decision making. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 14, 1988, 534–552.
- Payne, J. W., Bettman, J. R. & Johnson, E. J.: *The adaptive decision maker*. New York: Cambridge University Press 1993.

- Pohl, R. F.* (Ed.): Cognitive illusions: Fallacies and biases in thinking, judgement, and memory. Hove, UK: Psychology Press 2004.
- Peterson, C. R. & Beach, L. R.*: Man as an intuitive statistician. *Psychological Bulletin*, 68, 1967, 29–46.
- Piaget, J. & Inhelder, B.*: The origin of the idea of chance in children. New York: Norton 1951/1975.
- Piatelli-Palmarini, M.*: Inevitable illusions: How mistakes of reason rule our minds. New York: Wiley 1994.
- Rieskamp, J. & Hoffrage, U.*: 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 (pp. 141–167). New York: Oxford University Press 1999.
- Rips, L. J.* (1994): The psychology of proof. Deductive reasoning in human thinking. Cambridge, MA: The MIT Press 1994.
- Sargent, T. J.*: Bounded rationality in macroeconomics. Oxford: Oxford University Press 1993.
- Sauermann, H. & Selten, R.*: Anspruchsanpassungstheorie der Unternehmung. *Zeitschrift für die gesamte Staatswissenschaft*, 118, 1962, 577–597.
- Selten, R.*: Aspiration adaptation theory. *Journal of Mathematical Psychology*, 42, 1998, 191–214.
- Shepard, R. N.*: Mind sights. New York: Freeman 1990.
- Simon, H. A.*: Rational choice and the structure of the environment. *Psychological Review*, 63, 1956, 129–138.
- , Bounded rationality. In *J. Eatwell et al.* (Eds.), *The new palgrave: A dictionary of economics* (pp. 266–268). London: Macmillan 1987.
- , Invariants of human behavior. *Annual Review of Psychology*, 41, 1990, 1–19.
- Slovic, P., Fischhoff, B. & Lichtenstein, S.* (1976). Cognitive processes and societal risk taking. In *J. S. Carroll & J. W. Payne* (Eds.), *Cognition and social behavior* (pp. 165–184). Hillsdale, NJ: Erlbaum 1976.
- Stigler, G. J.*: The economics of information. *Journal of Political Economy*, 69, 1961, 213–225.
- Wimsatt, W. C.*: Re-engineering philosophy for limited beings: Piecewise approximations to reality. Cambridge, MA: Harvard University Press (ergänzen).