

# **Denken und Urteilen unter Unsicherheit: Kognitive Heuristiken**

**Gerd Gigerenzer und Wolfgang Gaissmaier**

Wenn Sie ein Buch zum Thema Denken und Entscheiden aufschlagen, können Sie damit rechnen, dass Ihnen folgender Leitsatz begegnet: Vernünftiges Denken basiert auf den Gesetzen der Logik, der Wahrscheinlichkeitsrechnung oder der Maximierung des erwarteten Nutzens; andernfalls liegt ein kognitiver Fehler oder ein motivationales Problem vor. Glauben Sie dieses Märchen nicht! Aus mathematischer Sicht sind Logik und Wahrscheinlichkeit schöne und elegante Systeme. Aber sie beschreiben nicht, wie Menschen wirklich urteilen – einschließlich der Autoren einschlägiger Bücher. Ein Entscheidungstheoretiker der Columbia Universität überlegte hin und her, ob er den Ruf einer anderen Universität annehmen sollte oder nicht. Sein Kollege nahm ihn beiseite und empfahl: „Maximiere doch einfach deinen erwarteten Nutzen – du schreibst doch immer darüber.“ Darauf entgegnete der Professor entnervt: „Hör auf damit – das ist jetzt ernst!“

Wir möchten Ihnen das Forschungsgebiet „kognitive Heuristiken“ vorstellen, das sich mit der Frage beschäftigt, wie Menschen im Alltag tatsächlich urteilen und entscheiden – meist ohne Wahrscheinlichkeiten und Nutzen zu berechnen. Der Begriff Heuristik hat seine Wurzeln im Altgriechischen, wo das Verb „heuriskein“ finden bedeutet, und wird heutzutage vor allem im Sinne von „leitet Entdeckung“ oder „verbessert Problemlösen“ verwendet (Groner, Groner & Bischof, 1983). Im Titel eines später nobelpreisgekrönten Artikels von 1905 sprach Albert Einstein von einem heuristischen Gesichtspunkt und meinte damit eine Idee, die aufgrund unseres begrenzten Wissens unvollständig, aber nützlich ist (Holton, 1988). Auch der Gestaltpsychologe Karl Duncker (1935) stellte fest: „im echten Denkprozeß spielen eine entscheidende Rolle gewisse heuristische „Methoden“, die das Entstehen der sukzessiven Lösungsphasen vermitteln“ (S.28). Für den Mathematiker Polya (1954) von der Universität Stanford war heuristisches Denken ebenso unentbehrlich wie analytisches Denken – zum Beispiel bei der Suche nach einem mathematischen Beweis. Das Aufkommen der Computerprogrammierung verlieh heuristischen Methoden neue Bedeutung. Es wurde klar, dass Computer die Antworten auf die meisten halbwegs wichtigen Fragen nicht berechnen können. Weder kennen wir die optimale Lösung noch eine Methode, sie zu ermitteln. Dies gilt selbst für so klar definierte Probleme wie Schach, das klassische Computerspiel Tetris oder das Traveling Salesman Problem (Michalewicz & Fogel, 2000). Die gleiche Unsicherheit besteht bei weniger klar strukturierten Problemen – etwa welches Stellenangebot man annehmen, in welche Aktie man investieren und wen man heiraten sollte. Aber auch wenn keine optimale Lösung zu erkennen ist, sind wir nicht zur Untätigkeit verdammt oder zum Scheitern verurteilt. Mithilfe von Heuristiken können wir gute Lösungen finden.

## **1. Was ist eine Heuristik?**

Angenommen, Sie möchten einen Roboter konstruieren, der Bälle fangen kann – hohe Bälle wie bei Baseball oder Cricket. (Es handelt sich um ein Gedankenexperiment, solche Roboter gibt es noch nicht.) Stellen Sie sich der Einfachheit halber Situationen vor, in denen der Ball bereits hoch in der Luft ist und vor oder hinter dem Spieler landen wird. Wie würden Sie einen solchen Roboter konstruieren? Eine Vision wäre Allwissenheit: Sie versuchen, Ihrem Roboter eine vollständige Repräsentation seiner Umwelt zu vermitteln und statten ihn mit dem leistungsfähigsten Rechner aus. Zunächst füttern Sie ihn mit Parabelgleichungen, weil Bälle auf ihrer Flugbahn – theoretisch – eine Parabel beschreiben. Damit sich der Roboter für die richtige Parabel entscheiden kann, braucht er Instrumente, um die anfängliche Entfernung und Geschwindigkeit sowie den Flugwinkel zu messen. In Wirklichkeit fliegen Bälle jedoch nicht in Parabeln – wegen des Luftwiderstandes, des Windes und des Dralls. Deshalb würde der Roboter zusätzlich noch Instrumente benötigen, welche die Windgeschwindigkeit und -richtung an jedem Punkt auf dem Weg des Balls messen können. Erst dann könnte er Flugbahn und Landepunkt des Balls berechnen und an die richtige Stelle laufen. All dies müsste innerhalb von Sekunden geschehen – solange der Ball in der Luft ist.

Eine alternative Vision, die nicht auf vollständige Repräsentation und Information abzielt, geht von der Frage aus: Gibt es eine intelligente Heuristik, die das Problem lösen kann? Eine Möglichkeit, Heuristiken zu entdecken, besteht darin, erfahrene Spieler zu beobachten. Experimentelle Studien haben gezeigt, dass Spieler verschiedene Heuristiken anwenden. Eine davon ist die Blickheuristik („gaze heuristic“): Wenn ein Ball von hoch oben herunterkommt, fixiert ihn der Spieler und fängt an zu laufen. Die Heuristik besteht darin, die Laufgeschwindigkeit so anzupassen, dass der Blickwinkel, der Winkel zwischen Auge und Ball (Abb. 1), konstant bleibt (McLeod & Dienes, 1996). In unserem Gedankenexperiment muss ein Roboter, der diese Heuristik anwendet, weder Wind, Luftwiderstand, Drall noch die anderen kausalen Variablen messen. Er kann ohne diese Informationen auskommen. Alles was er wissen muss, ist in einer einzigen Variable enthalten: dem Blickwinkel. Ein Spieler oder Roboter kann den Punkt, an dem der Ball landen wird, mit dieser Heuristik nicht berechnen, aber er wird da sein, wo der Ball landet.

[Abb. 1 einfügen]

Die Blickheuristik ist eine schnelle und sparsame Heuristik („fast and frugal heuristic“). Sie ist schnell, weil sie das Problem innerhalb weniger Sekunden lösen kann, und sie ist sparsam, weil sie wenig Information benötigt, nur den Blickwinkel. Im Allgemeinen ist eine Heuristik eine Regel, wie etwa „Ball fixieren, loslaufen und Laufgeschwindigkeit so anpassen, dass der Blickwinkel konstant bleibt“. Aber eine Regel ist nicht notwendigerweise auch eine kognitive Heuristik, sondern nur, wenn sie die folgenden drei Eigenschaften aufweist:

1. Heuristiken nutzen im Lauf der Evolution entwickelte Fähigkeiten. Eine Heuristik ist einfach im Verhältnis zu den evolvierten oder erlernten Fähigkeiten eines Organismus. So ist es für Menschen einfach, sich bewegende Objekte mit den Augen zu verfolgen, bereits wenige Monate alte Babys sind dazu in der Lage (Rosander & Hofsten, 2002). Roboter dagegen haben Mühe, Objekte zu verfolgen. Bis heute gibt es kein Computerprogramm, das dieses Problem genauso gut wie das menschliche Gehirn bewältigen kann. Ebenso können Menschen – im Unterschied

zu Robotern – rennen. Deshalb ist die Blickheuristik für Menschen einfach, nicht aber für Roboter. Einfachheit ist nicht nur eine schöne Eigenschaft; sie erlaubt, Urteile schnell, sparsam, transparent und robust zu fällen. Wie alle Heuristiken ist die Blickheuristik in dem Sinne transparent, dass man sie leicht versteht und Anfängern gut vermitteln kann. Der Begriff robust bedeutet, dass sich Heuristiken auf neue Situationen übertragen lassen (siehe unten). Heuristiken nutzen also angeborene oder erlernte kognitive und motorische Prozesse, und das macht sie einfach.

2. Heuristiken nutzen Umweltstrukturen. Die Rationalität von Heuristiken ist nicht logisch, sondern ökologisch. Ökologische Rationalität impliziert, dass eine Heuristik nicht an sich gut oder schlecht, rational oder irrational ist, sondern nur in Bezug auf eine bestimmte Umwelt, indem sie sich bestimmte Strukturen einer Umwelt zu Nutze macht oder diese verändert. So wandelt die Blickheuristik etwa die komplexe Flugbahn, die der Ball in der Umwelt beschreibt, in eine gerade Linie um. Alle Heuristiken sind zu einem gewissen Grad bereichsspezifisch; sie sind darauf ausgerichtet, eine spezifische Klasse von Problemen zu lösen. Die Blickheuristik kann Probleme lösen, die mit der Kollision bewegter Objekte zu tun haben. Wenn Sie Flugstunden nehmen, werden Sie eine Variante davon kennen lernen: Wenn sich ein anderer Flugzeug nähert und Sie einen Zusammenstoß fürchten, schauen Sie auf einen Kratzer in Ihrer Windschutzscheibe und kontrollieren Sie, ob das andere Flugzeug sich relativ zum Kratzer bewegt. Tut es das nicht, dann nichts wie weg! Ziel des Piloten ist es, eine Kollision zu vermeiden, während der Baseballspieler ein Zusammentreffen herbeiführen will. Aber die Natur der Heuristik ist die gleiche. Kurz: Im Lauf der Evolution entstandene Fähigkeiten machen eine Heuristik einfach, Umweltstrukturen können sie intelligent machen. Eine Heuristik ist also sowohl im menschlichen Organismus als auch in der Umwelt verankert.
3. Heuristiken sind Prozess- und keine „Als-ob“-Optimierungsmodelle. Die Idee, die Flugbahn des Balls mit einer Differenzialgleichung zu berechnen, ist eine Form der Optimierung. Wenn Optimierung zur Erklärung menschlichen Verhaltens (im Gegensatz zur Konstruktion künstlicher Systeme) vorgeschlagen wird, nennt man dies „Als-ob“-Optimierung. Mit den Worten von Richard Dawkins (1976): „Wenn ein Mensch einen Ball in die Luft wirft und wieder auffängt, verhält er sich, als ob er eine Reihe von Differenzialgleichungen zur Berechnung der Flugbahn gelöst hätte.“ (S. 96) „Als-ob“-Optimierungen sagen nichts über den tatsächlichen kognitiven Prozess aus, auch wenn manchmal die Auffassung vertreten wird, dass diese Messungen und Berechnungen unbewusst tatsächlich geschehen könnten. Die Blickheuristik jedenfalls veranschaulicht, dass sich die – bewusste oder unbewusste – Logik einer Heuristik in erstaunlichem Maße von „Als-ob“-Optimierungen unterscheiden kann. Das bietet den Vorteil, dass man aus einem guten heuristischen Modell Vorhersagen ableiten kann, die ein „Als-ob“-Optimierungsmodell nicht gestattet. Die Blickheuristik sagt zum Beispiel voraus, dass die Spieler den Ball im Laufen auffangen. Dies ergibt sich aus der Tatsache, dass sie sich bewegen müssen, um den Blickwinkel konstant zu halten. Ebenso kann man voraussagen, dass ein Spieler, wenn der Ball seitlich neben ihn geworfen wird, einen leichten Bogen laufen wird, was man bei Baseballspielern oder auch bei Hunden, die eine Frisbeescheibe fangen, beobachten kann (siehe etwa Shaffer & McBeath, 2002).

Bis hierher lässt sich also zusammenfassen: Eine Heuristik ist eine Regel, die den Prozess – nicht nur das Ergebnis – einer Problemlösung beschreibt. Sie ist einfach, weil

sie auf evolvierte und erlernte Fähigkeiten zugreifen kann, und sie ist intelligent, weil sie Umweltstrukturen nutzen kann.

## 2. Was ist begrenzte Rationalität?

Modelle unbegrenzter Rationalität setzen voraus, dass alle relevanten Informationen jedem frei zugänglich sind. Viele kognitive Theorien machen diese Annahme stillschweigend, was dadurch erkennbar wird, dass nichts über eine begrenzte Suche nach Information ausgesagt wird. In diesem Rahmen lautet die Frage: Wären Personen allwissend und hätten sie alle Zeit der Welt, wie würden sie sich dann verhalten? Modelle begrenzter Rationalität verwandeln uns wieder in normale Menschen zurück und versuchen die Frage zu beantworten, wie sich Menschen verhalten, die wenig Zeit und Wissen haben. Allerdings wird Simons (1955, 1956) Begriff Begrenzte Rationalität inzwischen mit drei unterschiedlichen Ansätzen in Verbindung gebracht: der Untersuchung von Optimierung unter Randbedingungen („optimization under constraints“), von kognitiven Täuschungen („cognitive illusions“) und von schnellen und einfachen Heuristiken.

Der Begriff begrenzt kann sich auf Beschränkungen der Umwelt beziehen, wie beispielsweise Kosten für Informationen, oder auf mentale Beschränkungen, wie etwa ein begrenztes Erinnerungsvermögen (Todd, 2001). Fügt man dem Modell der „Als-ob“-Optimierung eine oder mehrere Beschränkungen hinzu, ergibt sich Optimierung unter Randbedingungen (Conlisk, 1996). Ein Beispiel dafür ist die Idee, alle kausalen Variablen, die den Flug eines Balls bestimmen, unter einschränkenden Bedingungen, wie etwa begrenzter Zeit, zu messen. In einem persönlichen Gespräch bemerkte Herb Simon einmal mit einer Mischung aus Humor und Ärger, dass er schon mit dem Gedanken gespielt habe, jene Autoren zu verklagen, die sein Konzept der begrenzten Rationalität missbrauchen, um solche noch wirklichkeitsfremderen Modelle menschlichen Denkens zu konstruieren.

[Abb. 2 einfügen]

Das Forschungsgebiet „kognitive Täuschungen“ entwickelte sich als Kontrastprogramm zur Optimierung, beanspruchte jedoch ebenfalls den Begriff der begrenzten Rationalität (siehe z.B. Camerer, 1998; Kahneman, Slovic & Tversky, 1982, S. xii). Es sollte nachgewiesen werden, dass Optimierung keine gültige Beschreibung menschlicher Entscheidungen liefert, da diese in Wirklichkeit nicht den Gesetzen der Wahrscheinlichkeit oder der Maximierung des erwarteten Nutzens folgen. Heraus kam eine Liste von Abweichungen, die als kognitive Fehler betrachtet werden. Statt Rationalität wurde Irrationalität betont – in der Erwartung, dass sich an den Abweichungen die zu Grunde liegenden kognitiven Prozesse erkennen lassen. Welchen Ansatz bietet dieses Programm zur Lösung des Problems, wie Spieler einen Ball fangen? Führen wir das Gedankenexperiment fort. Man könnte vielleicht zeigen, dass Spieler tatsächlich systematische Fehler begehen, wenn sie versuchen, den Punkt zu berechnen, auf dem der Ball landen wird. Ein Spieler wird zu einer bestimmten Position auf dem Spielfeld geschickt, es wird ein Ball hoch in die Luft geschlagen, und der Spieler soll den Aufschlagpunkt des Balls vorhersagen. Wenn Spieler keine guten Vorhersagen machen können, weil sie etwa ihren Abstand zum auftreffenden Ball

unterschätzen, würde dieser Fehler ihren begrenzten kognitiven Fähigkeiten zugeschrieben werden. Er würde vielleicht als optimistischer Bias (Fehler) beim Baseball bezeichnet, denn eine solche Unterschätzung könnte bedeuten, dass Spieler glauben, sie könnten den Ball fangen, selbst wenn dies nicht der Fall ist. Innerhalb des Ansatzes der kognitiven Täuschung wäre ein solcher Fehler ein Beleg dafür, dass das Optimierungsmodell tatsächliches Verhalten nicht abbilden kann, das heißt deskriptiv nicht valide ist. Allerdings würde die Diagnose des optimistischen Bias nicht zur Entdeckung der Blickheuristik oder anderer von Spielern angewendeter Heuristiken führen. Der Ansatz der kognitiven Täuschungen würde genau wie das Modell der Optimierung übersehen, dass die Spieler in Wirklichkeit ja nicht vorhersagen, sondern sein wollen, wo der Ball landet. Eine Heuristik ist nicht einfach ein Mittel, um ein beliebiges, vorgegebenes Ziel zu erreichen; das Ziel ist in der Heuristik selbst enthalten.

Simon stellte sich unter begrenzter Rationalität weder Optimierung unter Randbedingungen noch kognitive Täuschungen vor (Gigerenzer, 2004). Sein Verständnis von Rationalität war ein ökologisches: die Entsprechung von Denken und Umwelt. Das veranschaulicht er am besten in seiner Analogie von der Schere mit den beiden Klingen Denken und Umwelt: „Das rationale Verhalten der Menschen wird von einer Schere geformt, deren Klingen die Strukturen der jeweiligen Umwelt und die kognitiven Fähigkeiten des Handelnden sind.“ (Simon, 1990, S. 7) Betrachtete man nur eine der beiden Klingen, würde man die Arbeitsweise des menschlichen Verstandes nicht besser begreifen, als man so begreifen würde, wie eine Schere schneidet.

Sobald man anfing, Informationsstrukturen in einer realen Umwelt zu untersuchen, entpuppte sich vieles, was wie eine stumpfe kognitive Täuschung aussah, als scharfe Schere (für eine Übersicht siehe Tab. 1). Beispielsweise glauben die meisten Autofahrer, dass sie besser fahren als der Durchschnitt. Dies sei jedoch ebenso unmöglich, wie es unmöglich sei, dass die meisten Menschen überdurchschnittlich intelligent sind, behaupten Svenson, Fischhoff und MacGregor (1985). Es handele sich damit um ein Beispiel kognitiver Täuschung, der ein übersteigertes Selbstbewusstsein oder unbegründeter Optimismus zu Grunde liegt. Lassen Sie uns die Struktur des Problems ein wenig näher betrachten. Es ist tatsächlich nicht möglich, dass die meisten Menschen einen überdurchschnittlichen Intelligenzquotienten (IQ) haben, da dieser per definitionem symmetrisch ist. Somit gibt es exakt genauso viele Leute unter- und oberhalb des Durchschnitts: Arithmetisches Mittel, das den Durchschnitt beschreibt, und Median, welcher die Population in zwei gleich große Hälften teilt, fallen zusammen. Die Verteilung der Fertigkeit Auto zu fahren, definiert über die Anzahl der Unfälle, in die jemand als Fahrer verwickelt ist, ist jedoch nicht symmetrisch, sondern linkssteil. Der überwiegende Teil der Menschen hat also keine oder nur sehr wenige Unfälle, jedoch gibt es einige wenige Ausreißer, die sehr viele Unfälle haben und den Durchschnitt nach oben ziehen. Kurz, das arithmetische Mittel liegt rechts vom Median, somit sind mehr als die Hälfte der Leute besser als der Durchschnitt (Gigerenzer, 2002; Lopes, 1992). Der Eindruck einer kognitiven Täuschung kam folglich dadurch zu Stande, dass die Struktur der Umwelt nicht berücksichtigt wurde!

Ein weiteres Beispiel betrifft die Beantwortung von Fragen zum Allgemeinwissen, wie sie in einer Vielzahl von Experimenten gestellt wurden. Das Ergebnis war: Wenn Teilnehmer 100-prozentig davon überzeugt waren, eine richtige Antwort zu geben, lag die durchschnittliche Quote der richtigen Antworten nur bei 80 Prozent. Dieses Phänomen wurde als Selbstüberschätzung („overconfidence“) oder Miscalibration bezeichnet und als kognitive Täuschung interpretiert. Ein kurzer Blick auf die Struktur

der Umwelt verrät jedoch eine große unsystematische Fehlerstreuung, die auch ohne kognitiven Bias zu einer Regression gegen den Mittelwert führt, das heißt, die durchschnittliche Anzahl korrekter Antworten liegt immer niedriger als eine hohe Selbsteinschätzung. Betrachtet man die Daten andersherum, erzeugt der unsystematische Fehler ein Muster, das wie Selbstunterschätzung („underconfidence“) aussieht: Wenn die Teilnehmer zu 100 Prozent richtige Antworten gaben, lag das durchschnittliche Konfidenzurteil niedriger, das heißt bei etwa 80 Prozent. Es handelt sich also offensichtlich weniger um eine kognitive Täuschung als vielmehr um eine Auswirkung von Umwelten mit einer erheblichen unsystematischen Fehlerstreuung (Erev, Wallsten & Budescu, 1994).

[Tab. 1 einfügen]

### **3. Modelle kognitiver Heuristiken**

Ein Modell für eine Heuristik beschreibt (i) eine Verfahrensregel, (ii) die Fähigkeiten, welche diese Regel nutzen kann, um einfach zu sein, und (iii) die Art von Problemen, die die Heuristik lösen kann, das heißt die Strukturen der Umwelten, in denen sie erfolgreich angewendet werden kann. (ii) und (iii) sind die beiden Klängen von Simons Schere. Modelle von Heuristiken muss man von unspezifischen Begriffen wie Repräsentativität („representativeness“) und Verfügbarkeit („availability“) unterscheiden, welche die prominentesten Konzepte des „Heuristics and Biases“ Ansatzes darstellen (z.B. Kahneman, Slovic & Tversky, 1982). Diese Konzepte waren ein interessanter Anfang, spezifizieren jedoch weder einen Prozess noch die Bedingungen, unter denen eine Heuristik zum Erfolg führt oder scheitert. Demnach müssen sie erst zu überprüfbareren Modellen ausgearbeitet werden - andernfalls können sie im Nachhinein alles Mögliche „erklären“ (siehe Gigerenzer, 1996, 2000; Gigerenzer & Murray, 1987, Kap. 5; Gigerenzer & Regier, 1996; Kahneman & Tversky, 1996). Diese Kritik sei am Beispiel der Repräsentativität erläutert, welche mit vielen Bedeutungen versehen worden ist, von denen hier nur einige genannt werden sollen. Ein Klassiker ist die Aufgabe, die Wahrscheinlichkeit abzuschätzen, mit der eine beschriebene Person zu einer bestimmten Berufsgruppe (z.B. Ingenieur oder Anwalt) gehört. Hierbei wird häufig nur die Übereinstimmung zwischen der Beschreibung und stereotypen Vorstellungen über die Berufsgruppe zu Rate gezogen, nicht aber die Basisraten der Berufsgruppen. Viele Probanden ignorieren die Information, dass es beispielsweise mehr Anwälte als Ingenieure gibt (Kahneman & Tversky, 1973; dieser so genannte „Base-Rate Neglect“ verschwindet jedoch weitgehend, wenn Probanden selbst eine Zufallsstichprobe ziehen (Gigerenzer, Hell, & Blank, 1988)). Hier wurde Repräsentativität offensichtlich als Ähnlichkeit definiert. Repräsentativität wurde aber auch als Intuition der Übereinstimmung zwischen Stichprobe und Population konzeptionalisiert (was zwar für große, nicht aber für kleine Stichproben richtig ist, Kahneman & Frederick, 2002), oder aber als Stichprobengröße per se (da größere Stichproben repräsentativer für die Grundgesamtheit sind, Bar-Hillel, 1982). Eine weitere Bedeutung, die Repräsentativität zugeschrieben wurde, ist Diagnostizität (definiert als „likelihood ratio“), d.h., ob die relative Häufigkeit eines Attributs in einer Klasse größer ist als in einer relevanten Vergleichsklasse. Nach Tversky und Kahneman (2002)

bevorzuge die Repräsentativitäts-Heuristik im Allgemeinen Ergebnisse, die eine gute Geschichte ergeben.

Problematisch an solchen unspezifischen Konzepten ist, dass sich damit sowohl ein Ergebnis als auch das Gegenteil dieses Ergebnisses vorhersagen lässt. Ayton und Fischer (in press) demonstrieren dies an der „Gambler’s Fallacy“ und an der „Hot Hand Fallacy“. Erstere beschreibt die (falsche) Erwartung eines Spielers, z.B. beim Roulette, dass nach einigen Durchgängen „schwarz“ die Wahrscheinlichkeit von „rot“ steige. Dieses Phänomen wurde durch Repräsentativität erklärt: eine Folge, bei der nach einigen schwarzen Durchgängen „rot“ folgt sei repräsentativer für eine wirkliche Zufallsfolge als eine Folge, bei der ein weiteres Mal „schwarz“ erscheint. Bei der „Hot Hand Fallacy“ ist dies gerade umgekehrt. Sie bezieht sich auf die Erwartung, dass ein Sportler, der einige Male getroffen hat (z.B. beim Basketball) auch weiterhin mit erhöhter Wahrscheinlichkeit treffen wird, da er gerade „heiß“ ist. Auch die „Hot Hand Fallacy“ sei Folge der Repräsentativitäts-Heuristik, da eine Serie weiterer Treffer repräsentativ für die vorangegangene Serie von Treffern sei. Obwohl diese Phänomene genau gegenteilig sind – einmal die Erwartung einer Veränderung („Gambler’s Fallacy“), einmal die Erwartung des Gleichbleibens („Hot Hand Fallacy“) –, ist die Repräsentativitäts-Heuristik ob ihrer mangelnden Präzision flexibel genug, um beides abzudecken. In ähnlicher, jedoch schwächerer Weise trifft diese Kritik auch auf den Natural Decision Making Ansatz von Gary Klein und seinen Kollegen zu (z.B., Lipshitz, Klein, Orasanu, & Salas, 2001), welcher sich mit Entscheidungen in der „wirklichen Welt“ befasst. Die Autoren verweisen zwar auf die Wichtigkeit, psychologische Prozesse und nicht nur Ergebnisse in Betracht zu ziehen. Hierbei springen sie allerdings zu kurz, indem sie auf die Unmöglichkeit hinweisen, formale Modelle mit deskriptiv validen und aufgabenspezifischen (im Gegensatz zu abstrakten) Prozessen in Einklang zu bringen (Todd & Gigerenzer, 2001). Dies wäre jedoch durchaus möglich, z.B. in dem hier vorgestellten Rahmen schneller und sparsamer Heuristiken.

Nachdem wir nun an Beispielen erläutert haben, was unseres Erachtens keine Modelle von Heuristiken sind, wollen wir uns im Folgenden überprüfbar Heuristikmodellen zuwenden, von denen es bereits eine Anzahl gibt, wie z.B. „satisficing“ (Selten, 2001; Simon, 1982), „elimination by aspect“ (Tversky, 1972) und verschiedene Heuristiken für Entscheidungen, die auf mehreren Attributen beruhen, wie sie in Payne, Bettman und Johnson (1993) und Payne und Bettman (2001) diskutiert werden. Viele dieser Arbeiten beschäftigen sich nicht mit Inferenzen, sondern mit Präferenzen, das heißt mit Problemen, für die es kein äußeres Erfolgskriterium gibt. Die Kriterien für die Genauigkeit von Heuristiken waren bezeichnenderweise intern, etwa ob sie alle Informationen nutzten oder wie sehr sie dem Goldstandard eines gewichteten additiven Modells entsprachen. Ohne externe Kriterien für Genauigkeit konnte die tatsächliche Stärke von Heuristiken nicht gezeigt werden. Einige folgerten daraus, dass Heuristiken meist zu irrationalen Entscheidungen führen oder im besten Fall zur zweitbesten Wahl. Als Keeney und Raiffa (1993) zum Beispiel lexikografische Heuristiken – wie auch Take-The-Best (siehe Abschnitt 5.1) eine ist – diskutierten, warnten sie mehrfach davor, dass solche Strategien „in der Praxis häufiger angewendet werden als eigentlich sinnvoll“, denn „sie sind von naiver Schlichtheit“ und „werden nur selten einem ‚Angemessenheitstest‘ standhalten“ (S. 77–78). Aber die Autoren versäumten es, einen derartigen Test zu berichten – Präferenzen allein können nicht zu erkennen geben, wie gut Heuristiken wirklich sind. In diesem Kapitel werden wir einen solchen Test beschreiben.

Dabei werden wir uns auf Heuristiken für Inferenzen konzentrieren, wie etwa vergleichende Urteile, Klassifizierungen und quantitative Schätzungen. Von den grundlegenden Studien zu Heuristiken, die alle Informationen einheitlich gewichten (z.B. nur mit +1 und -1; siehe Dawes, 1979), wissen wir, dass die Vorhersagegenauigkeit einfacher Heuristiken genauso hoch oder höher sein kann als die eines gewichteten additiven Modells. Die akademischen Leistungen von Studenten konnten mithilfe von Einheitsgewichten mindestens genauso gut vorhergesagt werden wie mit multipler Regression, teilweise sogar besser (Dawes & Corrigan, 1974). Die Take-The-Best-Heuristik konnte Ergebnisse von Baseball-Spielen in der NBA-Saison 1996 genauso exakt vorhersagen wie das Bayessche Theorem, war dabei jedoch schneller und benötigte weniger Informationen (Todorov, 2002). Heuristikmodelle für Klassifikationen, Schätzungen, vergleichende Urteile und Entscheidungen werden in Gigerenzer, Todd und ABC-Research Group (1999), in Gigerenzer und Selten (2001) und in Todd und Gigerenzer (2000) diskutiert. Im Folgenden werden wir uns mit der ökologischen Rationalität und empirischen Überprüfung einiger ausgewählter Heuristiken beschäftigen. Letzteres sollte auch die Kritik von Bröder (2001) endgültig ausräumen, dass das hier vorgestellte Forschungsprogramm es bislang versäumt habe, die Brücke zwischen Theorie und Empirie zu überqueren. Er selbst hat hierzu wesentlich beigetragen (z.B., Bröder, 2000, 2002, 2003; Bröder & Schiffer, 2003a, 2003b).

#### **4. Rekognitionsheuristik**

Stellen Sie sich vor, Sie wären Kandidat in einer Fernsehshow und stünden vor folgender 1.000.000-€-Frage:

Welche Stadt hat mehr Einwohner:  
San Diego oder San Antonio?

Was würden Sie antworten? Wenn Sie Amerikaner sind, haben Sie gute Chancen, die richtige Antwort – San Diego – zu geben. Etwa zwei Drittel der befragten Studierenden an der University of Chicago konnte die richtige Antwort geben (Goldstein & Gigerenzer, 2002). Wenn Sie aber Deutscher sind, scheinen Ihre Chancen schlecht zu stehen, denn die meisten Deutschen wissen wenig über San Diego, und von San Antonio haben viele noch nie gehört. Welcher Prozentsatz der befragten Deutschen beantwortete die Frage richtig? 100 Prozent – obwohl sie so wenig wussten! Wie kann das sein? Die Antwort ist, dass die Deutschen eine schnelle und sparsame Heuristik benutzten, die Rekognitionsheuristik: Wenn der Name einer Stadt erkannt wird, aber jener der anderen nicht, dann schließe daraus, dass die erkannte Stadt die größere Einwohnerzahl hat. Beachten Sie, dass die amerikanischen Studenten diese Rekognitionsheuristik nicht anwenden konnten, da sie beide Städte kannten. Sie wussten zu viel.

Die Rekognitionsheuristik ist nützlich, wenn eine starke Korrelation zwischen Wiedererkennen und Kriterium (hier: der Einwohnerzahl) besteht. Der Einfachheit halber nehmen wir an, dass die Korrelation positiv ist. Für Probleme, bei denen man zwischen zwei Alternativen wählen kann (Paarvergleiche), lässt sich die Heuristik folgendermaßen formulieren:



Rekognitionsheuristik: Wenn eines von zwei Objekten wiedererkannt wird, das andere aber nicht, dann schlieÙe daraus, dass das wiedererkannte Objekt den höheren Wert auf dem Kriterium hat.

Welche kognitiven Fähigkeiten nutzt die Rekognitionsheuristik? Die Rekognitionsheuristik setzt die Fähigkeit zum Wiedererkennen voraus – etwa das Wiedererkennen von Gesichtern, Stimmen oder Namen. Bislang gibt es noch kein Computerprogramm, das Gesichter genauso gut wiedererkennen kann wie Kinder es können. Die Fähigkeit von Erwachsenen, zwischen alt und neu zu unterscheiden, ist erstaunlich gut ausgebildet (Standing, 1973). Dabei ist die Fähigkeit, etwas wiederzuerkennen („recognition“) etwas anderes als der Abruf semantischen oder episodischen Wissens („recall“). So kann man zum Beispiel ein Gesicht wiedererkennen, ohne sich auch nur im Geringsten daran zu erinnern, wer die Person ist. Ältere Menschen, die an Gedächtnisverlust leiden (Craik & McDowd, 1987), Patienten mit bestimmten Hirnschäden (Schacter & Tulving, 1994) oder normale Erwachsene, die unter ablenkenden Bedingungen Lernaufgaben mit geteilter Aufmerksamkeit bewältigen sollen (Jacoby, Woloshyn & Kelley, 1989), haben Probleme, sich daran zu erinnern, was sie über ein Objekt wissen, auch wenn sie es wiedererkennen.

Welche Umweltstrukturen nutzt die Rekognitionsheuristik? Wie bei allen Heuristiken hängt die Wirksamkeit der Rekognitionsheuristik von ihrer ökologischen Rationalität ab, das heißt von der Struktur der Informationen in natürlichen Umwelten.

Ökologische Rationalität: Die Rekognitionsheuristik ist erfolgreich, wenn Unwissen systematisch und nicht zufällig ist, das heißt wenn (fehlendes) Wiedererkennen stark mit dem Kriterium korreliert.

Die Richtung der Korrelation zwischen Wiedererkennen und Kriterium kann durch Erfahrung erlernt oder genetisch kodiert sein. Substanzielle Korrelationen gibt es in Wettbewerbssituationen, etwa zwischen dem Wiedererkennen des Namens und der Qualität einer Hochschule, der Qualität der Produkte einer Firma oder den Leistungen einer Sportmannschaft. Ayton und Önkal (1997) lieÙen 50 türkische und 54 britische Studenten die Ergebnisse der 32 Fußballspiele in der dritten Runde des englischen F. A. Cups vorhersagen, etwa wie Manchester United gegen Shrewsbury Town gespielt hat. Die türkischen Teilnehmer hatten wenig Ahnung von englischen Fußballmannschaften (oder interessierten sich nicht für sie), während die britischen Teilnehmer einiges wussten. Dennoch waren die Vorhersagen der türkischen Studenten fast so gut wie die der englischen (63 % gegenüber 66 % richtige Antworten). In 627 von 662 Fällen (95 %) folgten die Vorhersagen der Rekognitionsheuristik.

Eine Untersuchung von Serwe und Frings (2003) zeigte, dass deutsche Amateur-Tennisspieler bei der Vorhersage der Herren-Einzelspiele in Wimbledon 2003 in etwa 90 Prozent aller Fälle der Rekognitionsheuristik folgten. Vorhersagen der tatsächlichen Ergebnisse der Herren-Einzel, welche auf dem Wiedererkennen der Spieler durch die Amateure beruhten, waren besser als die offiziellen ATP-Rankings und die Rankings der Wimbledon-Experten, dabei kannten die Amateure viele Spieler nicht einmal dem Namen nach!

Experimentelle Studien von Goldstein und Gigerenzer (2002) ergaben, dass Menschen in Situationen, in denen die Rekognitionsheuristik ökologisch rational ist, in etwa 90 Prozent aller Fälle darauf vertrauen.

Eine Möglichkeit, den Grad der ökologischen Rationalität der Rekognitionsheuristik zu messen (die Korrelation zwischen Wiedererkennen und

Kriterium), ist die Rekognitionsvalidität  $\alpha$ . Damit ist die relative Häufigkeit gemeint, mit der ein wiedererkanntes Objekt innerhalb einer Referenzklasse – wie etwa Städte, Firmen oder Sportmannschaften – einen höheren Kriteriumswert hat als ein nicht wiedererkanntes Objekt:

$$\alpha = R / (R + W),$$

wobei R die Zahl der richtigen Antworten ist, die der Rekognitionsheuristik zuzuschreiben sind (berechnet für alle Paare, bei denen ein Objekt wiedererkannt wird und das andere nicht), und W die Zahl der falschen Antworten.

In Situationen, in denen  $\alpha$  nicht stark ausgeprägt ist oder dem Zufallsniveau entspricht, sinkt die Zuverlässigkeit der Rekognitionsheuristik, sie ist dann ökologisch nicht rational. So unterscheiden Menschen zum Beispiel intuitiv zwischen Umwelten, in denen eine Korrelation zwischen Sicherheit und Wiedererkennen besteht, und solchen, in denen das nicht der Fall ist. Wir zögern, unbekannte Pilze zu essen, die wir in der freien Natur gefunden haben, aber in einem Gourmetrestaurant würden wir sie durchaus bestellen (siehe auch Abschnitt 6.).

Die Rekognitionsheuristik sollte nicht mit Begriffen wie Verfügbarkeit (Tversky & Kahneman, 1974) oder Vertrautheit („familiarity“; Griggs & Cox, 1982) verwechselt werden. Verfügbarkeit bezieht sich auf „recall“ (die Fähigkeit, Gedächtnisinhalte abzurufen), nicht aber auf „recognition“ (Wiedererkennen). Darüber hinaus sind diese Begriffe nie präzisiert worden, es handelt sich um vage Alltagserklärungen. Die Rekognitionsheuristik impliziert verschiedene kontra-intuitive Phänomene, die nicht von irgendeiner anderen, uns bekannten Theorie abgeleitet werden können. Wir möchten zuerst den Less-is-more-Effekt beschreiben und die Bedingungen, unter denen er eintritt.

#### **4.1\_Der Less-is-more-Effekt (Weniger-ist-mehr-Effekt)**

Wie viele richtige Antworten  $\underline{c}$  wird eine Person geben, wenn sie an allen Paaren von N Objekten (etwa Städte oder Fussballmannschaften) getestet wird und n Objekte wiedererkennt? Die folgende Gleichung gibt die Antwort:

$$c = \frac{2n(N-n)}{N(N-1)}\alpha + \frac{(N-n)(N-n-1)}{N(N-1)}\frac{1}{2} + \frac{n(n-1)}{N(N-1)}\beta$$

Die drei Terme auf der rechten Seite der Gleichung korrespondieren mit den drei Möglichkeiten: Eine Person erkennt eines der zwei Objekte, keines oder beide wieder. Der erste Term steht für den Anteil richtiger Antworten durch die Rekognitionsheuristik, der zweite für Raten, und der dritte gibt den Anteil richtiger Antworten an, die durch Wissen zu Stande kommen, welches über das bloße Wiedererkennen hinausgeht. Die Wissensvalidität  $\beta$  ist die relative Häufigkeit, eine korrekte Antwort zu erhalten, wenn beide Objekte wiedererkannt werden, und wird berechnet wie die Rekognitionsvalidität. Alle Parameter in Gleichung 1 können unabhängig voneinander gemessen werden.

[Abb. 3 einfügen]

Stellt man Gleichung 1 grafisch dar, lässt sich eine kontra-intuitive Implikation für die Fälle erkennen, in denen die Rekognitionsvalidität  $\alpha$ , welche hier mit .8 angenommen wird, größer ist als die Wissensvalidität  $\beta$  (Abb. 3). Betrachten Sie zunächst die Kurve für  $\beta = .5$ , das heißt für Personen, die kein Wissen außer Rekognition haben. Die Ergebnisse einer Person, die keines der Objekte wiedererkennt, werden dem Zufallsniveau entsprechen (50 %, linke Seite). Die Ergebnisse einer Person, die von allen Objekten schon einmal gehört hat, werden ebenfalls dem Zufallsniveau entsprechen (50 %, rechte Seite). Nur eine Person, die einige, aber nicht alle Objekte wiedererkennt, kann die Rekognitionsheuristik anwenden. Dabei wird die Vorhersagegenauigkeit zunächst mit  $n$  steigen und dann wieder abnehmen, weil die Rekognitionsheuristik dann am häufigsten angewendet werden kann, wenn ungefähr die Hälfte der Objekte wiedererkannt werden, während ihre Einsatzmöglichkeit auf 0 sinkt, wenn alle oder keines der Objekte wiedererkannt werden. Wird die Hälfte der Objekte wiedererkannt, kann eine Person die Rekognitionsheuristik in der Hälfte der Fälle benutzen. Dies führt zu ungefähr 65 Prozent richtiger Antworten (40 % für  $\alpha = 0,8$  plus 25 % für das Raten), wie mithilfe von Gleichung 1 berechnet werden kann. Die Kurve mit den drei Punkten veranschaulicht den Less-is-more-Effekt in einem Fall, in dem das Wissen über das reine Wiedererkennen hinausgeht, für  $\beta = .6$ . Der linke Punkt repräsentiert eine Person, die von keinem der Objekte gehört hat. Der Punkt rechts bildet jemanden ab, der alle Objekte wiedererkennt und sich zudem an Informationen erinnert, die zu einem besseren Ergebnis als dem Zufallsniveau führen. Der Punkt in der Mitte repräsentiert eine Person, die weniger Objekte wiedererkennt, aber mehr korrekte Antworten gibt. Unter der Annahme, dass  $\alpha$  und  $\beta$  konstant sind, kann man folgendes Ergebnis beweisen (Goldstein & Gigerenzer, 2002):

Less-is-more-Effekt: Die Rekognitionsheuristik ergibt einen Less-is-more-Effekt, wenn  $\alpha > \beta$ .

Der Less-is-more-Effekt tritt in mindestens drei verschiedenen Formen auf: Erstens kann er zwischen Gruppen von Personen auftreten, wenn eine Gruppe von Personen mit weniger Wissen (hier und im Folgenden nur bezogen auf die Anzahl wieder erkannter Objekte, nicht auf die Wissensvalidität) innerhalb eines Bereichs bessere Schlüsse zieht als eine Gruppe von Personen mit mehr Wissen. Ein Beispiel sind die Antworten amerikanischer und deutscher Studenten auf die Frage, ob San Diego oder San Antonio größer ist. Zweitens kann ein Less-is-more-Effekt zwischen Bereichen auftreten, wenn dieselbe Gruppe in einem Bereich, in dem sie nur wenig weiß, eine höhere Trefferquote erzielt als in einem anderen, in dem sie sich gut auskennt. Als amerikanische Studenten beispielsweise zu den 22 größten Städten der USA (etwa New York oder Chicago) und zu den 22 größten Städten Deutschlands (etwa Köln oder Frankfurt) befragt wurden, erreichten sie einen Median von 71,0 Prozent (Mittelwert 71,1 %) korrekter Antworten bei ihren eigenen Städten, während sich bei den weniger vertrauten deutschen Städten ein Median von 73,0 Prozent (Mittelwert 71,4 %) ergab. Zu diesem Ergebnis kam es, obwohl viele Amerikaner die drei größten amerikanischen Städte schon in der richtigen Reihenfolge kannten und deshalb keine Inferenzschlüsse ziehen mussten (Goldstein & Gigerenzer, 2002). Ähnlich war es bei österreichischen Studenten, deren Trefferquote in der Frage nach den 75 größten amerikanischen Städten etwas höher lag als in der

Frage nach den 25 größten deutschen Städten (Hoffrage, 1995; siehe auch Gigerenzer, 1993). Drittens kann es beim Wissenserwerb zu einem Less-is-more-Effekt kommen, wenn die individuelle Leistungskurve zunächst ansteigt und anschließend wieder sinkt.

#### **4.2 Der Dominanzeffekt**

Wie Menschen haben auch Tiere ein Gedächtnis für Rekognition. Norwegische Feldratten zum Beispiel verlassen sich auf Wiedererkennen, 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. Vermutlich hat diese Heuristik – evolutionär gesehen – die Tiere vor Vergiftungen bewahrt. Aber was geschieht, wenn die Ratte mit Informationen versorgt wird, die der Rekognitionsheuristik entgegenlaufen? Galef, McQuoid und Whiskin (1990) ließen der „Beobachter“-Ratte wieder die Wahl zwischen zwei Nahrungsmitteln, diesmal war die andere Ratte jedoch krank. Ihr war ein Brechmittel gespritzt worden, aber die „Beobachter“-Ratte musste annehmen, dass es sich um eine Vergiftung handeln konnte. Für welches Futter würde sich die Ratte entscheiden? Überraschenderweise wählte die Ratte trotzdem die Sorte, deren Geruch sie vom Atem der anderen Ratten kannte, und lehnte das ihr unbekanntes Futter ab. Die Information „Wiedererkannt“ dominierte über die Information „Krankheit“.

Kann man einen ähnlichen Dominanzeffekt auch bei Menschen beobachten? Goldstein und Gigerenzer (2002) stellten Amerikanern die Aufgabe zu bestimmen, welche von zwei großen deutschen Städten – wie etwa Hannover und Bielefeld – mehr Einwohner hat. Vor dem Test lernten die Studenten, dass es ein aussagekräftiger Indikator für die Einwohnerzahl einer Stadt ist, wenn sie einen Fußballverein hat, der in der Bundesliga spielt (in Deutschland sind die entsprechenden Städte normalerweise ziemlich groß). 30 große Städte wurden genannt, ein Drittel von ihnen hatte eine Bundesliga-Mannschaft. Die Begriffe Rekognition oder Rekognitionsheuristik wurden nicht erwähnt; es wurde nur Wissen bezüglich der Fußballvereine erworben. Nachdem die Teilnehmer in einem Test nachgewiesen hatten, dass sie die neuen Informationen fehlerfrei beherrschten, wurden ihnen kritische Vergleichspaare vorgelegt. Die Frage lautete, welche von zwei Städten größer sei – von einer hatten sie noch nie gehört, den Namen der anderen Stadt kannten sie, hatten aber gelernt, dass es dort keinen Bundesliga-Verein gibt. Das Ergebnis zeigte, dass die Antworten der Teilnehmer bei 273 von 296 Vergleichspaaren der Rekognitionsheuristik entsprachen, das heißt in 92 Prozent der Fälle (Median 100 %). Trotz entgegengesetzter Information folgten die Personen der Rekognitionsheuristik genauso häufig wie in Experimenten ohne entgegengesetzte Information!

#### **4.3 Less-is-more-Effekt in Gruppen**

Wenden wir uns nun Gruppenentscheidungen zu. Drei Leute sitzen vor einem Computer-Bildschirm, auf dem Fragen wie „Welche Stadt hat mehr Einwohner: San Diego oder San Antonio?“ erscheinen. Die Gruppe soll sich durch Diskussion auf die richtige Antwort einigen und ist frei in der Wahl ihrer Mittel. Bei dieser Aufgabe wäre es für ein einzelnes Gruppenmitglied schwierig, die richtige Antwort „zu beweisen“; deshalb könnte man annehmen, dass die Mehrheit die Gruppenentscheidung bestimmt (die

Mehrheitsregel; siehe Gigone & Hastie, 1997). Nun kommt es zu folgendem Konflikt: Zwei Gruppenmitglieder haben von beiden Städten gehört und schließen unabhängig voneinander, dass Stadt A größer ist. Ein drittes Gruppenmitglied hingegen, das nur von B, nicht aber von A gehört hat, nimmt (im Vertrauen auf die Rekognitionsheuristik) an, dass B größer ist. Worauf werden sich die drei am Ende ihrer Diskussion geeinigt haben? Da zwei Mitglieder wenigstens etwas über beide Städte wissen, sollte man erwarten, dass sich die Gruppe in jedem Fall auf A einigt, also auf das Ergebnis, das auch der Mehrheitsregel entspricht. Tatsächlich entschied sich die Gruppe aber in mehr als der Hälfte solcher Fälle (59 %) für B (Reimer & Katsikopoulos, in press). Diese Zahl erhöhte sich auf 76 Prozent, wenn es zwei Mitglieder gab, die sich ausschließlich auf Wiedererkennen verließen. Dass Gruppenmitglieder weniger auf ihr eigenes Wissen als auf das Nichtwiedererkennen anderer vertrauten, mag merkwürdig erscheinen. Aber de facto erhöhte die vermeintlich irrationale Entscheidung die Gesamttrefferquote der Gruppe. Das Ergebnis lässt sich analytisch ableiten (Reimer & Katsikopoulos, in press) oder in Abbildung 3 intuitiv erfassen. Wenn die Rekognitionsheuristik bei Gruppenentscheidungen angewendet wird, ist der Less-is-more-Effekt noch stärker als in Abbildung 3. In Übereinstimmung mit der Theorie beobachteten Reimer und Katsikopoulos (in press), dass von zwei Gruppen mit den gleichen mittleren Werten für  $\alpha$  und  $\beta$  diejenige, die weniger Städte ( $n$  kleiner) wiedererkannte, in der Regel mehr richtige Antworten gab. Zum Beispiel erkannten die Mitglieder einer Gruppe im Durchschnitt nur 60 Prozent der Städtenamen wieder, diejenigen einer anderen Gruppen hingegen 80 Prozent; in einer Reihe von über 100 Fragen gab jedoch die erste Gruppe 83 Prozent und die zweite nur 75 Prozent korrekte Antworten. Gruppenmitglieder scheinen sich also intuitiv auf die Rekognitionsheuristik zu verlassen, was die Vorhersagegenauigkeit erhöhen und zu einem kontra-intuitiven Less-is-more-Effekt bei Gruppen führen kann.

### 5. Heuristisches Denken mit „Cues“

Wenn Wiedererkennen kein valider Indikator ist oder Menschen zu viel wissen, können Heuristiken die Suche nach „cues“ (Gründen) einschließen. Wenige Jahre nach seiner Reise auf der Beagle kritzelte der 29-jährige Charles Darwin mit Bleistift Folgendes auf ein Stück Papier, das er in zwei Spalten unterteilt und „Dies ist die Frage“ überschrieben hatte:

HEIRATEN	Nicht HEIRATEN
Kinder – (wenn es Gott gefällt) – ständige Gefährtin (& Freundin im Alter), die sich für einen interessiert, Objekt zum Liebhaben und Spielen – jedenfalls besser als ein Hund – ein Heim und jemand, der sich darum kümmert – Reiz von Musik und weiblichem Geplauder. Dies gut für die Gesundheit. Zwang, Verwandte zu besuchen und zu empfangen, <u>aber</u> <u>furchtbarer Zeitverlust.</u>	Keine Kinder (kein zweites Leben), niemand, der im Alter für einen sorgt ... Freiheit dorthin zu gehen, wohin man möchte – Freie Wahl der Gesellschaft <u>und</u> <u>wenig davon</u> – Gespräche mit klugen Männern in Clubs – Kein Zwang zu Verwandtenbesuchen und zum Nachgeben in jeder Kleinigkeit – Kosten und Sorgen mit Kindern – vielleicht Streit <u>Zeitverlust</u> – kann abends nicht lesen – werde fett und

<p>Mein Gott, ein unerträglicher Gedanke, das ganze Leben immer nur zu arbeiten, wie eine geschlechtslose Arbeitsbiene, nur Arbeit und nichts sonst. – Nein, nein, geht nicht. – Stell dir vor, den ganzen Tag allein in verrauchtem schmutzigen Londoner Haus! – Mal dir nur aus: eine nette, zärtliche Frau auf einem Sofa, ein gutes Feuer im Kamin, Bücher und Musik vielleicht – vergleich das mit der schmutzigen Realität in der Grt. Marlboro's St.</p>	<p>faul – Sorgen und Verantwortung – weniger Gelder für Bücher usw. – wenn viele Kinder, dann gezwungen Brot zu verdienen. – (Aber zu viel Arbeit ist doch sehr schlecht für die Gesundheit) Vielleicht mag meine Frau London nicht; dann ist das Urteil Verbannung mit indolenter fauler Närrin –</p>
---	--

Darwin kam zu dem Ergebnis, dass er heiraten sollte, und schrieb entschlossen „Heiraten – Heiraten – Heiraten Q. E. D.“ unter die erste Spalte (Darwin, 1969/1887, S. 232–233). Und ein Jahr später heiratete er seine Cousine Emma Wedgwood, mit der er zehn Kinder hatte. Wie kam Darwin auf der Basis der Konsequenzen, die er für möglich hielt – Kinder, Zeitverlust, eine ständige Gefährtin –, zu seiner Entscheidung fürs Heiraten? Er hat es uns nicht gesagt. Aber wir können seine „Frage“ als Gedankenexperiment nehmen, um verschiedene Wege zur Entscheidungsfindung daran zu illustrieren.

Darwin suchte in seinem Gedächtnis nach Argumenten. Diese Suche kann als ein Optimierungsverfahren verstanden werden oder als ein heuristischer Prozess. Im Anschluss an Walds (1950) Optimierungsmodelle der sequenziellen Analyse formulierten etliche psychologische Theorien sequenzielle Such- und Stoppregeln in verschiedenen Versionen (z.B. Busemeyer & Townsend, 1993; Nosofsky & Palmeri, 1997). Im Falle binärer Hypothesen (wie etwa zu heiraten oder nicht zu heiraten) haben die meisten sequenziellen Modelle folgende Grundidee: Auf der Basis der Kosten von möglichen Fehlentscheidungen, etwa dass Heiraten die bessere Option sei, wird ein Schwellenwert für das Akzeptieren einer der beiden Hypothesen errechnet. Dann werden alle Argumente bzw. Beobachtungen gewichtet und akkumuliert, bis der Schwellenwert für eine der beiden Hypothesen überschritten ist. An diesem Punkt endet die Suche, und die betreffende Hypothese wird akzeptiert. Wäre Darwin so vorgegangen, hätte er bewusst oder unbewusst abwägen müssen, wie viele Gespräche mit klugen Freunden den Gegenwert zu einem Kind ausmachen, oder wie viele Stunden in einer verrauchten Behausung mit der lebenslangen Verfügbarkeit zärtlicher Momente auf dem Sofa verglichen werden können. Gewichten und Addieren sind mathematisch brauchbare Verfahren. Sie setzen aber voraus, dass alle Überzeugungen und Wünsche in eine einheitliche Währung quantitativer Wahrscheinlichkeiten und Nützlichkeiten umgerechnet werden können. Diese Modelle werden häufig wie „Als-ob“-Modelle präsentiert, deren Aufgabe die Vorhersage von Ergebnissen, nicht von Entscheidungsprozessen ist, auch wenn gelegentlich vermutet wird, dass die Berechnungen unbewusst angestellt werden könnten und dass neuronale Aktivierung ihre gemeinsame Währung sei.

Wird die Suche dagegen als heuristischer Prozess verstanden, nimmt man an, dass dabei entweder soziale Heuristiken oder mit „cues“ arbeitende Heuristiken am Werk sind, die intuitive Fähigkeiten nutzen. Soziale Heuristiken machen sich die menschlichen Fähigkeiten zum sozialen Lernen und zur Imitation, welche nicht

notwendigerweise zu Lernen führt, zu Nutzen, die bei keinem anderen Lebewesen so stark ausgeprägt sind wie beim Menschen. Die folgende Heuristik liegt vielem menschlichen Verhalten zu Grunde (Laland, 2001):

Machen-was-die-Mehrheit-macht-Heuristik: Wenn du beobachtest, dass die Mehrheit deiner Altersgenossen ein bestimmtes Verhalten an den Tag legt, dann verhalte dich ebenso.

Für das Heiratsproblem heißt das: Ein Mann beginnt im selben Alter eine Ehe zu erwägen wie die meisten anderen Männer in seiner sozialen Gruppe, sagen wir, um die dreißig. Das ist eine äußerst sparsame Heuristik, da man nicht einmal über das Für und Wider nachdenken muss. Machen-was-die-Mehrheit-macht ist zumeist dann ökologisch rational, wenn (i) der Beobachter und die Gruppe, deren Verhalten er beobachtet, in gleichartigen Umwelten leben, die (ii) eher stabil als wechselhaft sind und (iii) diffuses Feedback geben, das heißt keine klare Abschätzung der unmittelbaren Konsequenzen des Handelns erlauben (Boyd & Richerson, 1985; Goldstein et al., 2001).

Darwin ließ sich bei seiner Entscheidung jedoch anscheinend von Cues leiten. Wir werden zwei Klassen von Heuristiken beschreiben, die Cues suchen. Anders als Optimierungsmodelle arbeiten sie entweder mit Gewichtung oder mit Addition von Cues, nicht aber mit beidem. Die eine Art von Heuristiken verzichtet auf das Addieren und überprüft die Cues in der Reihenfolge ihrer Gültigkeit („cue validity“, siehe unten), was eine einfache Form des Gewichtens darstellt. Diese Kategorie bezeichnen wir als One-Reason Decision Making, da Entscheidungen sich auf den ersten diskriminierenden Cue verlassen. Die andere Gruppe verzichtet auf das Gewichten und addiert so lange Cues, bis eine bestimmte Schwelle erreicht ist. Diese zweite Klasse nennen wir Tallying-Heuristiken. Jede der Heuristiken besteht aus drei Bausteinen: einer Such-, einer Stopp- und einer Entscheidungsregel. Wir werden einige der Bedingungen erläutern, unter denen die jeweilige Kategorie von Heuristiken erfolgreich ist, und uns zu diesem Zweck auf Inferenzen, nicht auf Präferenzen konzentrieren.

### **5.1 Take-The-Best und Tallying**

Nehmen wir folgende Aufgabe: Es soll vorhergesagt werden, welche Alternative, a oder b, den höheren Wert auf einem Kriterium hat, wobei a und b Elemente einer Klasse von N Alternativen sind (die Handlungen, Objekte oder Ereignisse sein können). Die Vorhersage kann auf M binäre Cues (1, 2, ..., i, ..., M) gegründet sein, wobei ein Cue-Wert von 1 bzw. 0 einen höheren bzw. niedrigeren Kriteriumswert anzeigt. Anschaulich wird dies in Abbildung 4, die einen von Newell, Weston und Shanks (2003) durchgeführten Versuch unter Laborbedingungen („mouselab“) wiedergibt. Den Teilnehmern wurde eine Reihe von Wahlmöglichkeiten zwischen den Aktien zweier fiktiver Unternehmen vorgelegt. Bei jedem Durchgang wurden zwei Unternehmen auf dem Computer-Bildschirm vorgestellt und die Versuchspersonen sollten vorhersagen, welche Aktien mehr Gewinn abwerfen würden. Dabei konnten sie die Werte von bis zu sechs Cues abfragen, etwa: „Investiert das Unternehmen in neue Projekte?“ oder „Hat das Unternehmen finanzielle Reserven?“ Die Kosten dieser Informationen betragen 1 Pence pro Cue. Nachdem die Teilnehmer so viele Cues gekauft hatten, wie sie wollten, trafen sie ihre Wahl und erhielten eine Rückmeldung, ob ihre Antwort richtig war. Für

jede richtige Antwort erhielten sie 7 Pence abzüglich des Betrags, den sie für Informationen aufgewendet hatten. Wie ziehen Menschen Schlüsse, wenn sie nach Informationen suchen müssen?

[Abb. 4 einfügen]

Eine Hypothese, wie Menschen schlussfolgern, ist die Take-The-Best-Heuristik (Gigerenzer & Goldstein, 1999), die zu der Kategorie One-Reason Decision Making gehört. Sie besteht aus drei Bausteinen: einer Such-, einer Stopp- und einer Entscheidungsregel.

### Take-The-Best

1. Suchregel: Frage die Cues in der Reihenfolge ihrer (subjektiven) Validität ab. Beginne mit den Werten des Cues mit der höchsten Validität.
2. One-Reason-Stoppregel: Wenn ein Objekt einen positiven Cue-Wert (1) hat und das andere nicht (0 oder unbekannt), beende die Suche und fahre mit Schritt 3 fort. Sonst schlieÙe diesen Cue aus und gehe zu Schritt 1 zurück. Wenn es keine weiteren Cues gibt, rate.
3. One-Reason Decision Making: Sage vorher, dass das Objekt mit dem positiven Cue-Wert (1) den höheren Wert auf dem Kriterium hat.

Die Validität eines Cues  $i$  ist definiert als  $v_i = R_i / P_i$ , wobei  $R_i$  = Anzahl der korrekten Vorhersagen aufgrund von Cue  $i$  ist und  $P_i$  = Anzahl von Paaren, bei denen die Werte von Cue  $i$  voneinander abweichen. Die Heuristik wird in Abbildung 4 veranschaulicht. Nehmen wir der Einfachheit halber an, dass die Reihenfolge der Cues (von oben nach unten) der Rangordnung ihrer Validität entspricht (bei einem Experiment würden die Cues jedoch in einer zufälligen Reihenfolge präsentiert). Die Suchregel besagt, dass der oberste Cue zuerst überprüft wird. Da dessen Cue-Werte bei beiden Aktien gleich sind, wird die Suche beim Cue mit der zweithöchsten Validität fortgesetzt. Hier sind die Cue-Werte unterschiedlich, sodass die Suche der Stoppregel entsprechend beendet wird. In diesem Fall empfiehlt die Entscheidungsregel die Vorhersage, dass Aktie A profitabler ist. Es werden keine weiteren Cues überprüft.

Nehmen wir nun ein Beispiel für eine Tallying-Heuristik, die auf Addition basiert und auf Gewichten (oder Ordnen) verzichtet:

### Tallying

1. Suchregel: Durchsuche die Cues in zufälliger Reihenfolge und überprüfe die Cue-Werte.
2. Stoppregel: Beende die Suche nach  $m$  ( $1 < m \leq M$ ) Cues und stelle fest, welches Objekt mehr positive Cue-Werte (1) hat, ehe du mit Schritt 3 fortfährst. Wenn die Anzahl gleich ist, gehe zu Schritt 1 zurück und suche nach einem anderen Cue. Wenn keine weiteren Cues gefunden werden, rate.
3. Tallying-Regel: Sage vorher, dass das Objekt mit den meisten positiven Cue-Werten (1) den höheren Wert auf dem Kriterium hat.



In der einschlägigen Literatur werden verschiedene Varianten des Tallying-Modells behandelt, etwa Einheitsgewicht-Modelle, in denen entweder alle Cues ( $\underline{m} = \underline{M}$ ) oder die  $\underline{m}$  signifikanten Cues überprüft werden (Dawes, 1979). Im Unterschied zu den „Als-ob“-Modellen, die nur die Ergebnisse voraussagen, sagen diese Heuristikmodelle Prozess und Ergebnis vorher und können genauer überprüft werden. In den Studien von Newell, Weston et al. (2003) wurden alle drei Bausteine unabhängig voneinander getestet.

Suchregel. Theoretisch können die Versuchsteilnehmer die Cues auf viele verschiedene Weisen abfragen. Wenn sie stets alle sechs Cues ansehen würden (was in Anbetracht der damit verbundenen Kosten unwahrscheinlich ist), gäbe es  $6! = 720$  verschiedene Rangfolgen. Während die Suchregel der Tallying-Heuristik keine bestimmte Rangfolge vorschreibt, macht die Suchregel der Take-The-Best-Heuristik die starke Vorhersage, dass sich Menschen bei der Suche von einer durch die Validitäten bestimmten Rangfolge leiten lassen. Um den Versuchspersonen Informationen über die Validitäten der Cues zu vermitteln, ließen Newell, Weston et al. (2003) jeden Teilnehmer 120 Durchgänge absolvieren (wie die in Abb. 4) und gaben nach jeder Antwort ein Feedback (richtig/falsch), sodass sich für die sechs Cues Validitäten  $v_i$  von .90, .85, .80, .75, .70 bzw. .65 ergaben. Die Zuordnung der Validitäten zu den Cues wurde zwischen den Teilnehmern ausbalanciert. Auf die Lernphase folgte eine Testphase mit 60 Durchgängen. Wie in Abbildung 5 ersichtlich, folgten 75 Prozent der Teilnehmer der Suchregel der Take-The-Best-Heuristik. Wenn es nur zwei Cues gab, stieg diese Zahl auf 92 Prozent. Folglich suchte die überwiegende Mehrheit der Teilnehmer nicht willkürlich, sondern anhand der Rangfolge der Validität.

[Abb. 5 einfügen]

Stoppregel. Für die Beendigung der Suche gibt es nicht so viele logische Möglichkeiten wie für die Suche, sondern nur sechs: nach dem ersten, zweiten, ..., sechsten Cue (die Möglichkeit, dass jemand nicht sucht, sondern einfach rät, ist nicht mitgezählt). Die Tallying-Heuristik sieht vor, dass die Teilnehmer mehr als einen Cue addieren, aber sie lässt offen, wie viele (d.h., die Zahl  $\underline{m}$  muss unabhängig geschätzt werden). Im Unterschied dazu sieht die Take-The-Best-Heuristik vor, dass die Suche sofort beendet wird, sobald der erste diskriminierende Cue gefunden wurde – nicht früher und nicht später. Es ist zu beachten, dass jede Stoppregel unabhängig von den Ergebnissen der Suchregel valide sein kann. Zum Beispiel können Leute in einer der 719 Rangordnungen suchen, die nicht mit  $v_i$  übereinstimmen, aber aufhören, sobald der erste diskriminierende Cue gefunden wurde. Ebenso kann die Suche sich an der Validität orientieren und trotzdem erst beendet werden, wenn alle Cues überprüft wurden. Das empirische Ergebnis der Suchregel schränkt also das Stoppverhalten nicht ein. Newell, Weston et al. (2003) beobachteten, dass die Versuchspersonen in 80 Prozent aller Fälle (in denen die Teilnehmer überhaupt Informationen kauften) die vorgeschlagene Stoppregel befolgten und dass diese Zahl auf 89 Prozent anstieg, wenn es nur zwei Cues gab (Abb. 5). Das bedeutet, dass die überwiegende Mehrzahl die Suche sofort beendete, nachdem sie den ersten Cue gefunden hatte, der einen Unterschied anzeigte.

Entscheidungsregel: Theoretisch können die Teilnehmer die Informationen bezüglich der sechs Cues beliebig miteinander kombinieren. Dies schließt lineare Modelle – gewichtet oder ungewichtet – mit ein. Wenn jemand die One-Reason-Stoppregel befolgt, schränkt dies die Möglichkeiten der Entscheidungsfindung ein

(während die Suchregel, wie gesagt, keine Einschränkung für die Stopp- oder Entscheidungsregel bedeutet). Wenn lediglich eine diskriminierende Information vorliegt, bleiben anscheinend als vernünftige Entscheidungsregeln nur Formen des One-Reason-Decision-Making übrig. Die Multiple-Reason-Stoppregel würde im Unterschied dazu mögliche Entscheidungsregeln nicht einschränken. Newell, Weston et al. (2003) stellten fest, dass die Versuchspersonen die Entscheidungsregel der Take-The-Best-Heuristik in 89 Prozent der Versuche anwendeten und dies sowohl bei sechs wie bei zwei Cues (Abb. 5).

Zu ähnlichen Ergebnissen kommen Bröder und Schiffer (2003b), welche (unter anderem) die Häufigkeit der Verwendung von Take-The-Best bei gedächtnisbasierten Inferenzen untersucht haben. Auch hier zeigte sich, dass das Verhalten der Mehrzahl der Probanden im Einklang mit Take-The-Best stand. Die Autoren interpretieren dies als Evidenz dafür, dass die Selektion von Heuristiken anhand von Kosten-Nutzen Analysen erfolgt. Nichtkompensatorische Heuristiken sind dann besonders adaptiv, wenn die Informationssuche kostspielig ist, wie dies beim Gedächtnisabruf im Sinne von Zeit und Anstrengung der Fall ist.

Mittlerweile gibt es eine ganze Reihe von Experimenten, in denen untersucht wurde, unter welchen Bedingungen Menschen die Take-The-Best-Heuristik anwenden (z.B. Bröder, 2000, 2003; Newell & Shanks, 2003; Newell, Weston et al., 2003). Auch wurde die Take-The-Best-Heuristik mit anderen Heuristiken oder Optimierungsmodellen verglichen (Bröder, 2000, 2002; Bröder & Schiffer, 2003a, 2003b; Läge, Hausmann, Christen & Daub, 2003; Lee & Cummins, 2004; Newell, Rakow, Weston & Shanks, in press; Rieskamp & Hoffrage, 1999; Rieskamp & Otto, 2003; Todorov, 2002). Dagegen haben sich nur relativ wenige experimentelle Studien mit Tallying beschäftigt (Bröder, 2000; Rieskamp & Hoffrage, 1999). One-Reason Decision Making wurde im Hinblick auf folgenreiche Entscheidungen untersucht. So treffen britische Richter Entscheidungen über Freilassung auf Kautions in etwa 95 Prozent der Fälle nur auf der Basis eines einzigen guten Grundes (Dhmi, 2003; Dhmi & Ayton, 2001), und britische Allgemeinärzte verfahren ebenso, wenn sie lipidsenkende Medikamente verschreiben (Dhmi & Harries, 2001). Viele Eltern verlassen sich bei der Entscheidung, zu welchem Arzt sie fahren, wenn ihr Kind nachts ernsthaft krank wird, auf einen einzigen Grund (Scott, 2002).

Take-The-Best- und Tallying-Heuristiken wurden als Komponenten einer Vielzahl von Prozessen der Urteilsbildung getestet, etwa im Rahmen der Theorie zu Probabilistischen Mentalen Modellen (Gigerenzer, Hoffrage & Kleinbölting, 1991; Slegers, Brake & Doherty, 2000) und von RAFT, des ersten Prozessmodells für die Entstehung des Hindsight Bias (Hoffrage, Hertwig & Gigerenzer, 2000), einem Fehler, der darin besteht, dass Personen im Nachhinein glauben, die Lösung eines Problems oder die Antwort auf eine Frage bereits im Vorhinein gewusst zu haben, auch wenn dies nicht der Fall ist. Wir wissen aus zahlreichen Studien, dass der Hindsight Bias manchmal auftritt und manchmal nicht. Das Prozessmodell ist das erste, welches für jeden Teilnehmer und jede Frage vorhersagen kann, ob der Hindsight Bias auftreten wird oder nicht (Abb. 6). Der Bias selbst scheint ein Nebenprodukt eines adaptiven Aktualisierungsprozesses im Gedächtnis zu sein.

[Abb. 6 einfügen]

## 5.2 Ökologische Rationalität

Welche Umweltstrukturen können sich die beiden Heuristiken (Take-The-Best und Tallying) erfolgreich zu Nutze machen? Nehmen wir eine Situation mit fünf binären Cues, wie in Abbildung 7 (links), wo die Gewichte der Rangfolge der Cues in der Take-The-Best-Heuristik entsprechen. In einer Umwelt, in der die Gewichte der Cues (z.B. Beta-Gewichte) exponentiell abnehmen, wie bei  $1/2$ ,  $1/4$ ,  $1/8$  usw., kann kein lineares Modell einschließlich der multiplen Regression die schnellere und sparsamere Take-The-Best-Heuristik übertreffen. Dies wurde von Martignon und Hoffrage (1999, 2002) nachgewiesen. Man kann dieses Ergebnis intuitiv erfassen, weil die Summe aller Cue-Gewichte rechts von einem Cue nie größer sein kann als das Gewicht dieses Cues – sie kann also Cues mit höheren Gewichten nicht ausgleichen. Eine Umwelt dieses Typs wird durch nichtkompensatorische Informationen strukturiert. Hier ist die Strategie, sich auf einen einzigen Grund zu verlassen und den Rest zu ignorieren, ebenso genau wie das Einbeziehen aller Gründe mithilfe linearer Methoden. Angesichts der überlegenen Robustheit einfacher Heuristiken (siehe unten) ist die Take-The-Best-Heuristik wahrscheinlich sogar genauer.

[Abb. 7 einfügen]

Die Tallying-Heuristik ist bei nichtkompensatorischen Informationen eher ungeeignet. Sie funktioniert besser in Umwelten, in denen die Cue-Gewichte nur wenig voneinander abweichen. In dem in Abbildung 7 (rechts) dargestellten Extremfall, in dem alle Cues das gleiche Gewicht haben, zeigt sich, dass eine Tallying-Heuristik, die alle Cues abzählt ( $\underline{m} = \underline{M}$ ), dieselbe Genauigkeit erzielt wie ein beliebiges lineares Modell.

Darüber hinaus können diese beiden Heuristiken noch andere Umweltstrukturen nutzen (Martignon & Hoffrage, 1999, 2002). Wenn zum Beispiel die Information spärlich ist, das heißt wenn es im Vergleich zur Anzahl der Cues nur wenig Wissen über deren jeweilige Ausprägung gibt, sind die Take-The-Best-Heuristik und andere einfache Heuristiken generell vorteilhafter als multiple Regression und andere komplexe statistische Modelle, für die umfangreiche Lernsets erforderlich sind (Gigerenzer, Todd & the ABC Research Group, 1999; Chater, Oaksford, Nakisa & Redington, 2003).

## 6. Woher wissen Menschen, welche Heuristik sie benutzen sollen?

Studien lassen vermuten, dass sich Menschen fast nie bewusst für eine bestimmte Heuristik entscheiden. Vielmehr passen sie die Heuristiken normalerweise schnell und unbewusst wechselnden Umwelten an, vorausgesetzt, sie erhalten Feedback (Payne et al., 1993). Rieskamp und Otto (2003) haben diesen adaptiven Prozess in einem Experiment demonstriert. Die Versuchspersonen übernahmen die Rolle von Bankberatern, die entscheiden sollten, welches von zwei Unternehmen, die ein Darlehen beantragt hatten, kreditwürdiger sei. Entscheidungsgrundlage waren sechs Cues, wie etwa die Qualifikation der Angestellten oder die Rentabilität (ähnlich wie in dem Experiment in Abb. 4, nur dass für die Information über die Cue-Werte in diesem Fall nichts bezahlt werden musste). Für die ersten 24 Vergleichspaare erhielten die Teilnehmer keine Rückmeldung über die Korrektheit ihrer Voraussagen. Sie wandten nur in 30 Prozent der Fälle die Take-The-Best-Heuristik an, was nicht ungewöhnlich ist

in Situationen, in denen keine Kosten für Informationen anfallen. Bei den folgenden Durchgängen gab es Feedback. Die Umwelt einer Teilnehmergruppe war nicht-kompensatorisch (siehe Abb. 7), das heißt, das kreditwürdigere Unternehmen ließ sich in 90 Prozent der Fälle durch den Cue (in Bezug auf den sich die Unternehmen unterschieden) mit der höchsten Validität korrekt vorhersagen. Die Umwelt der zweiten Gruppe war kompensatorisch, das heißt, das Feedback wurde in 90 Prozent der Fälle durch gewichtete Addition bestimmt. Passten die Teilnehmer ihre Heuristiken intuitiv der Struktur der Umwelt an? Wie in Abbildung 8 zu sehen ist, veränderte sich bei Feedback intuitiv die Häufigkeit, mit der die Take-The-Best-Heuristik angewendet wurde. Die Versuchspersonen lernten, dass in unterschiedlichen Umwelten unterschiedliche Heuristiken zum Ziel führen. Laut Bröder (2003) können Menschen mit einem höheren IQ die Struktur der Umwelt besser erkennen und deshalb besser entscheiden, welche Heuristik sich besonders gut eignet. Während individuelle Korrelate zur Anwendung bestimmter Strategien schwer zu finden sind, sind individuelle Korrelate zur Adaptation von Strategien offenbar leichter aufzuzeigen.

[Abb. 8 einfügen]

Mit diesem Experiment wird individuelles Lernen durch Feedback veranschaulicht. Welche Heuristik sich für welches Problem eignet, kann aber auch durch evolutionäres und kulturelles Lernen erfasst werden. So verwendet zum Beispiel ein Guppyweibchen eine Heuristik für die Partnerwahl, die der Take-The-Best-Heuristik ähnelt (Dugatkin, 1996). Wenn es sich zwischen zwei Männchen entscheiden muss, scheint der wichtigste Cue die Intensität der Orangefärbung zu sein. Wenn ein Männchen viel stärker orange gefärbt ist als das andere, kann das Weibchen die Suche beenden und die Entscheidung zu seinen Gunsten treffen. Der zweitwichtigste Cue scheint das „mate copying“ zu sein, das heißt, dass das Weibchen das Männchen vorzieht, das sie schon einmal bei der Paarung mit einem anderen Weibchen beobachtet hat. Dabei muss ein Guppyweibchen nicht erst eigens lernen, auf welche Cues es in welcher Reihenfolge achten muss. Man nimmt an, dass ein Cue (wie etwa die Orangefärbung) die Überlebensfähigkeit des potenziellen Paarungspartners – und damit auch des Nachwuchses – (zumindest in früheren Umwelten) anzeigt. Evolutionäres Lernen ist die langsamste, soziales Lernen die schnellste Art und Weise zu lernen, welche Heuristik wann angewendet werden sollte. So kann man die Blickheuristik einem Baseballanfänger, Pilotenanwärter oder jungen Seemann in wenigen Minuten beibringen.

Eine intuitive Sensibilität gegenüber der Umwelt gibt es auch bei der Verwendung der Rekognitionsheuristik. Wir haben Ihnen viele Beispiele gezeigt, in denen ein Großteil der Entscheidungen der Rekognitionsheuristik folgte. In all diesen Beispielen war die Rekognitionsheuristik aufgrund der Korrelation zwischen Wiedererkennen und Kriterium ökologisch rational. Wie sieht es jedoch aus, wenn keine ökologische Rationalität vorliegt? Eine Studie von Pohl (2004) demonstriert, dass Menschen sich zwar auf die Rekognitionsheuristik verlassen, um die Größe von Städten vorherzusagen, nicht aber, um Aussagen über deren geografische Lage zu machen, womit Rekognition unkorreliert ist. In einer Untersuchung von Oppenheimer (2003), in der Städte aus der näheren Umgebung mit fiktiven Städten hinsichtlich ihrer Größe verglichen werden sollten, folgten die Menschen überwiegend nicht der Rekognitionsheuristik. Doch warum sollten sie auch? Schließlich wussten sie über die Städte aus der Umgebung, dass diese klein

waren und dass sie sie nur kannten, weil sie zufällig in der Nähe waren. Sie hatten keinen Grund, eine Korrelation zwischen Wiedererkennen und Größe anzunehmen. Menschen ziehen die Bekanntheit von Objekten nur dann zur Einschätzung des Kriteriums heran, wenn auch tatsächlich ein Zusammenhang zwischen Bekanntheit und Kriterium besteht (Hoffrage, Matz, Konecka, Teske & Lorenzen, 2004).

## 7. Robustheit

Eine gute Heuristik muss robust sein. Robustheit ist die Fähigkeit, Vorhersagen über die Zukunft oder neue Ereignisse zu treffen, wohingegen Fitting die Fähigkeit meint, zutreffende Aussagen über die Vergangenheit zu machen oder bereits bekannte Informationen anzuwenden. Ein sehr guter Fit kann leicht Overfitting bedeuten (Mitchell, 1997; Roberts & Pashler, 2000). Um ein Overfitting festzustellen, muss unterschieden werden zwischen der Lernstichprobe, aus der ein Modell seine Parameter berechnet hat, und der Teststichprobe, an der das Modell geprüft wird. Beide Stichproben werden nach Zufallskriterien derselben Population entnommen.

Definition: Bei einem Modell O liegt ein Overfitting der Lernstichprobe vor, wenn es ein alternatives Modell O' gibt, das zwar in der Lernstichprobe eine größere Fehlerquote als O, in der Teststichprobe jedoch eine kleinere Fehlerquote als O hat. In diesem Fall gilt O' als das robustere Modell.

Betrachten wir Abbildung 9, die die durchschnittliche Genauigkeit von drei Heuristiken im Vergleich zur multiplen Regression zeigt, und zwar bei 20 real existierenden Problemen (Czerlinski, Gigerenzer & Goldstein, 1999). Bei jedem Problem ging es darum, vorherzusagen, welches von zwei Objekten einen höheren Wert auf dem Kriterium hat. Eine Aufgabe war, vorherzusagen, welche von zwei Highschools in Chicago die höhere Aussteigerrate hat. Zu den Cues gehörten die Anwesenheitsrate der Schüler, die sozioökonomische und ethnische Zusammensetzung der Schülerschaft, die Klassengröße und die Ergebnisse, welche die Schüler bei verschiedenen Standardtests erzielten. In anderen Fällen sollten Prognosen über die subjektive Attraktivität von prominenten Männern und Frauen, über Obdachlosenzahlen, Professorengehälter oder Fettleibigkeit von 18-jährigen Jugendlichen gemacht werden. Die drei Heuristiken waren Take-The-Best, Minimalist (die der Take-The-Best-Heuristik entspricht, aber die Cues zufällig wählt) und eine Tallying-Heuristik, die alle Cues berücksichtigt ( $m = M$ ), das heißt eine lineare Regel mit Einheitsgewichtung. Take-The-Best und Minimalist waren die sparsamsten: Sie überprüften im Durchschnitt lediglich 2,4 bzw. 2,2 Cues, bevor sie die Suche beendeten. Die Tallying-Heuristik und die multiple Regression überprüften sämtliche Cue-Informationen (erschöpfende Suche), das hieß im Durchschnitt 7,7 Cues. Wie genau waren die Heuristiken?

[Abb. 9 einfügen]

Der springende Punkt ist die Unterscheidung zwischen Fitting und Vorhersage. Beim Fitting sind Teststichprobe und Lernstichprobe identisch, und hier gilt die mathematische Binsenweisheit, dass Modelle mit mehr freien Parametern einen höheren Fit erzielen. Dementsprechend hatte die multiple Regression den besten Fit. Bei der Überprüfung eines Modells geht es aber in erster Linie um die Vorhersagegenauigkeit, die durch Kreuzvalidierung getestet wurde. Diese bestand

darin, dass die vier Modelle ihre Parameter anhand der Hälfte der Daten lernten und mit der anderen Hälfte getestet wurden. Die Vorhersagegenauigkeit der Take-The-Best- und der Tallying-Heuristik war im Durchschnitt höher als die der multiplen Regression. Dieses Ergebnis mag paradox klingen, weil die multiple Regression mehr Informationen als die anderen Heuristiken verarbeitete.

Abbildung 9 zeigt aber, dass die multiple Regression verglichen mit Take-The-Best und Tallying Overfitting aufwies. Intuitiv lässt sich das Phänomen des Overfitting folgendermaßen verstehen: Eine Menge von Beobachtungen besteht aus Informationen, die sich auf andere Stichproben übertragen lassen, und aus Informationen, bei denen dies nicht möglich ist (z.B. Rauschen). Wenn man zu viele Informationen aus den Daten zieht, gewinnt man einen besseren Fit (eine höhere erklärte Varianz), aber man wird häufiger Rauschen irrtümlich für eine Vorhersageinformation halten. Dies kann zu einer wesentlichen Verringerung der Vorhersagekraft führen. Zu beachten ist, dass beide Formen der Vereinfachung – Verzicht auf Addieren oder auf Gewichten – zu größerer Robustheit führten. Die Minimalist-Heuristik dagegen, die sowohl auf Addieren als auch auf Gewichten verzichtet, entnahm den Daten zu wenige Informationen.

Im Allgemeinen erhöht sich die Vorhersagegenauigkeit eines Modells mit seinem Fit, nimmt jedoch ab, je größer die Anzahl freier Parameter ist, und der Unterschied zwischen Fit und Vorhersagegenauigkeit wird mit wachsender Anzahl von Datenpunkten kleiner (Akaike, 1973; Forster & Sober, 1994). Allgemein ausgedrückt: Bei Entscheidungen unter Unsicherheit muss man Informationen außer Acht lassen, um gute Vorhersagen treffen zu können. Die Kunst besteht darin, die richtigen Informationen zu ignorieren. Heuristiken, die Einfachheit propagieren und zum Beispiel nur den besten Grund für eine Entscheidung berücksichtigen, aber den Rest außer Acht lassen, haben gute Chancen, sich auf die übertragbaren Informationen zu konzentrieren.

Diese Ergebnisse mögen kontra-intuitiv wirken. Je mehr Information und je mehr Auswahl, desto besser – so heißt es. Dieses kulturelle Vorurteil lässt entgegengesetzte Ergebnisse als kuriose Ausnahmen erscheinen (Hertwig & Todd, 2003). Und doch kommen professionelle Handballspieler zu umso besseren Entscheidungen, je weniger Optionen sie berücksichtigen (Johnson & Raab, 2003). Die erste Option, die ihnen in den Sinn kommt, ist in der Regel auch die beste. Jedoch verlassen sie sich darauf umso weniger, je mehr Optionen sie generieren. Bei der Vorhersage von Wohnorten von Wiederholungstätern waren Personen, die einfache Heuristiken verwendeten (wie „Täter wohnen zumeist innerhalb eines Kreises, dessen Durchmesser dem Abstand der am weitesten voneinander entfernten Tatorten entspricht“), genau so gut wie komplexe mathematische Methoden (Snook, Taylor, & Bennell, 2004). Auch treffen Experten ihre Einschätzungen aufgrund einer erstaunlich kleinen Informationsmenge (Shanteau, 1992), und Menschen können Fremde nach einem Videofilm von nur 30 Sekunden Dauer zuverlässig beschreiben (Ambady & Rosenthal, 1993). Käufer kaufen bei geringerer Auswahl mehr (Iyengar & Lepper, 2000), die Struktur von Märkten erlaubt es mehr oder weniger zufällig agierenden Händlern den gleichen Profit zu erzielen wie intelligente Händler (Gode & Sunder, 1993) und politische Institutionen (wie Parteien) strukturieren und limitieren die Wahlmöglichkeiten von Wählern dergestalt, dass diese trotz geringen Wissens kohärente Entscheidungen treffen können (Jackman & Sniderman, 2002; Sniderman, 2000). Außerdem gelten „Satisficer“ als optimistischer, haben angeblich ein höheres Selbstwertgefühl und sind mit ihrem Leben zufriedener,

während „Maximierer“ stärker an Depression, Perfektionismus, Enttäuschung und Selbstvorwürfen leiden (Schwartz et al., 2002). Weniger kann mehr sein.

### **8. Die Bausteine von Heuristiken**

Die Beziehung zwischen Heuristiken und ihren Bausteinen kann man sich wie die Periodentafel in der Chemie vorstellen, auf der es viele Elemente, aber nur wenige Teilchen gibt. So wie sich dieselben Teilchen zu neuen chemischen Elementen verbinden, können dieselben Bausteine neue Heuristiken zur Lösung neuer Aufgaben bilden. Betrachten wir das folgende Problem:

Ein Mann wird mit starken Schmerzen im Brustkorb ins Krankenhaus eingeliefert. Die Ärzte vermuten eine akute ischämische Herzerkrankung (Herzinfarkt), sie müssen eine Entscheidung treffen, und zwar schnell: Soll der Patient auf die Intensivstation oder in ein normales Krankenhausbett mit EKG-Fernüberwachung? In zwei Krankenhäusern in Michigan schickten Ärzte 90 Prozent ihrer Patienten auf die Intensivstation. Diese defensive Strategie führte zu Überbelegung, verringerte die Qualität der Pflege und wurde zu einem Gesundheitsrisiko für Patienten, die nicht auf diese Station gehörten. Ein Expertensystem mit etwa 50 Wahrscheinlichkeiten, die mit einer logistischen Regression verknüpft wurden, traf richtigere Entscheidungen als die Ärzte, aber Ärzte benutzen solche Programme nicht gern, weil sie nicht transparent sind, das heißt, weil sie sie nicht verstehen. Um das Problem zu lösen, entwarfen Wissenschaftler des University of Michigan Hospitals (Green & Mehr, 1997) mit den Bausteinen der Take-The-Best-Heuristik eine Klassifikationsheuristik (Abb. 10). Wenn das EKG eines Patienten eine bestimmte Anomalie (das so genannte ST-Segment) aufweist, wird er sofort auf die Intensivstation gebracht. Keine weitere Information ist nötig. Ist diese Anomalie nicht vorhanden, wird als zweite Variable berücksichtigt, ob der Patient hauptsächlich über Schmerzen im Brustkorb klagt. Tut er das nicht, wird das Risiko sofort als niedrig eingestuft, und der Patient kommt in ein normales Krankenhausbett. Weitere Informationen werden nicht herangezogen. Hat er die fraglichen Schmerzen, wird eine dritte, zusammengesetzte Frage gestellt, um den Patienten endgültig einzustufen.

Green und Mehr (1997) berichten, dass Entscheidungen mithilfe des schnellen und sparsamen Entscheidungsbaums genauer waren (gemessen an der Zahl der richtig diagnostizierten Herzinfarkte) als die Diagnosen der Ärzte. Die Sensitivität war höher und die Rate falsch-positiver Ergebnisse niedriger. Die Heuristik war außerdem besser als das Expertensystem, das über mehr Informationen als der schnelle und sparsame Entscheidungsbaum verfügte.

[Abb. 10 einfügen]

Ein schneller und sparsamer Entscheidungsbaum ist ein Klassifikationsschema, das auf jeder Ebene eine Entscheidung ermöglicht. Er hat  $M + 1$  Ausgänge oder Endknoten ( $M$  ist die Anzahl der Variablen oder Cues). Im Gegensatz dazu steigt die Anzahl von  $2^M$  Endknoten eines vollständigen Baums exponentiell, weshalb die Berechnung vollständiger Bäume bei einer hohen Zahl von Variablen unmöglich ist. Ein schneller und sparsamer Entscheidungsbaum besteht aus denselben Elementen wie Take-The-Best: geordnete Suche, One-Reason-Stopregel und One-Reason-

Entscheidungen. Wenn die klinischen Cues der nichtkompensatorischen Struktur von Abbildung 7 (links) entsprechen, kann keine logistische Regression genauer sein als diese Heuristik. Weisen die klinischen Cues eher eine kompensatorische Struktur (Abb. 7, rechts) auf, ist eine Tallying-Heuristik genauer. Eine Tallying-Heuristik für das Problem der Unterbringung auf der Intensivstation ist die folgende:

Tally-3: Sobald drei positive Cue-Werte vorliegen, beende die Suche und schicke den Patienten auf die kardiologische Intensivstation.

Beide Klassifikationsheuristiken sind transparent, das heißt, Ärzte können ihre Logik mühelos verstehen und sind deshalb eher bereit, sie zu akzeptieren und anzuwenden als eine logistische Regression. Die Vorhersagegenauigkeit der Heuristiken ist hoch, (i) wenn sie an die Strukturen der Umwelt angepasst sind (siehe Abb. 7) und (ii) weil Einfachheit in der Regel mit einer höheren Robustheit einhergeht. Es kann durchaus sein, dass die logistische Regression in der klinischen Population, in der sie ursprünglich validiert wurde, einen hervorragenden Fit hatte. Aber danach wurde sie in einem Krankenhaus in Michigan angewendet, dessen Patientenpopulation sich in einem nicht bekannten Ausmaß von der ursprünglichen Population unterscheidet. Anders als in der Situation in Abbildung 9, bei der Lern- und Teststichprobe aus derselben Population stammen, bezieht sich die Robustheit in diesem Fall auf eine unbekannte Population.

Systematischer Unterricht in schnellen und sparsamen Heuristiken wird zurzeit in der Medizin als Alternative zur klassischen Entscheidungstheorie diskutiert (Elwyn, Edwards, Eccles & Rovner, 2001). Zudem erklärt man damit die hervorragende Intuition besonders guter Krankenhausärzte (Naylor, 2001). Schnelle und sparsame Bäume werden als normative Richtlinien vorgeschlagen, wenn zum Beispiel entschieden werden muss, ob kleinen Kindern Antibiotika verschrieben werden sollen (Fischer et al., 2002).

Bei Klassifikationsproblemen mit mehr als zwei Kategorien beruht die Heuristik eher auf Eliminierung als auf One-Reason Decision Making oder Tallying. Dieser Baustein ist Teil der Klassifizierung durch Eliminierung (Berretty, Todd & Martignon, 1999) und der QuickEst Heuristik, einer Heuristik zur Lösung von Aufgaben, die quantitative Schätzungen enthalten (Hertwig, Hoffrage & Martignon, 1999). Früher kam er im Zusammenhang mit Präferenzurteilen bei Elimination by Aspects (Tversky, 1972) zur Anwendung. Bausteine für Heuristiken, die in diesem Kapitel nicht behandelt werden, umfassen das Anspruchsniveau (wie bei der Partnerwahl; siehe Todd & Miller, 1999), Vorstellungen von sozialer Gerechtigkeit (wie elterliche Investition; siehe Hertwig, Davis & Sulloway, 2002), gesellschaftliche Normen (wie im Konformismus; siehe Boyd & Richerson, 2001) und emotionale Prozesse, deren Funktion in Analogie zur Funktion kognitiver Bausteine gesehen werden kann, sich aber stärker auswirkt und länger anhält (siehe die entsprechenden Kapitel in Gigerenzer & Selten, 2001). So kann etwa Verliebtheit eine starke Stoppregel sein, die die Partnersuche beendet und Loyalität fördert. Ekel kann die zur Auswahl stehenden Alternativen einschränken, und soziale Normen befreien uns von dem Zwang, ständig über Entscheidungen nachdenken zu müssen.

## **9. Der adaptive Werkzeugkasten**



Die Erforschung kognitiver Heuristiken befasst sich mit (i) den Bausteinen von Heuristiken und (ii) den Umweltstrukturen, die eine bestimmte Heuristik nutzt, das heißt der Art von Problemen, die sie lösen kann. Mit anderen Worten, der „adaptive Werkzeugkasten“ ist der erste und ökologische Rationalität der zweite Forschungsgegenstand, in deskriptiver und normativer Zielsetzung. Die Untersuchung des adaptiven Werkzeugkastens ist deskriptiv, befasst sich unter anderem mit individuellen Unterschieden in der Verwendung von Heuristiken und den Veränderungen des Werkzeugkastens im Laufe des Lebens (Gigerenzer, 2003). Modelle von Heuristiken gestatten qualitative Vorhersagen: zum Beispiel über die Bedingungen, unter denen ein Hindsight Bias entstehen oder ausbleiben wird. Sie gestatten auch quantitative Vorhersagen: zum Beispiel über den Anteil korrekter Antworten mithilfe der Rekognitionsheuristik. Konsistent mit dem Bayesianischen Modell-Testen (MacKay, 1992) ergeben sich die aussagekräftigsten Tests aus (i) kontra-intuitiven Vorhersagen, wie dem Less-is-more-Effekt in Einzel- und Gruppenentscheidungen, und (ii) aus Modellen, die keine frei adjustierbaren Parameter aufweisen, wie etwa die Such-, Stopp- und Entscheidungsregeln der Take-The-Best-Heuristik.

Studien zur ökologischen Rationalität sind im Unterschied dazu deskriptiv und präskriptiv. Aus den Forschungsergebnissen über das Zusammenspiel von Heuristiken und Umweltstrukturen lassen sich Hypothesen über die adaptive Nutzung von Heuristiken ableiten. Die Ergebnisse haben aber auch normative Kraft. Wenn zum Beispiel die verfügbaren Informationen nichtkompensatorisch sind, kann man einen schnellen und sparsamen Klassifikationsbaum empfehlen, für Paarvergleiche die Take-The-Best-Heuristik. Hier sind diese Heuristiken ebenso gut wie jedes lineare Modell, aber schneller, sparsamer und transparenter. Wenn außerdem nur spärliche Informationen zur Verfügung stehen, erwarten wir, dass diese Heuristiken genauer sind, weil sie tendenziell robuster sind. Die meisten Probleme, die unsere Köpfe und Herzen belasten, sind derart komplex, dass keine Rechenmaschine und kein Gehirn die optimale Lösung finden kann. Die systematische Erforschung kognitiver Heuristiken kann normative Empfehlungen auf empirischer Grundlage bereitstellen, auch wenn wir die beste Lösung nie kennen können.

In diesem Kapitel haben wir Sie zu einer Reise in ein Land der menschlichen Rationalität eingeladen, welches sich vom dem altbekannten unterscheidet, das von der Sonne der Aufklärung mit den Strahlen der Logik und Wahrscheinlichkeit erhellt wird. Das neue Land der Rationalität, in das wir uns aufgemacht haben, hüllt sich in den Nebel der Unsicherheit; seine Einwohner haben nur begrenzte Zeit und begrenztes Wissen, ihnen stehen aber intelligente Heuristiken zur Verfügung. Willkommen – hoffentlich fühlen Sie sich in dieser Welt zu Hause!

## Literatur

- Akaike, H. (1973). Information theory and an extension of the maximum likelihood principle. In B. N. Petrov & F. Csaki (Eds.), 2nd International Symposium on information theory (pp. 267–281). Budapest: Akademiai Kiado.
- Ambady, N. & Rosenthal, R. (1993). Half a minute: Predicting teacher evaluations from thin slices of nonverbal behavior and physical attractiveness. Journal of Personality and Social Psychology, 64, 431–441.

- Ayton, P. & Fischer, I. (in press). The hot-hand fallacy and the gambler's fallacy: Two faces of subjective randomness? *Memory & Cognition*.
- Ayton, P. & Önkal, D. (1997). Forecasting football fixtures: Confidence and judged proportion correct. Unpublished manuscript, University College London.
- Bar-Hillel, M. (1982). Studies of representativeness. In Kahneman, D., Slovic, P., Tversky, A (Eds.), Judgment under uncertainty: Heuristics and biases. Cambridge, UK: Cambridge University Press.
- 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, Simple heuristics that make us smart (pp. 235–257). New York: Oxford University Press.
- Boyd, R. & Richerson, P. J. (1985). Culture and the evolutionary process. Chicago: University of Chicago Press.
- Boyd, R. & Richerson, P. J. (2001). Norms and bounded rationality. In G. Gigerenzer & R. Selten (Eds.), Bounded rationality: The adaptive toolbox (pp. 281–296). Cambridge, MA: MIT Press.
- 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.
- Bröder, A. (2001). Die eingeschränkte Fruchtbarkeit eines unvollständigen Forschungsprogramms: Kommentar zu Hertwig und Hoffrage (2001). Psychologische Rundschau, 52, 159-162.
- Bröder, A. (2002). Take The Best, Dawes' Rule, and compensatory decision strategies: A regression-based classification method. Quality & Quantity, 36, 219–238.
- Bröder, A. (2003). Decision making with the „adaptive toolbox“: Influence of environmental structure, intelligence, and working memory load. Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition, 29, 611–625.
- Bröder, A. & Schiffer, S. (2003a). Bayesian strategy assessment in multi-attribute decision making. Journal of Behavioral Decision Making, 16, 193–213.
- Bröder, A. & Schiffer, S. (2003b). Take The Best versus simultaneous feature matching: Probabilistic inferences from memory and effects of representation format. Journal of Experimental Psychology: General, 132, 277–293.
- Busemeyer, J. R. & Townsend, J. T. (1993). Decision field theory: A dynamic-cognitive approach to decision making in an uncertain environment. Psychological Review, 100, 432–459.
- Camerer, C. F. (1998). Bounded rationality in individual decision making. Experimental Economics, 1, 163–183.
- Chater, N., Oaksford, M., Nakisa, R. & Redington, M. (2003). Fast, frugal, and rational: How rational norms explain behavior. Organizational Behavior and Human Decision Processes, 90, 63–86.
- Conlisk, J. (1996). Why bounded rationality? Journal of Economic Literature, 34, 669–700.
- Cosmides, L. & Tooby, J. (1992). Cognitive adaptations for social exchange. In J. H. Barkow, L. Cosmides & J. Tooby (Eds.), The adapted mind: Evolutionary psychology and the generation of culture (pp. 163–228). Oxford: Oxford University Press.

- Craik, F. I. M. & McDowd, M. (1987). Age differences in recall and recognition. Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition, 13, 474–479.
- 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 (pp. 97–118). New York: Oxford University Press.
- Darwin, C. (1969). The autobiography of Charles Darwin, 1809–1882. New York: Norton. (Original work published 1887)
- Dawes, R. M. (1979). The robust beauty of improper linear models in decision making. American Psychologist, 34, 571–582.
- Dawes, R. M. & Corrigan, B. (1974). Linear models in decision making. Psychological Bulletin, 81, 95–106.
- Dawes, R. M. & Mulford, M. (1996). The false consensus effect and overconfidence: Flaws in judgment, or flaws in how we study judgment? Organizational Behavior and Human Decision Processes, 65, 201–211.
- Dawkins, R. (1976). The selfish gene. Oxford: Oxford University Press.
- Dhami, M. K. (2003). Psychological models of professional decision-making. Psychological Science, 14, 175–180.
- Dhami, M. K. & Ayton, P. (2001). Bailing and jailing the fast and frugal way. Journal of Behavioral Decision Making, 14, 141–168.
- Dhami, M. K. & Harries, C. (2001). Fast and frugal versus regression models in human judgement. Thinking & Reasoning, 7, 5–27.
- 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, USA, 93, 2770–2773.
- Duncker, K. (1935). Zur Psychologie des produktiven Denkens. Berlin: Springer.
- Einstein, A. (1905). Über einen die Erzeugung und Verwandlung des Lichtes betreffenden heuristischen Gesichtspunkt. Annalen der Physik, 17, 132–148.
- Elwyn, G., Edwards, A., Eccles, M. & Rovner, D. (2001). Decision analysis in patient care. The Lancet, 358, 571–574.
- Erev, I., Wallsten, T. S. & Budescu, D. V. (1994). Simultaneous over- and underconfidence: The role of error in judgment processes. Psychological Review, 101, 519–527.
- Fiedler, K., Walther, E. & Nickel, S. (1999). Covariation-based attribution: On the ability to assess multiple covariates of an effect. Personality and Social Psychology Bulletin, 25, 607–622.
- Fischer, J. E., Steiner, F., Zucol, F., Berger, C., Martignon, L., Bossart, W., et al. (2002). Use of simple heuristics to target macrolide prescription in children with community-acquired pneumonia. Archives of Pediatrics and Adolescent Medicine, 156, 1005–1008.
- Forster, M. & Sober, E. (1994). How to tell when simpler, more unified, and less *ad hoc* theories will provide more accurate predictions. British Journal of the Philosophy of Science, 45, 1–35.
- Galef, B. G., 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.
- Gallistel, C. R. (1990). The organization of learning. Cambridge, MA: MIT Press.

- Gigerenzer, G. (1993). The bounded rationality of probabilistic mental models. In K. I. Manktelow & D. E. Over (Eds.), Rationality: Psychological and philosophical perspectives (pp. 284–313). London: Routledge.
- Gigerenzer, G. (1996). On narrow norms and vague heuristics: A rebuttal to Kahneman and Tversky (1996). Psychological Review, *103*, 592–596.
- Gigerenzer, G. (2000). Adaptive thinking: Rationality in the real world. New York: Oxford University Press.
- Gigerenzer, G. (2002). Calculated risks: How to know when numbers deceive you. New York: Simon & Schuster. (UK edition: Reckoning with risk. Learning to live with uncertainty. London: Penguin books.)
- Gigerenzer, G. (2003). The adaptive toolbox and lifespan development: Common questions? In U. M. Staudinger & U. Lindenberger (Eds.), Understanding Human Development: Dialogues with Lifespan Psychology (pp. 423–435). Boston: Kluwer.
- Gigerenzer, G. (2004). Striking a blow for sanity in theories of rationality. In M. Augier & J. G. March (Eds.), Models of a man: Essays in memory of Herbert A. Simon (pp. 389–409). Cambridge, MA: MIT Press.
- Gigerenzer, G. (in press). Fast and frugal heuristics: The tools of bounded rationality. In D. Koehler & N. Harvey (Eds.): Handbook of judgment and decision making. Oxford: Blackwell
- Gigerenzer, G. & Fiedler, K. (2003). Minds in environments: The potential of an ecological approach to cognition. Manuscript submitted for publication.
- 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 (pp. 75–95). New York: Oxford University Press.
- Gigerenzer, G., Hell, W., & Blank, H. (1988). Presentation and content: The use of base rates as a continuous variable. Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance, *14*, 513-525.
- Gigerenzer, G., Hoffrage, U. & Kleinbölting, H. (1991). Probabilistic mental models: A Brunswikian theory of confidence. Psychological Review, *98*, 506–528.
- Gigerenzer, G. & Murray, D. J. (1987). Cognition as intuitive statistics. Hillsdale, NJ: Erlbaum.
- Gigerenzer, G. & Regier, T. (1996). How do we tell an association from a rule? Comment on Sloman (1996). Psychological Bulletin, *119*, 23–26.
- Gigerenzer, G. & Selten, R. (Eds.). (2001). 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.
- Gigone, D. & Hastie, R. (1997). The impact of information on small group choice. Journal of Personality and Social Psychology, *72*, 132–140.
- Gode, D. K. & Sunder, S. (1993). Allocative efficiency of markets with zero-intelligence traders: Market as a partial substitute for individual rationality. Journal of Political Economy, *101*, 119–137.
- Goldstein, D. G. & Gigerenzer, G. (2002). Models of ecological rationality: The recognition heuristic. Psychological Review, *109*, 75–90.
- Goldstein, D. G., Gigerenzer, G., Hogarth, R. M., Kacelnik, A., Kareev, Y., Klein, G., et al. (2001). Group report: Why and when do simple heuristics work? In G.

- Gigerenzer & R. Selten (Eds.), Bounded rationality: The adaptive toolbox (pp. 173–190). Cambridge, MA: MIT Press.
- Green, L. & Mehr, D. R. (1997). What alters physicians' decisions to admit to the coronary care unit? The Journal of Family Practice, 45, 219–226.
- Groner, M., Groner, R. & Bischof, W. F. (1983) Approaches to heuristics: A historical review. In R. Groner (Ed.): Methods of heuristics. Hillsdale, NJ: Erlbaum.
- Griggs, R. A. & Cox, J. R. (1982). The elusive thematic-materials effect in Wason's selection task. British Journal of Psychology, 73, 407–420.
- Hertwig, R., Davis, J. N. & Sulloway, F. J. (2002). Parental investment: How an equity motive can produce inequality. Psychological Bulletin, 128, 728–745.
- Hertwig, R. & Gigerenzer, G. (1999). The „conjunction fallacy“ revisited: How intelligent inferences look like reasoning errors. Journal of Behavioral Decision Making, 12, 275–305.
- 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, Simple heuristics that make us smart (pp. 209–234). New York: Oxford University Press.
- Hertwig, R. & Todd, P. M. (2003). More is not always better: The benefits of cognitive limits. In D. Hardman & L. Macchi (Eds.), Thinking: Psychological perspectives on reasoning, judgment, and decision making (pp. 213–231). Chichester: Wiley.
- Hoffrage, U. (1995). Zur Angemessenheit subjektiver Sicherheits-Urteile: Eine Exploration der Theorie der probabilistischen mentalen Modelle. Unveröffentlichte Dissertation, Universität Salzburg, Österreich.
- Hoffrage, U., Hertwig, R. & Gigerenzer, G. (2000). Hindsight bias: A by-product of knowledge updating? Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition, 26, 566–581.
- Hoffrage, U., Matz, S., Konecka, M., Teske, N. & Lorenzen, W. (2004, September). Metakognition bei Overconfidence. Poster präsentiert auf dem 44. Kongress der Deutschen Gesellschaft für Psychologie, Göttingen.
- Holton, G. (1988). Thematic origins of scientific thought (2nd ed.). Cambridge, MA: Harvard University Press.
- Iyengar, S. S. & Lepper, M. R. (2000). When choice is demotivating: Can one desire too much of a good thing? Journal of Personality and Social Psychology, 79, 995–1006.
- Jacoby, L. J., Woloshyn, V. & Kelley, C. (1989). Becoming famous without being recognized: Unconscious influences of memory produced by dividing attention. Journal of Experimental Psychology, 118, 115–125.
- Jackman, S. & Sniderman, P. M. (2002). The Institutional Organization of Choice Spaces: A Political Conception of Political Psychology. In Kristen Monroe (Ed.), Political Psychology (pp. 209-224). Mahway, New Jersey: Lawrence Erlbaum.
- Johnson, J. G. & Raab, M. (2003). Take the first: Option generation and resulting choices. Organizational Behavior and Human Decision Processes, 91, 215–229.
- Juslin, P., Winman, A. & Olsson, H. (2000). Naive empiricism and dogmatism in confidence research: A critical examination of the hard-easy effect. Psychological Review, 107, 384–396.

- Kahneman, D., & Frederick, S. (2002) Representativeness revisited: Attribute substitution in intuitive judgment. In T. Gilovich, D. Griffin and D. Kahneman (Eds.), Heuristics and Biases: The Psychology of Intuitive Judgment (pp. 49-81). New York: Cambridge University Press.
- Kahneman, D., Slovic, P. & Tversky, A. (Eds.). (1982). Judgment under uncertainty: Heuristics and biases. Cambridge, UK: Cambridge University Press.
- Kahneman, D., & Tversky, A. (1973). On the psychology of prediction. Psychological Review, *80*, 237-251.
- Kahneman, D. & Tversky, A. (1996). On the reality of cognitive illusions. A reply to Gigerenzer's critique. Psychological Review, *103*, 582-591.
- Keeney, R. L. & Raiffa, H. (1993). Decisions with multiple objectives. Cambridge, UK: Cambridge University Press.
- Läge, D., Hausmann, D., Christen, S. & Daub, S. (2003). Take The Best: How much do people pay for validity? Manuscript submitted for publication.
- Laland, K. N. (2001). Imitation, social learning, and preparedness as mechanisms of bounded rationality. In G. Gigerenzer & R. Selten (Eds.), Bounded rationality: The adaptive toolbox (233-247). Cambridge, MA: MIT Press.
- Lee, M. D. & Cummins, T. D. R. (2004). Evidence accumulation in decision making. Unifying the „take the best“ and the „rational“ models. Psychonomic Bulletin & Review, *11*, 343-352.
- Lipshitz, R., Klein, G., Orasanu, J. & Salas, E. (2001). Taking stock of naturalistic decision making. Journal of Behavioral Decision Making, *14*, 331-352.
- Lopes, L. L. (1992). Risk perception and the perceived public. In D. W. Bromley & K. Segerson (Eds.), The social response to environmental risk (pp. 57-73). Boston: Kluwer.
- MacKay, D. J. C. (1992). Bayesian interpolation. Neural Computation, *4*, 415-447.
- 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 (pp. 119-140). New York: Oxford University Press.
- Martignon, L. & Hoffrage, U. (2002). Fast, frugal and fit: Lexicographic heuristics for paired comparison. Theory and Decision, *52*, 29-71.
- McKenzie, C. R. M. & Amin, M. B. (2002). When wrong predictions provide more support than right ones. Psychonomic Bulletin & Review, *9*, 821-828.
- 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.
- Michalewicz, Z. & Fogel, D. B. (2000). How to solve it: Modern heuristics. New York: Springer.
- Mitchell, T. M. (1997). Machine learning. New York: McGraw-Hill.
- Naylor, C. D. (2001). Clinical decisions: From art to science and back again. The Lancet, *358*, 523-524.
- Newell, B. R., Rakow, T., Weston, N. J. & Shanks, D. R. (in press). Search strategies in decision-making: The success of „success“. Journal of Behavioral Decision Making.
- Newell, B. R. & Shanks, D. R. (2003). Take the best or look at the rest? Factors influencing „one-reason“ decision making. Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition, *29*, 53-65.

- Newell, B. R., Weston, N. & Shanks, D. R. (2003). Empirical tests of a fast and frugal heuristic: Not everyone „takes-the-best.“ Organizational Behavior and Human Decision Processes, 91, 82–96.
- Nosofsky, R. M. & Palmeri, T. J. (1997). Comparing exemplar-retrieval and decision-bound models of speeded perceptual classification. Perception & Psychophysics, 59, 1027–1048.
- Oaksford, M. & Chater, N. (1994). A rational analysis of the selection task as optimal data selection. Psychological Review, 101, 608–631.
- Oppenheimer, D. M. (2003). Not so fast! (and not so frugal!): rethinking the recognition heuristic. Cognition, 90, B1-B9.
- Payne, J. W., Bettman, J. R. & Johnson, E. J. (1993). The adaptive decision maker. Cambridge, UK: Cambridge University Press.
- Payne, J. W. & Bettman, J. R. (2001). Preferential choice and adaptive strategy use. In G. Gigerenzer & R. Selten (Eds). Bounded rationality: The adaptive toolbox. (pp. 123–145). Cambridge, MA: MIT Press.
- Pohl, R. (2004). Randbedingungen der Recognition Heuristic [Abstract]. In D. Kerzel, V. Franz & K. Gegenfurtner (Hrsg.), Beiträge zur 46. Tagung experimentell arbeitender Psychologen (S. 196). Lengerich: Pabst Science Publishers.
- Polya, G. (1954). Mathematics and plausible reasoning: Vol. 1. Induction and analogy in mathematics. Princeton, NJ: Princeton University Press.
- Reimer, T. & Katsikopoulos, K. (in press). The use of recognition in group decision-making. Cognitive Science.
- 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 (pp. 141–167). New York: Oxford University Press.
- Rieskamp, J. & Otto, P. E. (2003). How people learn to select strategies. Manuscript submitted for publication.
- Roberts, S. & Pashler, H. (2000). How persuasive is a good fit? A comment on theory testing. Psychological Review, 107, 358–367.
- Rosander, K. & Hofsten, C. von (2002). Development of gaze tracking of small and large objects. Experimental Brain Research, 146, 257–264.
- Schacter, D. L., & Tulving, E. (1994). What are the memory systems of 1994? In D. L. Schacter & E. Tulving (Eds.), Memory systems (pp.1–38). Cambridge, MA: MIT Press.
- Schwartz, B., Ward, A., Monterosso, J., Lyubomirsky, S., White, K. & Lehman, D. R. (2002). Maximizing versus satisficing: Happiness is a matter of choice. Journal of Personality and Social Psychology, 83, 1178–1197.
- Scott, A. (2002). Identifying and analysing dominant preferences in discrete choice experiments: An application in health care. Journal of Economic Psychology, 23, 383–398.
- Sedlmeier, P., Hertwig, R. & Gigerenzer, G. (1998). Are judgments of the positional frequencies of letters systematically biased due to availability? Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition, 24, 754–770.
- Selten, R. (2001). What is bounded rationality? In G. Gigerenzer & R. Selten (Eds.), Bounded rationality: The adaptive toolbox (pp. 13–36). Cambridge, MA: MIT Press.
- Sen, A. (2002). Rationality and freedom. Cambridge, MA: Harvard University Press.

- Serwe, S. & Frings, C. (2003). Who will win Wimbledon 2003? The recognition heuristic in predicting sports event. Manuscript submitted for publication.
- Shaffer, D. M. & McBeath, M. K. (2002). Baseball outfielders maintain a linear optical trajectory when tracking uncatchable fly balls. Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance, *28*, 335–348.
- Shanteau, J. (1992). How much information does an expert use? Is it relevant? Acta Psychologica, *81*, 75–86.
- Simon, H. A. (1955). A behavioral model of rational choice. Quarterly Journal of Economics, *69*, 99–118.
- Simon, H. A. (1956). Rational choice and the structure of environments. Psychological Review, *63*, 129–138.
- Simon, H. A. (1982). Models of bounded rationality. Cambridge, MA: MIT Press.
- Simon, H. A. (1990). Invariants of human behavior. Annual Review of Psychology, *41*, 1–19.
- Slegers, D. W., Brake, G. L. & Doherty, M. E. (2000). Probabilistic mental models with continuous predictors. Organizational Behavior and Human Decision Processes, *81*, 98–114.
- Sniderman, P. M. (2000). Taking Sides: A Fixed Choice Theory of Political Reasoning. In Arthur Lupia, Mathew D. McCubbins, & Samuel L. Popkin (Eds.), Elements of Reason: Cognition, Choice, and the Bounds of Rationality (pp. 74-84). New York: Cambridge University Press.
- Snook, B., Taylor, P. J. & Bennell, C. (2004). Geographic profiling: The fast, frugal and accurate way. Applied Cognitive Psychology, *18*, 105-121.
- Standing, L. (1973). Learning 10,000 pictures. Quarterly Journal of Experimental Psychology, *25*, 207–222.
- Svenson, O., Fischhoff, B. & MacGregor, D. (1985). Perceived driving safety and seatbelt usage. Accident Analyses and Prevention, *17*, 119–133.
- Todd, P. (2001). Fast and frugal heuristics for environmentally bounded minds. In G. Gigerenzer & R. Selten (Eds.), Bounded rationality: The adaptive toolbox (pp. 51–70). Cambridge, MA: MIT Press.
- Todd, P. M. & Gigerenzer, G. (2000). Precis of simple heuristics that make us smart. Behavioral and Brain Sciences, *23*, 727–780.
- Todd, P. M. & Gigerenzer, G. (2001). Putting natural decision making into the adaptive toolbox. Journal of Behavioral Decision Making, *14*, 381-383.
- Todd, P. M. & Miller, G. F. (1999). From pride and prejudice to persuasion: Satisficing in mate search. In G. Gigerenzer, P. M. Todd & the ABC Research Group, Simple heuristics that make us smart (pp. 287–308). New York: Oxford University Press.
- Todorov, A. (2002). Predicting real outcomes: When heuristics are as smart as statistical models. Unpublished manuscript, New York University.
- Tversky, A. (1972). Elimination by aspects: A theory of choice. Psychological Review, *79*, 281–299.
- Tversky, A. & Kahneman, D. (1974). Judgment under uncertainty: Heuristics and biases. Science, *185*, 1124–1131.
- Tversky, A. & Kahneman, D. (2002). Extensional versus intuitive judgment: The conjunction fallacy in probability judgment. In T. Gilovich, D. Griffin and D. Kahneman (Eds.), Heuristics and Biases: The Psychology of Intuitive Judgment (pp. 49-81). New York: Cambridge University Press.
- Wald, A. (1950). Statistical decision functions. New York: Wiley.



<u>Ist ein Phänomen Folge einer „kognitiven Täuschung...“</u>	<u>... oder einer Umweltstruktur und unverzerrter Kognition?</u>
Overconfidence (als <u>Miscalibration</u> definiert)	„ <u>Miscalibration</u> “ folgt aus kognitiven Prozessen (ohne Bias) und einer Umwelt mit unsystematischem Fehler, der eine Regression zur Mitte verursacht (Dawes & Mulford, 1996; Erev et al., 1994).
Overconfidence (definiert als mittleres Konfidenzurteil minus Anteil korrekter Antworten)	„Overconfidence“ folgt aus kognitiven Prozessen (ohne Bias) und einer Umwelt mit unrepräsentativen Stichproben; verschwindet weitestgehend bei Zufallsstichproben (Gigerenzer et al., 1991; Juslin, Winman & Olsson, 2000).
Hard-easy-Effekt	Der „Hard-easy-Effekt“ folgt aus kognitiven Prozessen (ohne Bias) und einer Umwelt mit unsystematischem Fehler, der eine Regression zur Mitte verursacht (Juslin et al., 2000).
Überschätzung geringer Risiken und Unterschätzung hoher Risiken	Dieses klassische Phänomen folgt aus kognitiven Prozessen (ohne Bias) und einer Umwelt mit unsystematischem Fehler, der eine Regression zur Mitte verursacht (Gigerenzer & Fiedler, 2003).
Illusorische Korrelation	„Illusorische Korrelationen“ folgen aus kognitiven Prozessen (ohne Bias), welche Signifikanztests an Stichproben ungleicher GröÙer durchführen, wie Minderheiten und Mehrheiten (Fiedler, Walther & Nickel, 1999).
Die meisten Autofahrer behaupten von sich, sicherer zu fahren als der Durchschnitt	Die Verteilung der tatsächlichen Anzahl von Unfällen ist nicht symmetrisch, sondern schief: Die meisten Fahrer (80 % in einer US-amerikanischen Studie) haben weniger Unfälle als die durchschnittliche Unfallzahl pro Autofahrer (Gigerenzer, 2002; Lopes, 1992).
Verfügbarkeit-Bias	Der „Verfügbarkeit-Bias“ verschwindet weitgehend, wenn die Stimuli (Buchstaben) aus einer repräsentativen Stichprobe stammen und nicht selektiert werden (Sedlmeier, Hertwig & Gigerenzer, 1998).
Präferenzwechsel	Konsistente soziale Werte (z.B.: Nimm nicht das größte Stück!; Durchbruch nicht als Erster eine Streikpostenkette!) können Verhalten erzeugen, das wie inkonsistente

	Präferenzen aussieht (Sen, 2002).
Probability Matching	Probability Matching ist eine suboptimale Strategie für ein Individuum in sozialer Isolation, nicht aber notwendigerweise für Individuen in sozialen Umwelten (Gallistel, 1990).
Konjunktionsfehler	Der „Konjunktionsfehler“ folgt aus der menschlichen Fähigkeit zu semantischen Inferenzen in sozialen Situationen (Hertwig & Gigerenzer, 1999).
„False-Consensus“-Effekt	Für Situationen, in denen eine Person keine Kenntnisse über a-priori-Wahrscheinlichkeiten hat, kann diese „egozentrische Verzerrung“ aus der Bayesschen Regel abgeleitet werden (Dawes & Mulford, 1996).
Logische Denkfehler	Eine Reihe scheinbarer „logischer Fehler“ folgt aus der Logik sozialer Verträge (Cosmides & Tooby, 1992) sowie aus der Bayesschen Regel für Umwelten, in denen die empirische Verteilung von Ereignissen (z.B. P, Q und ihre Negationen) extrem schief ist (McKenzie & Amin, 2002; Oaksford & Chater, 1994).

Tabelle 1: Zwölf Beispiele für Phänomene, die zunächst als „kognitive Täuschungen“ interpretiert wurden (links), aber später unter Berücksichtigung der Umweltstruktur (rechts) als vernünftige Urteile rehabilitiert wurden. Das ökologische Argument ist jeweils, dass eine kognitive Strategie (ohne Bias) zusammen mit einer bestimmten Umweltstruktur (wie etwa ein unsystematischer Fehler, ungleiche Stichprobengrößen, schiefe Verteilungen) das jeweilige Phänomen implizieren (also eine hinreichende Bedingung darstellen). Natürlich können auch andere Faktoren zum Auftreten dieses Phänomens beitragen. Die Quintessenz lautet ja nicht, dass Menschen sich nie irren, sondern dass man die Strukturen des jeweiligen Problems oder der natürlichen Umgebung analysieren muss, um zu verstehen, ob ein Urteil gut oder schlecht ist.

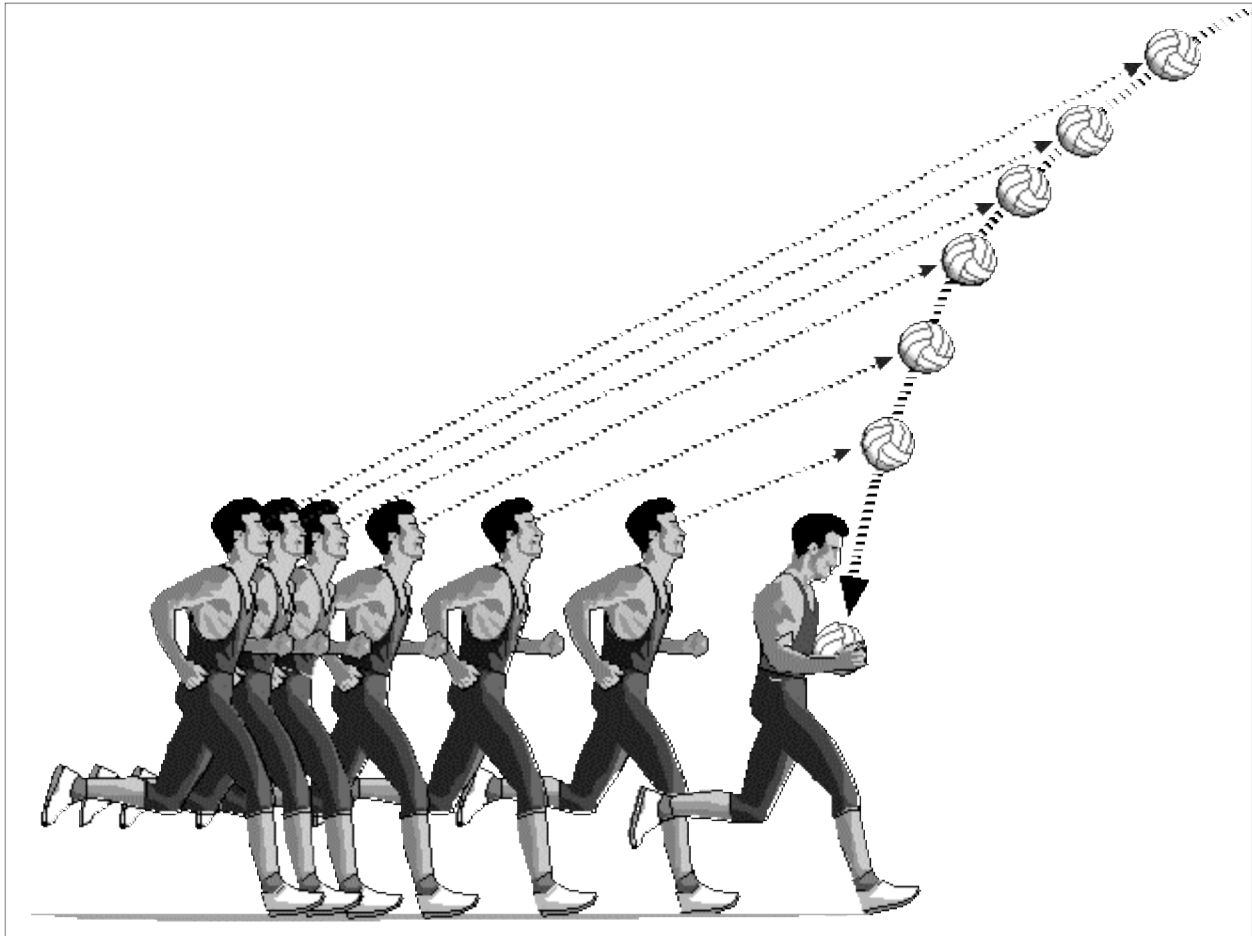


Abbildung 1: Die Blick-Heuristik: Wenn der Ball fällt, wie hier gezeigt, dann muss der Spieler ihn nur fixieren und seine Laufgeschwindigkeit so anpassen, dass der Blickwinkel konstant bleibt. (Für den Fall, dass der Ball steigt, siehe McLeod & Dienes, 1996). In beiden Fällen muss nur eine Variable beachtet werden – eine Form des „One-Reason Decision Making“, bei der alle anderen Variablen ignoriert werden können.

Wie ist die Struktur der Umwelt?

Weicht das menschliche Gehirn von der Optimierung ab?

„Als-ob“-Optimierung  
(unter Randbedingungen)

Kognitive Täuschungen

Stellt sich das Gehirn auf die Struktur der Umwelt ein (und umgekehrt)?

Schnelle und einfache Heuristiken:  
Ökologische Rationalität

Abbildung 2: Drei Modelle begrenzter Rationalität: Konzentriert man sich auf die Struktur (Randbedingungen) in der Umwelt, gewinnt man in der Regel ein rationales Bild vom Menschen, konzentriert man sich auf Abweichungen von diesem Bild, gewinnt man einen irrationalen Eindruck. Untersucht man schließlich, wie sich Gehirn und Umwelt wechselseitig aufeinander einstellen, gelangt man zu einem ökologischen Verständnis der menschlichen Rationalität.

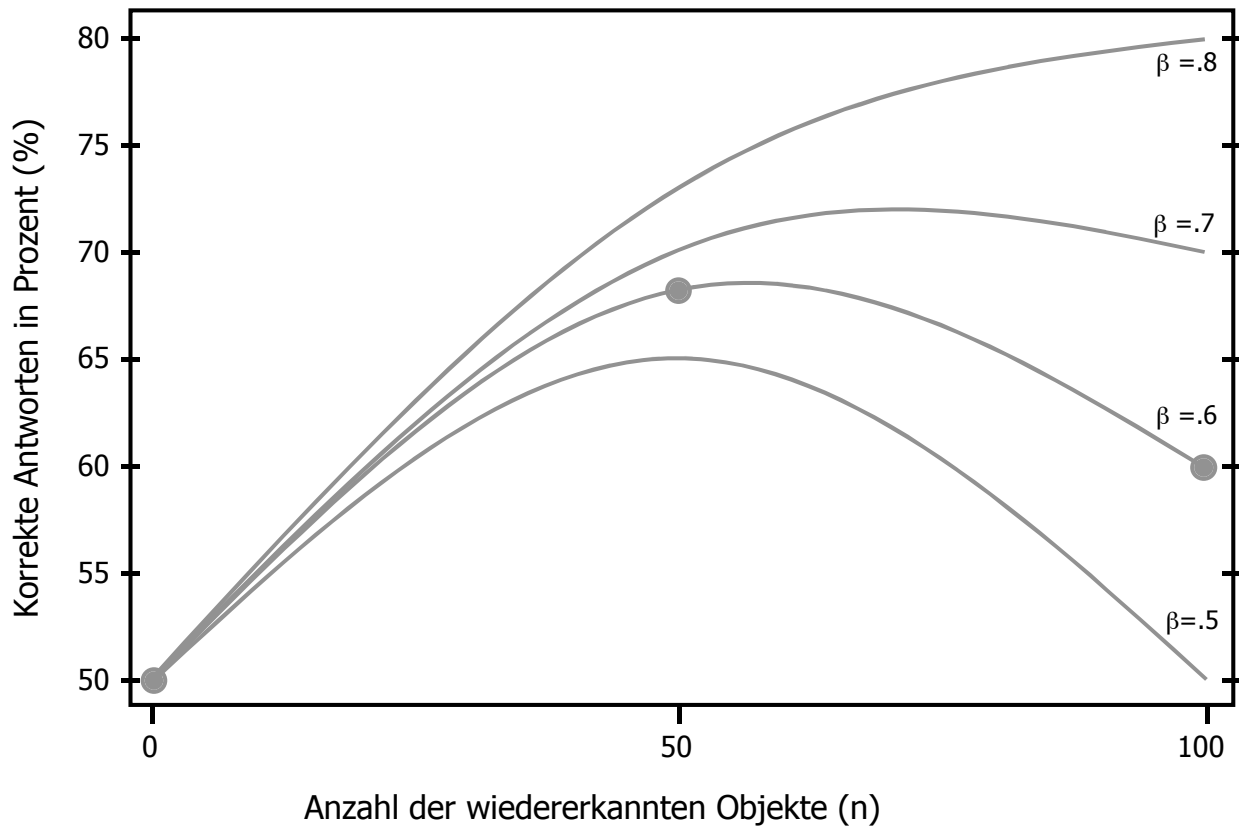


Abbildung 3: Der Less-is-more-Effekt ist eine Folge der Rekognitionsheuristik. Er tritt auf, wenn die Rekognitionsvalidität  $\underline{\alpha}$  größer als die Wissensvalidität  $\underline{\beta}$  ist. Die abgebildeten Kurven gelten für  $\underline{\alpha} = .8$ . Ein Less-is-more-Effekt kann bei Menschen mit demselben  $\underline{\beta}$  auftreten, wie anhand des mittleren und rechten Punktes deutlich wird. Er kann auch bei Menschen mit unterschiedlichen Wissensvaliditäten auftreten. Zum Beispiel gibt eine Person, die nur die Hälfte der Objekte ( $\underline{n} = 50$ ) wiedererkennt und über kein relevantes Wissen verfügt ( $\underline{\beta} = .5$ ), mehr korrekte Antworten als eine Person, die alle Objekte ( $\underline{n} = 100$ ) wiedererkennt und zudem über relevantes Wissen verfügt ( $\underline{\beta} = .6$ ).

		Aktie A	Aktie B
Aktienentwicklung positiv?	<input checked="" type="checkbox"/>	Ja	Ja
Finanzielle Reserven?	<input checked="" type="checkbox"/>	Ja	Nein
Investiert in neue Projekte?	<input type="checkbox"/>	?	?
Etabliertes Unternehmen?	<input type="checkbox"/>	?	?
Im FTSE* vertreten?	<input type="checkbox"/>	?	?
Mitarbeiterfluktuation niedrig?	<input type="checkbox"/>	?	?
		Wähle Aktie A	Wähle Aktie B

Abbildung 4: Ein Experiment unter künstlichen Laborbedingungen zum Testen von Such-, Stopp- und Entscheidungsregeln.

\*FTSE steht für Financial Times Stock Exchange.

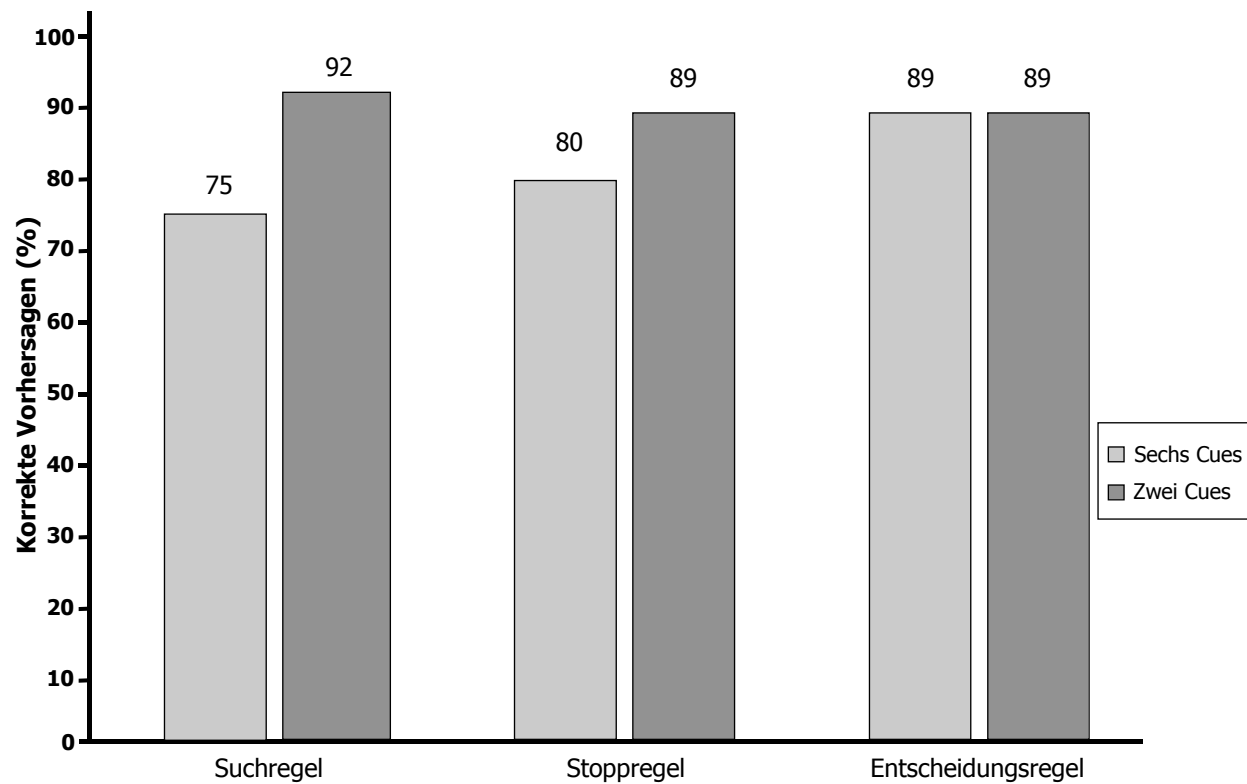


Abbildung 5: Experimentelle Tests für die Such-, Stopp- und Entscheidungsregel der Take-the-Best-Heuristik mit sechs Cues (Abb. 4) und zwei Cues (auf Grundlage von Daten von Newell, Weston et al., 2003).

## Hindsight Bias

### *Frage: Was hat mehr Cholesterin, Torte oder Kuchen?*

Cues	Original	Feedback	Erinnerung
Gesättigtes Fett (80%)	Torte ? Kuchen	„Torte“	Torte > Kuchen
Kalorien (70%)	Torte > Kuchen		Suche beenden
Protein (60%)			
Wahl	Torte		Torte
Subjektive Sicherheit	70%		80%

Abbildung 6: Prozessmodell eines Hindsight Bias (Hoffrage et al., 2000). Die Teilnehmer lernen Cues (gesättigtes Fett, Kalorien, Proteine) und ihre Validitäten (in Klammern), um entscheiden zu können, welches von zwei Supermarktprodukten (Torte oder Kuchen) mehr Cholesterin enthält. Es gibt drei Zeitpunkte: die ursprüngliche Entscheidung, das Feedback und die Erinnerung der ursprünglichen Entscheidung. Die ursprüngliche Entscheidung wurde auf Grundlage der Take-The-Best-Heuristik gefällt, das heißt, die Cues wurden in der Erinnerung entsprechend der Reihenfolge ihrer Validität überprüft. In diesem Beispiel beendet der erste Cue (gesättigtes Fett) die Suche nicht, weil die Person nicht weiß, ob Torte oder Kuchen den höheren Wert hat (angezeigt durch „?“). Der zweite Cue beendete die Suche, weil die Person gelernt hat, dass Torte mehr Kalorien hat als Kuchen (angezeigt durch „>“). Die Antwort lautet also Torte und die subjektive Sicherheit beträgt 70 Prozent, das entspricht der Validität des Cue. Zum zweiten Zeitpunkt wurde die Rückmeldung gegeben, dass Torte richtig war. Das Feedback wird automatisch dazu verwendet, fehlende Informationen (Fragezeichen) über die Cues in der Erinnerung zu aktualisieren. Deshalb hat sich das „?“ bei gesättigtem Fett zum Zeitpunkt des Erinnerns in Reaktion auf das Feedback mit einer gewissen Wahrscheinlichkeit in ein „>“ verwandelt. Die Erinnerung an die ursprüngliche Entscheidung folgt wieder der Take-The-Best-Heuristik, aber jetzt beendet der erste Cue die Suche und die erinnerte Antwort lautet korrekterweise Torte. Die Konfidenz wird aber fälschlicherweise mit 80 Prozent erinnert, es liegt somit ein Hindsight Bias vor. Je nachdem, was man den Teilnehmern an Informationen zur Verfügung stellt oder nicht, kann man bei jeder Frage voraussagen, ob es zu einem Hindsight Bias kommt oder nicht.



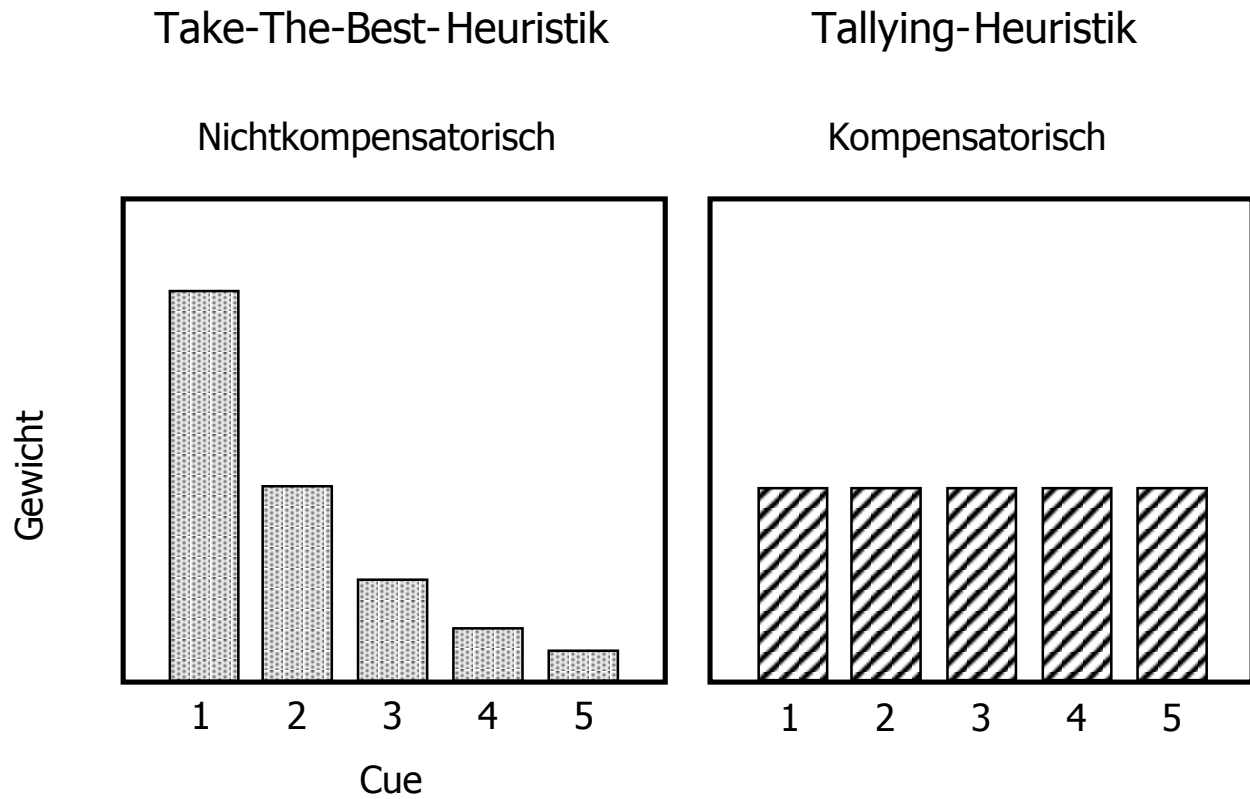


Abbildung 7: Ökologische Rationalität von Take-The-Best und Tallying. Eine unter mehreren Strukturen einer Umwelt, an die Take-The-Best angepasst ist, besteht aus nichtkompensatorischer Information (linkes Bild). Dies ist durch fünf binäre Prädiktoren (Cues) dargestellt, deren Gewichte (1, 1/2, 1/4, 1/8, 1/16) exponentiell abnehmen. Die Take-The-Best-Heuristik kann (im Gegensatz zu Tallying) nichtkompensatorische Informationen nutzen, während Tallying (im Gegensatz zur Take-The-Best-Heuristik) kompensatorische Informationen nutzen kann (Martignon & Hoffrage, 1999).

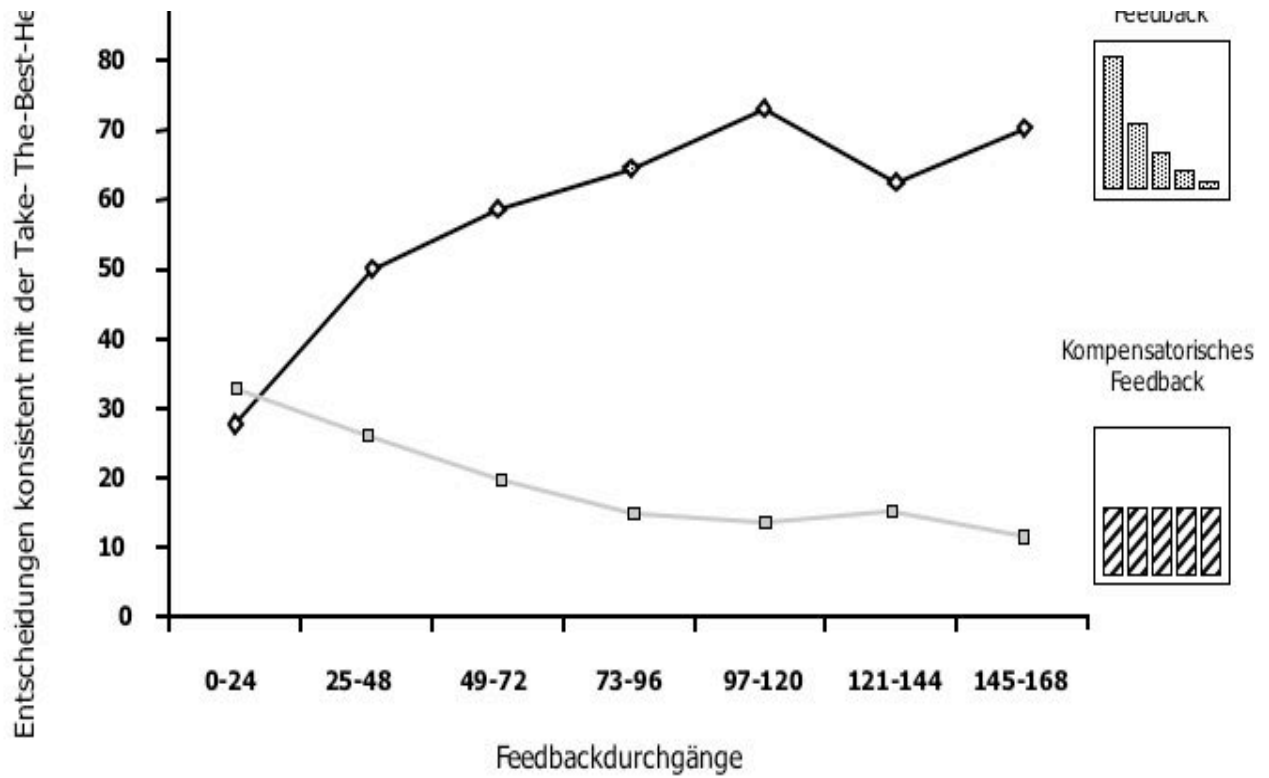


Abbildung 8: Wie Menschen ihre Heuristiken der Umweltstruktur anpassen (nach Rieskamp & Otto, 2003).

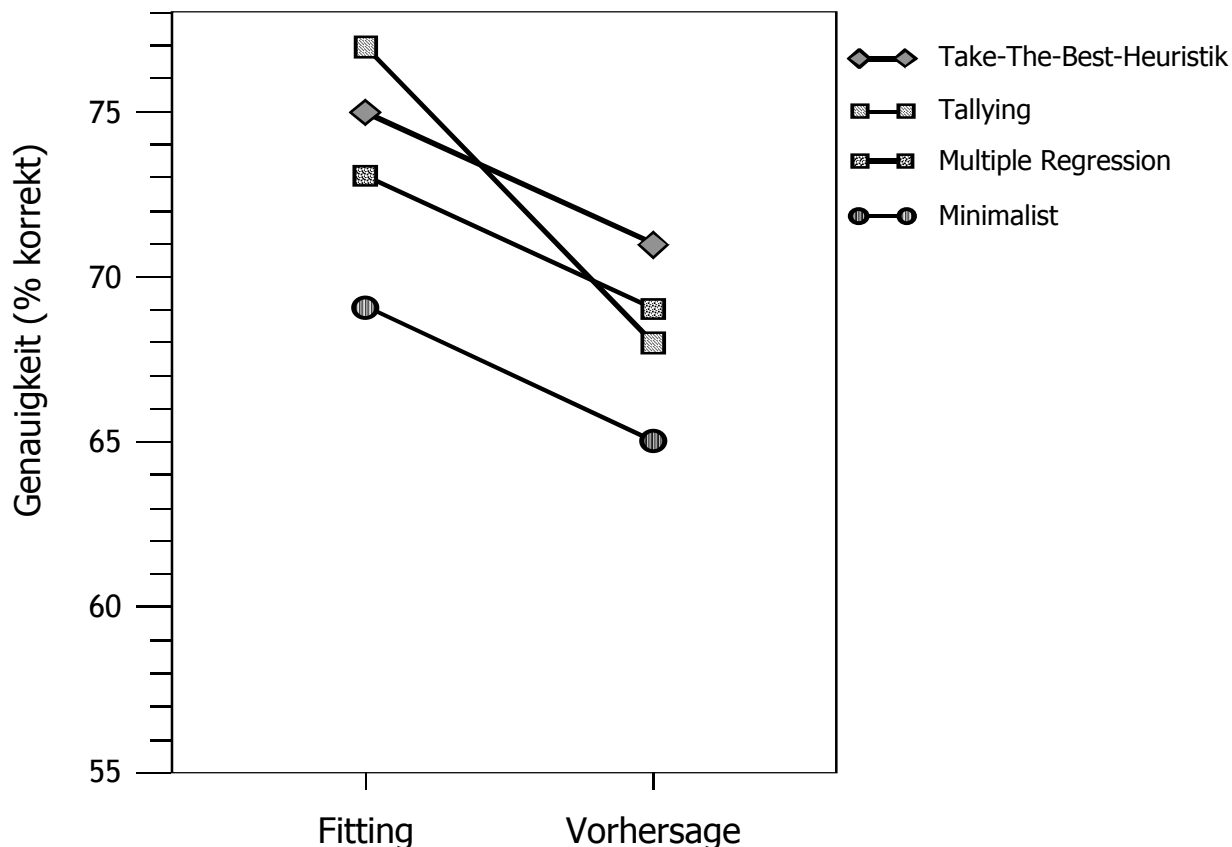


Abbildung 9: Einfache Heuristiken können zu besseren Vorhersagen führen. Die Vorhersagegenauigkeit dreier Heuristiken wurde in 20 Studien mit derjenigen der multiplen Regression verglichen. Zwei der Heuristiken (Take-The-Best-Heuristik und Minimalist) gehören zur One-Reason Decision-Making-Gruppe; die dritte stammt aus der Tallying-Gruppe (lineares Modell mit Einheitsgewichten). Die 20 Studien umfassen Probleme aus den Bereichen Psychologie, Ökonomie, Ökologie, Biologie und Gesundheit. Viele wurden Statistik-Lehrbüchern entnommen, wo sie als gute Beispiele für die Anwendung der multiplen Regression dienten. Die Anzahl der Cues variierte zwischen 3 und 19, sie waren binär oder am Median dichotomisiert. Bei allen 20 Aufgaben und den vier Strategien waren die 95-Prozent-Konfidenzintervalle  $\leq 0,42$  Prozentpunkte. Obwohl die multiple Regression den besten Fit aufwies, hatten zwei der Heuristiken eine höhere Vorhersagegenauigkeit (Czerlinski et al., 1999).

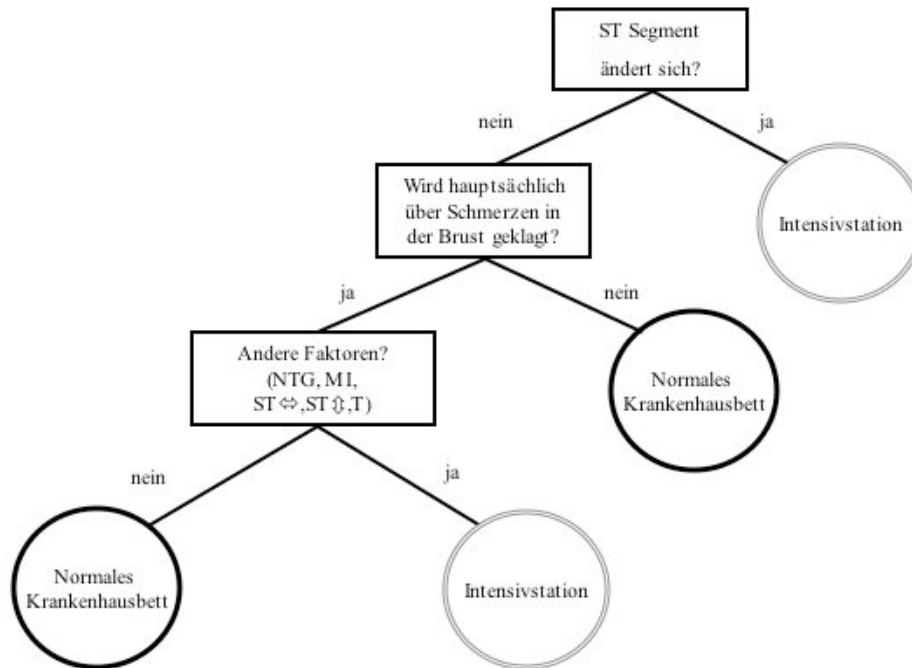


Abbildung 10: Eine Heuristik für Notfall-Entscheidungen mit Herzinfarkt-Patienten (nach Green & Mehr, 1997).

Anmerkung:

Wir danken Jerome R. Busemeyer, Anja Dieckmann, Barbara Fasolo, William Goldstein, Nigel Harvey, Ralph Hertwig, Ulrich Hoffrage, Oswald Huber, Craig McKenzie, Ben R. Newell, Thorsten Pachur, Torsten Reimer, Jörg Rieskamp und Lael Schooler für Kommentare. Dieses Kapitel ist eine erweiterte Fassung von Gerd Gigerenzer (in press), Fast and frugal heuristics: The tools of bounded rationality. In D. Koehler & N. Harvey (Eds.), Handbook of judgment and decision making. Oxford, UK: Blackwell.