Robert Bauer/Mihnea C. Moldoveanu*

Einige Bemerkungen zur Frage »Was ist organisationale Komplexität?«

Algorithmen; Informationsgehalt; Komplexitätsmanagement; Komplexitätstheorie; Organisationale Komplexität; Zeitkomplexität


Robert Bauer Mihnea C. Moldoveanu

»Komplexität«, obwohl ein Zentralbegriff der Organisationstheorie, ist nach wie vor unbestimmt. Das E/I-Modell – organisationale Komplexität verstanden als algorithmische Komplexität und zweidimensional als Informationsgehalt (I) und Zeitkomplexität (E) gemessen – kann diese konzeptive Lücke schließen: es ist präzise, generell, epistemologisch fundiert und trifft die Intuitionen der Organisationsforschung.

In an attempt to close a conceptual gap – the concept of ›organizational complexity‹ has largely remained unclear – we equate organizational with algorithmic complexity and measure it two-dimensionally, as information content (I) and time complexity (E). We show that the E/I-model is precise, general, and epistemologically informed and captures basic intuitions in organization studies.

1. »Komplexität« – ein inhaltsleerer Zentralbegriff?

Wenn »Organisation« wie Staehle vorschlägt die Ordnung der Ordnung bezeichnet, ist Organisationsforschung genuin Komplexitätsforschung – befasst mit der An- und Abwesenheit von Mustern, die (Un-) Ordnung bedeuten, mit ihrer Genese, Transformation und Tilgung. Spätestens mit Simons [1] Charakterisierung der Organisation als Instrument der optimalen Nutzung der knappen Ressource menschliche Informationsverarbeitungskapazität avanciert »Komplexität« zum Zentralbegriff der Organisationsforschung. Seitdem legitimieren sich humanistische und strukturorientierte Organisationstheorien durch ihren Beitrag zur Bewältigung organisationaler Komplexi-

* Robert M. Bauer, Institut für Organisation, Johannes Kepler Universität Linz, Altenbergerstraße 69, A-4040 Linz, Tel.: + 43 2468/9133, Fax: +43 2468/8418, E-Mail: robert.bauer@jku.at; Mihnea C. Moldoveanu, Rotman School of Management, University of Toronto, 105 St. George Street, Toronto, Ontario, Canada, M5S 3E6, Tel.: + 1 416/978-7700, Fax: +1 416 978 4629, E-Mail: mica mo@rotman.utoronto.ca.

Wir danken Terry Amburgey, Tima Bansal, A.R. Elangovan, Johannes Lehner, Catherine Middleton und zwei anonymen GutachterInnen für wertvolle Hinweise zu früheren Fassungen dieses Artikels. Robert Bauer dankt dem Marcel Desautel Centre for Integrative Thinking für die finanzielle Unterstützung einer Gastprofessur an der Rotman School of Management, University of Toronto, die diese Arbeit ermöglichte.

tät: erstere – so die Literatur zu Organisationsentwicklung [2] oder zu »lernenden Organisationen« [3] – begründen ihr Anliegen im Verweis auf hohe und vermeintlich steigende Komplexität betrieblicher Aufgaben und Umwelten, der ohne intensivierte Persönlichkeits-, Team- und Organisationsentwicklung nicht zu entsprechen sei; während es letzteren – etwa dem Kontingenzansatz [4] – um die Gestaltung von Organisationsstrukturen geht, die optimal an Art und Ausmaß der Aufgaben- bzw. Umweltkomplexität angepasst sind, mit anderen, Jay Galbraiths Worten, um »designing complex organizations« (was primär große international tätige divisionalisierte Organisationen bzw. Projekt- bzw. Matrixorganisationen meint) [5]. Komplexität ist schließlich auch der Fluchtpunkt, auf den hin die neueren Bilder der Organisation orientiert sind. So gelten etwa in der Institutionenökonomie Transaktions- und Agenturkosten als Preis dafür, dass begrenzt rationale Akteure die zur Bewältigung der Komplexität ökonomischer Entscheidungen notwendigen Informationen nicht verarbeiten können und zudem durch ihr opportunistisches Verhalten die Komplexität noch weiter erhöhen [6].

Augenfällig ist die Diskrepanz zwischen der Omnipräsenz von Komplexitätsargumenten und der weitestgehenden Unklarheit, was genau mit »organisationaler Komplexität« gemeint ist. Seit mehr als einem halben Jahrhundert sind explizite und implizite Verweise auf Komplexität aus der organisationstheoretischen Analyse nicht mehr wegzudenken; eine Konzeptualisierung des Begriffs, die transparent (explizit) und präzise genug wäre, um wissenschaftlichen Ansprüchen zu genügen, fehlt aber nach wie vor. Daran ändert auch wenig, dass Faktoren bekannt sind, die zu Komplexität führen: im Kontingenzansatz etwa gelten die Anzahl der Umweltelemente, die Änderungsrate(n), der Grad der Feindlichkeit, die Verfügbarkeit von Ressourcen und ihre Konzentration etc. als Determinanten der Umweltkomplexität [7]; und analog stellt die Institutionenökonomie klar, welche Faktoren die Höhe von Transaktions- und Agenturkosten beeinflussen [8]. Eine Sammlung möglicher Ursachen liefert aber keine inhaltliche Bestimmung des Begriffs »(organisationale) Komplexität«; offen bleibt was rechtfertigen würde, so unterschiedliche Faktoren wie die genannten mit *einem* Begriff zu belegen bzw. in *eine* Größe zusammenzufassen.

Es steht zu vermuten, dass es für diese gravierende, nahezu durchgängige Unterlassung – die große Ausnahme ist Simon [9] – triftige Gründe gibt, bessere und schlechtere:

(1) Unscharfe Begriffe widersprechen dem wissenschaftlich rationalen Ideal, haben aber den Vorzug, Kommunikation auch zwischen Teilnehmern zu ermöglichen, die sich zunächst nicht auf einen präzisen Begriff einigen könnten. Dass ein unscharfer Begriff der wissenschaftlichen Auseinandersetzung dienlicher sein kann als ein präziser ist wissenschaftstheoretisch unerfreulich, wissenschaftssoziologisch aber akzeptabel.

(2) Komplexität wird häufig thematisiert aber kaum jemals zum Gegenstand der Untersuchung, weil es sich weniger um ein (organisationales) Phänomen als vielmehr um ein Merkmal unterschiedlicher Phänomene handelt. Das heißt auch, dass von einem präzisen Modell organisationaler Komplexität weniger Neues zu erwarten ist, als vielmehr Einsicht in Beziehungen zwischen bekannten Erklärungen bzw. Phänomenen: ein Meta-Modell – ganz im Sinne Staehles »Ordnung der Ordnung« –, das dazu beiträgt, die in diverse Teildisziplinen und Schulen zerfallene Organisationsforschung zu einem dichteren (Wissens-)Netz zu verweben.

(3) »Komplexität« wird bisweilen, jedoch zu Unrecht als Synonym von Unordnung, Chaos bzw. Entropie und daher als weitgehend geklärt betrachtet (Rescher 1998:14). Eine visuelle Analogie illustriert, weshalb die Gleichsetzung von Unordnung und Komplexität zu kurz greift: Eine (gerade) Ziegelmauer weist mehr Ordnung (Redundanz) auf als etwa eine Kathedrale, und diese ist wiederum geordneter ist als ein (zufälliger) Ziegelhaufen. Die Ziegelformation »Kathedrale« ist aber hinsichtlich der Schwierigkeit der Herstellung und hinsichtlich ihrer Wirkung auf Betrachter höher einzustufen als die stark redundante Ziegelformation »Mauer« und die nahezu jeder Ordnung entbehrende Formation »Haufen«. Ein auf Unordnung bzw. Chaos beschränktes Komplexitätsverständnis ist dem gegenüber blind: Es hält chaotisches Rauschen (etwa einer Telefonleitung) nicht für Informationsmangel, sondern im Gegenteil für eine überaus komplexe Nachricht [10]. In Korrektur dieser

Position wird Komplexität von der neueren Forschung »am Rande des Chaos« verortet [11]. Komplexität steigt demnach nicht kontinuierlich mit zunehmender Entropie, sondern erreicht, einer umgekehrten *U*-Kurve folgend, ihr Maximum bei einem »mittleren« Ausmaß an Chaos, bei dem sich Ordnung und Unordnung in einem prekären Gleichgewicht befinden.

(4) Die Bedeutungsgehalte des Begriffs »Komplexität« ordnen sich im allgemeinen Sprachgebrauch auf zwei Zentren hin [12]: »Komplex« bedeutet erstens, dem ursprünglichen Wortsinn gemäß, »zusammengesetzt« (z.B. »Gebäudekomplex« oder »chemischer Komplex«). Die Komplexität einer Entität bzw. eines Ganzen steigt demnach mit der Anzahl der Komponenten bzw. Teile und der Beziehungen zwischen ihnen. So bezeichnet »komplex«, vom Ganzen her betrachtet, ein Strukturmerkmal: den Grad (innerer) Differenzierung und Integration. Von den Teilen her gesehen, bezieht es sich auf die Emergenz eines Ganzen, das mehr ist als die Summe der Teile. Paradigmatisches Beispiel eines komplexen Objekts ist der lebende Organismus (als Bezeichnung für dessen innere Ordnung Ende des 15. Jahrhunderts erstmals der Begriff »Organisation« auftaucht [13]). »Komplex« wird zweitens aber auch als Gegensatz zu »einfach« bzw. »simpel« verwendet. Eine Entität gilt demnach als komplex, wenn der Umgang mit ihr eine Herausforderung birgt, d.h. sie schwer verstehbar, prognostizierbar, kontrollierbar bzw. handhabbar ist [14]. »Komplexität« bezieht sich damit auf eine (subjektive) Erfahrung von Beobachtern/Akteuren (im Umgang mit Objekten). Diese beiden Bedeutungsgehalte machen die Konzeptualisierung organisationaler Komplexität epistemologisch zu einer Fahrt zwischen Skilla und Charybdis, bei der die rein objektivistische Position (d.h. Komplexität als stabile Eigenschaft einer bestimmten Entität) ebenso zu meiden ist wie die bloß subjektivistische (d.h. Komplexität als empfundene Schwierigkeit). Der objektivistischen, beobachterunabhängigen Konzeption mangelt es an Relevanz: sie übersieht, dass zu einem Zeitpunkt komplex sein kann, was später als einfach gilt; sie ignoriert Lernprozesse und daraus resultierende Kompetenzunterschiede zwischen Individuen, Organisationen etc. Der subjektivistischen Konzeption fehlt es dagegen an Erklärungskraft: sie ordnet einer Entität im Prinzip so viele Komplexitätswerte zu, wie es Beobachter/Akteure gibt, und lässt so die Komplexität des Phänomens mit der Kompetenz des Subjekts tautologisch in eins fallen.

Dem Mangel an konzeptiver Klarheit steht eine scheinbare Fülle an Komplexitätsbegriffen (ohne spezifischen Organisationsbezug) gegenüber. Ein gern zitiertes Arbeitspapier des Physikers Seth Lloyd nennt beispielsweise 31 verschiedene Komplexitätsbegriffe [15]. Diese sind aber teils hoch redundant [16] und beziehen sich oftmals – das zeigt eine von Rescher konsolidierte Liste, die immerhin noch neun Komplexitätsbegriffe enthält [17] – auf unterschiedliche Aspekte des *Phänomens* und nicht auf divergierende Bedeutungen von *Komplexität*. So mag je nach Problemstellung etwa die Komplexität der (inneren) Struktur einer Entität interessieren, oder die Komplexität ihres Verhaltensrepertoires, oder die Komplexität des Möglichkeitsraumes, der alle Entitäten enthält, die aus den gleichen Teilen aufgebaut sind wie die gegenständliche Entität, etc. Wenn hierfür jeweils eigene Komplexitätsbegriffe verwendet werden [18], dann um spezifische *Anwendungen* von »Komplexität« als analytischem Begriff zu unterscheiden; das aber liefert – wie die Auflistung von Ursachen für Komplexität – keine inhaltliche Bestimmung des Komplexitätsbegriffs und lässt offen, inwiefern unterschiedlichen Objektbereichen Komplexität als gemeinsames Attribut zugeschrieben werden kann.

Im Folgenden schlagen wir eine Konzeptualisierung organisationaler Komplexität vor: ein Meta-Modell, das Komplexität als eine Eigenschaft von (Erkenntnis-)Objekten begreift, die sich als epistemische Herausforderung äußert. Reschers Resümee seiner Sichtung aktueller Komplexitätsbegriffe liefert das Leitmotiv für diesen Ansatz: »All in all, then, the best overall index we have of a system's complexity is the extent to which resources (time, energy, ingenuity) must be expanded on its cognitive domestication. Accordingly, complexity is in general not something that is purely ontological or purely epistemic, but involves both sides. It hinges on the relationship of minds and of things – on the ways in which the former can come to terms with the latter« [19]. Unser Modell macht von jener informationstheoretischen Grundlagenforschung Gebrauch, auf die sich auch das aktuelle Komplexitätsverständnis der Physik stützt [20]; und es berücksichtigt, dass Komplexität (epistemische) Kosten verursacht und daher kein bloß »technisches«, sondern in letzter Konsequenz ein ökonomisches Kriterium ist.

Wir zeigen, dass ein solches Komplexitätsverständnis erstens höchst generalisierbar, zweitens präzise und operationalisierbar und drittens in dem Sinn epistemologisch fundiert ist, dass es als intersubjektives Kriterium die Pathologien der subjektivistischen *und* der objektivistischen Position vermeidet. Da die Komplexitätstheorie ihrer Pionierphase entwachsen und nicht mehr auf oberflächlichen Konsens als initiale Gesprächsbasis angewiesen ist [21], sind mögliche diskursive Vorteile eines unscharfen Begriffs gering einzuschätzen; ein präziser Begriff organisationaler Komplexität scheint der Entwicklung des Feldes dienlicher. Mit unserer Konzeptualisierung versuchen wir vor allem einen Beitrag zu den Grundlagen organisationaler Komplexitätsforschung zu leisten; wir zeigen exemplarisch die potenzielle Fruchtbarkeit unseres Komplexitätsmodells für die anwendungsorientierte Forschung und diskutieren, vor dem Hintergrund breiterer wissenschaftlicher Entwicklungen, die Bedeutung der Komplexitätsforschung für die Organisations- und Managementforschung.

2. Organisationale Komplexität als algorithmische Komplexität

Jede Beschreibung hat Anweisungscharakter: etwas beschreiben oder erklären heißt, die Sequenz von Operationen spezifizieren, die man durchführen muss, um das zu beschreibende oder zu erklärende Phänomen nachzuvollziehen. Das gilt im Alltag wie in der Wissenschaft: Wegbeschreibungen beispielsweise spezifizieren die notwendigen *Schritte*, um von A nach B zu gelangen. Definitionen legen *Verfahren* fest, die für beliebige Entitäten entscheiden, ob sie Element einer bestimmten Klasse sind. (»Eine Primzahl ist eine positive Ganzzahl, die ohne Rest nur durch sich selbst und durch 1 teilbar ist«, enthält eine vollständige Anleitung für den Bau eines Primzahlgenerators.) Und statistische Modelle, die Datenmengen erklären, sind *Abfolgen von Anweisungen*, wie n Zufallsvariable (mit spezifizierter Verteilung) durch m stochastische Beziehungen so zu verknüpfen sind, dass sie mit bestimmter Wahrscheinlichkeit innerhalb spezifizierter Toleranzen das ursprüngliche Datenset (re-)produzieren.

Wissenschaft beschreibt und erklärt Phänomene, indem sie ihr Zustandekommen ausgehend von einfacheren Voraussetzungen schrittweise nachvollziehbar macht, d. h. indem sie Phänomene rekonstruiert. Mit anderen Worten, wissenschaftliche Modelle und Theorien spezifizieren systematische Verfahren, die in der Lage sind, Phänomene zu simulieren – wobei der Vollzug der spezifizierten Schritte als Gedankenexperiment erfolgen kann, als Computersimulation oder als technologischer Mechanismus, der das Phänomen reproduziert. Wir bezeichnen *alle* derartigen systematischen Verfahren – geordnete Mengen von Instruktionen – als *Algorithmen*. (Im Zusammenhang von Komplexitätsmanagement werden wir *Heuristiken* als jene Klasse von Algorithmen betrachten, die entweder das gewünschte Ergebnis statt mit Sicherheit nur mit einer gewissen Wahrscheinlichkeit liefern oder die ein anderes, aber dem gewünschten hinreichend ähnliches Ergebnis liefern).

Die Besonderheit wissenschaftlicher Beschreibungen liegt in ihrer Transparenz bzw. Eindeutigkeit. Alltägliche Beschreibungen lassen vieles ungesagt und bieten so breiten Interpretationsspielraum; künstlerische Beschreibungen sind gar nur möglich, weil das Publikum sie als Kunstwerk interpretiert und zwischen den Zeilen liest. Wissenschaft dagegen legt so explizit wie möglich dar, um maximale Eindeutigkeit zu erreichen; Interpretationsspielräume werden minimiert, indem alles – die Voraussetzungen (Input), die einzelnen logischen Schritte (Prozess) und das Ergebnis (Output) – möglichst präzise und vollständig spezifiziert wird [22]. Die wissenschaftliche Beschreibung und Erklärung bildet in zweierlei Hinsicht Fundament und Ausgangspunkt unserer Konzeptualisierung organisationaler Komplexität:

(1) Da die wissenschaftliche Beschreibung eines Phänomens das wissenschaftlich Relevante des Phänomens enthält – und zwar ausdrücklich, präzise und vollständig –, gibt es wissenschaftlich gesehen zwischen der besten vorhandenen Beschreibung eines Phänomens und dem Phänomen keine ›positive‹ Differenz. Das Phänomen überschreitet seine Beschrei-

bung lediglich in einem ›Negationsvorbehalt‹: es kann sie prinzipiell ›ins Unrecht setzten‹. Mit dieser Einschränkung aber – dass Fehlerhaftigkeit von Beschreibungen nie ganz auszuschließen ist – darf und muss die Beschreibung *als* das Phänomen genommen werden [23]. Und das berechtigt, wie in der Physik mittlerweile üblich [24], die Komplexität der Beschreibung eines Phänomens als die Komplexität des Phänomens zu messen.

(2) Die Charakterisierung wissenschaftlicher Beschreibungen als Algorithmen bzw. als Input-Prozess-Output-Modelle erscheint nicht zufällig in semantischer Nähe zur Informatik. Seit jeher kommt mathematischen Formalismen ihrer Transparenz und Präzision wegen eine Sonderstellung unter den wissenschaftlichen Beschreibungsmedien zu. Der entscheidende Schritt in Richtung transparenten, expliziten Wissens aber erfolgt an der Wende zum 20. Jahrhundert als Grundlagenmathematiker [25] daran gehen, Rechenoperationen bis ins kleinste Detail zu formalisieren und als dessen logische Konsequenz abstrakte Automaten entwickeln [26]. Computercode ist die expliziteste aller Beschreibungsformen. Mathematische Formalismen präzisieren *was* zu berechnen ist; Computerprogramme aber spezifizieren detailliertest das Wie: da die geringste Ambiguität bzw. Inkonsistenz einen Automaten überfordert, ist die Manipulation jedes einzelnen Bits zu regeln. Die Komplexität künstlerischer, alltagssprachlicher und selbst mathematischer Beschreibungen kann nicht präzise gemessen werden, weil die Anweisungen von verschiedenen Interpreten unterschiedlich und als unterschiedlich komplex aufgefasst werden. Ein Computerprogramm dagegen legt eindeutig klar, welche Operationen ausgeführt werden sollen. Wir beschränken daher die anschließende Analyse auf organisationale Phänomene, die *im Prinzip formalisierbar* und daher als Computerprogramm beschreibbar sind. Damit wird ein äußerst großer Gültigkeitsbereich beansprucht, der – gemäß der Church-Turing-These [27] – alle organisationalen Phänomene einschließt, für die logisch konsistente Modelle entwickelt werden können (mit Methoden der Algebra, Analysis, Geometrie, Statistik, Aussagenlogik etc.). Ausgeklammert bleiben dagegen Phänomene, die nicht algorithmisch, d. h. als Abfolgen eindeutiger Operationen, rekonstruierbar sind, etwa weil sie nur poetisch oder als Paradoxon [28] gefasst werden können.

Zwei Beispiele illustrieren, wie Organisationen von außen betrachtet so verstanden werden können, *als ob* sie bestimmte Algorithmen ausführten – und zwar unabhängig davon, wie weit sich die externe algorithmische Beschreibung mit den Innenperspektiven, d. h. den subjektiven Einschätzungen der Organisationsmitglieder deckt:

(1) Lineare Faktorkombination: Ein chemischer (Produktions-)Prozess, bei dem Reagenzien zu bestimmten Zeitpunkten in bestimmten Verhältnissen beizumengen und die Reaktionsbedingungen (wie Temperatur, Druck etc.) zu kontrollieren sind, kann statisch durch eine n x m Matrix dargestellt werden. Jede der n Spalten entspricht einer Aktion, wobei die Werte in den m Zellen die Art und Menge der beizumengenden Reagenzien, den Zeitpunkt und die erforderlichen Reaktionsbedingungen angeben. Um den Prozess*ablauf* zu simulieren, sind diese Parameter mit den entsprechenden Prozessen wie Wiegen, Beimengen, Zeit nehmen, Temperatur und Druck regeln etc. zu verknüpfen. Vorausgesetzt die Reagenzien und Prozesse stehen bereit, kann die Dynamik des Prozessablaufs, d. h. die eigentliche Prozesssteuerung, durch die Multiplikation der $n \times m$ Matrix mit einem $m \times 1$ Vektor simuliert werden, in dem jede Zelle einen der genannten Prozesse repräsentiert. Dies gilt unabhängig von Art und Anzahl der Reagenzien, Prozesse und Reaktionsbedingungen. Verschiedene Prozesse werden durch verschiedene Matrizen repräsentiert und benötigen für die Verknüpfung unterschiedlich viele Rechenschritte. Aber jede lineare Faktorkombination, d. h. jeder (Produktions-)Prozess, der darin besteht, einem gegebenen ›Rezept‹ folgend Inputfaktoren zusammenzuführen, lässt sich als Matrixmultiplikation simulieren.

(2) Strategieformulierung: Auch dispositive Prozesse sind algorithmisch darstellbar. Ähnlich wie medizinische Diagnostik [29], bei der die Bedeutung eines Symptoms von der An- bzw. Abwesenheit anderer Symptome abhängt, kann die Wahl der Unternehmensstrategie als iterative Konsistenzprüfung modelliert werden [30]. Zu prüfen ist jeweils, ob eine potenzielle Strategie mit den Rahmenbedingungen, die den strategischen Handlungsspielraum der Organisation begrenzen, konsistent ist. Dazu ist zunächst

die Menge der Rahmenbedingungen zu bestimmen (z.B. mittels SWOT-Analyse [31]). Die strategischen Handlungsalternativen sind entweder evident (z.B. »Sachzwänge«, die nach Entscheidungen verlangen) oder werden – intendiert oder nicht – durch kreative Prozesse generiert. Die Prüfung der Konsistenz der einzelnen strategischen Alternativen mit den Rahmenbedingungen (z.B. mit den internen Stärken und Schwächen und den in der Umwelt vorhandenen Chancen und Gefahren) muss iterativ erfolgen, da die Rahmenbedingungen voneinander und von der gewählten Strategie nicht unabhängig sind. In zahlreichen Iterationen muss ein »dynamischer« Lösungsraum erkundet werden: die Wahl einer Strategie kann einzelne Rahmenbedingungen (gezielt oder als unbeabsichtigte Nebenwirkung) verändern, die wiederum andere Rahmenbedingungen beeinflussen können – mit dem Ergebnis, dass veränderte Rahmenbedingungen schließlich Modifikationen der strategischen Alternative nahe legen und so den wechselseitigen multiplen Anpassungsprozess, der sich als iterative Konsistenzprüfung modellieren lässt [32], erneut in Gang setzt. Da im Allgemeinen mehrere Gleichgewichte (d.h. konsistente Lösungen) möglich sind, ist abschließend aus den viablen Alternativen jene auszuwählen, die den Präferenzen der Entscheider am besten entspricht. Empirische Entscheidungssituationen differieren hinsichtlich der Anzahl der Alternativen und (Rahmen-)Bedingungen ihrer Interdependenz; unabhängig vom spezifischen Kontext kann aber der Prozess der Auswahl der besten Strategie (aus der Menge potenzieller Strategien, unter Berücksichtigung bestimmter Restriktionen und Präferenzen) durch einen Algorithmus zur iterativen Konsistenzprüfung simuliert werden.

Zusammenfassend gilt, dass Beschreibungen Algorithmen (d.h. Abfolgen von Anweisungen) sind und *als* das Phänomen genommen werden dürfen und müssen. Wir beschränken unsere Analyse auf die – große – Klasse der hinreichend explizit (d.h. als maschinell verarbeitbare Befehlssequenzen) beschreibbaren Phänomene und bestimmen die *Komplexität eines organisationalen Phänomens* als die *Komplexität des effizientesten Algorithmus, der in der Lage ist, das Phänomen zu simulieren* [33].

Das Effizienzkriterium ist notwendig, weil ein Phänomen auf prinzipiell unendlich viele Arten beschrieben werden kann. Wir operationalisieren im Folgenden Komplexität anhand zweier Dimensionen, nämlich *Informationsgehalt (I)* und *Zeitkomplexität (E)* und bestimmen die Komplexität eines organisationalen Phänomens als die Komplexität (d.h. die Werte für *I* und *E*) jenes Algorithmus, der am effizientesten in dem Sinn ist, dass er unter den möglichen (hinreichend richtigen und genauen) Beschreibungen die geringste Komplexität (d.h. die niedrigsten Werte für *I* und *E*) aufweist.

Durch das Effizienzkriterium wird organisationale Komplexität zu einem intersubjektiven Maß, jenseits von entweder objektiv oder subjektiv: Verwenden nämlich verschiedene Beobachter/Akteure unterschiedlich komplexe Modelle, die dasselbe Phänomen in gleicher Qualität repräsentieren, dann gilt die Komplexität des *einfachsten* Modells als die Komplexität des Phänomens; darüber hinausgehende Komplexität, mit der Beobachter/Akteure konfrontiert sind, die weniger effiziente Modelle verwenden, informiert über deren relative Inkompetenz, ist aber nicht dem Phänomen anzulasten. Die Komplexität des effizientesten Modells, das ein bestimmtes Phänomen simulieren kann, ist kein absolutes Maß der Komplexität des Phänomens, sondern etabliert eine obere Schranke. Im Allgemeinen ist nicht auszuschließen, dass zukünftig ein effizienteres, d.h. einfacheres Modell des Phänomens gefunden wird, was gleichbedeutend damit ist, dass sich das Phänomen als nicht so komplex wie angenommen erweist. Damit lässt sich zwischen objektiver, intersubjektiver und subjektiver Komplexität unterscheiden: die objektive Komplexität eines Phänomens ist notwendig unbekannt, jedoch kleiner oder gleich der intersubjektiven Komplexität, die den aktuellen Wissensstand – state of the art – zum Phänomen widerspiegelt; diese wiederum ist kleiner oder gleich der subjektiven Komplexität, mit der ein Beobachter/Akteur konfrontiert ist, der ein sachlich korrektes, aber mitunter wenig effizientes Modell des Phänomens besitzt.

Organisationale Komplexität, als die Komplexität des effizientesten, das betreffende organisationale Phänomen simulierenden Algorithmus verstanden und anhand der beiden Dimensionen *algorithmischer Informationsgehalt* (*I*) und seine *algorithmische Zeitkomplexität* (*E*) operationalisiert, erscheint zunächst als ein technisches Kriterium: als eine informationstheoretische Eigenschaft einer expliziten Beschreibung. Mehr noch aber ist sie ein *ökonomisches* Kriterium, das auf Effizienz zielt, nämlich auf den wirtschaftlichen Einsatz jener von Rescher angesprochenen, für die Bewältigung von Komplexität erforderlichen Ressourcen. Im Anschluss an die Erläuterung der Komplexitätsdimensionen *I* und *E* kommen wir – im Zusammenhang des Managements organisationaler Komplexität – auf diesen ökonomischen Aspekt und seine Konsequenzen zurück.

3. Algorithmische Komplexität: Informationsgehalt und Zeitkomplexität

Was Organisationen tun, kann als endliche Abfolge kausal verknüpfter Aktionen verstanden werden, durch die eine endliche Menge von Inputfaktoren (Rohstoffe, Informationen etc.) in ein bestimmtes Ergebnis (Output) umgewandelt werden. Analog ist ein Algorithmus ein digitales Objekt – bestehend aus Ausgangsdaten (Input) und einer Folge logisch verknüpfter symbolischer Operationen (Prozess) –, das einen Computer anweist, ein bestimmtes digitales Objekt (Output) zu erzeugen und danach anzuhalten. Zwei Maße spielen für die Bestimmung der Komplexität von digitalen Objekten eine Schlüsselrolle:

(1) Der algorithmische Informationsgehalt (*I*) gibt an, wie viel Information ein digitales Objekt (d.h. das zu simulierende Phänomen) enthält. Gemessen wird diese *statische* Komplexitätsdimension als die Länge des kürzesten Programms, welches das betreffende digitale Objekt als Output erzeugen kann; die übliche Maßeinheit ist Bit [34].

(2) Die algorithmische Zeitkomplexität (*E*) gibt an, wie viel Rechenleistung erforderlich ist, um alle durch den Algorithmus spezifizierten Operationen zu exekutieren und das betreffende digitale Objekt tatsächlich zu erzeugen. Gemessen wird diese *dynamische* Komplexitätsdimension als die Laufzeit des Programms, d.h. die Zeitspanne zwischen Programmstart und Anhalten des Rechners oder, was gleichbedeutend ist, als die Anzahl der zur vollständigen Simulation des Phänomens erforderlichen Maschinenzyklen [35].

Da die beiden Aspekte weitestgehend unabhängig voneinander sind, ergeben sich nicht nur quantitativ verschiedene Komplexitäts*grade*, sondern auch qualitativ unterschiedliche Komplexitäts*typen*. Eine Analogie, der Vergleich der drei erwähnten visuellen Muster – (gerade Ziegel-)Mauer, Kathedrale und (anscheinend chaotischer Ziegel-)Haufen – mag dies illustrieren: Das Muster »Mauer« lässt sich durch ein kurzes Programm simulieren. Spezifiziert werden muss lediglich die Lage des ersten Ziegels (1), wie der jeweils nächste Ziegel ($n+1$) neben bzw. versetzt auf den zuvor platzierten Ziegel (n) zu positionieren ist und schließlich wie oft (N) der Vorgang wiederholt werden soll. Während der Informationsgehalt des Musters »(gerade) Mauer« konstant niedrig ist, hängt die erforderliche Rechenleistung von der Länge der Mauer ab und kann für entsprechend lange Mauern durchaus hoch sein: Die Längen der Programme (Informationsgehalt), die eine aus 1.000.000 bzw. 10.000.000 Ziegeln bestehende Mauer simulieren, unterscheiden sich nur um ein Zeichen (=1 Byte), ihre Laufzeiten (Zeitkomplexität) aber differieren um das 10fache.

Im Gegensatz zum Muster »lange (gerade) Mauer«, das durch häufige Wiederholung einer kurzen Befehlssequenz, d.h. durch einen Algorithmus mit hoher erforderlicher Rechenleistung bei geringem Informationsgehalt ($I\downarrow/E\uparrow$) simuliert wird, erfordert die Simulation des Musters »Haufen« eine lange Befehlssequenz, die jedoch nur einmal ausgeführt wird, d.h. einen Algorithmus mit hohem Informationsgehalt bei niedriger erforderlicher Rechenleistung ($I\uparrow/E\downarrow$). Um nämlich einen bestimmten – nicht einen beliebigen! – (Ziegel-)Haufen zu reproduzieren, muss die Lage jedes einzelnen Ziegels spezifiziert werden, denn das einzige Modell eines bestimmten Haufens ist der Haufen selbst.

Im Unterschied zu den Mustern »(lange) Mauer« und »(zufälliger) Haufen«, bei denen jeweils eine Komplexitätsdimension weitgehend vernachlässigbar ist, erfordert die Simulation des Musters »Kathedrale« einen Algorithmus, der durch eine Balance zwischen mäßig hohem Informationsgehalt und mäßig hoher erforderlicher Rechenleistung ($I\leftarrow/E\leftarrow$) charakterisiert ist. Eine Kathedrale ist weder monoton noch ungeordnet; sie besteht aus mehr oder weniger regelmäßigen Bauelementen (z.B. Mauern, Bögen etc.), die größere Baugruppen (z.B. Schiffe) bilden können, wobei Elemente und Gruppen jeweils nur einmal oder aber (in gleicher oder ähnlicher Weise) wiederholt vorkommen können. Ein effizienter Algorithmus, der die Form einer Kathedrale simuliert, spezifiziert lediglich die unregelmäßig angeordneten Ziegel; die Regelmäßigkeiten der Kathedrale – jene Ziegel, die in einfachen Formen (wie Gerade, Kreise etc.) oder symmetrisch (vorhandene Arrangements wiederholend) angeordnet sind – werden nicht als einzelne Ziegel, sondern durch wiederholbare Befehlsfolgen (d. h. Bildungsgesetze) beschrieben.

Dass Kathedralen wie Notre Dame seit Jahrhunderten das Interesse der Menschen auf sich ziehen, aber von chaotischen Haufen und geraden Mauern nur selten Notiz genommen wird, unterstreicht, wie wenig ein Komplexitätsbegriff, der Komplexität mit Chaos bzw. Entropie gleichsetzt, erfassen könnte, was für menschliche Beobachter/Akteure relevant ist. Das Beispiel illustriert zudem, dass selbst die eindimensionale Beschreibung von Komplexität als »mittlere Unordnung« zu kurz griffe: Den Reiz der Kathedrale macht aus, dass sie regelmäßig ist, die Regeln aber auch gebrochen werden. Wer eine Kathedrale betrachtet, bildet Erwartungen, was als nächstes zu sehen sein wird – Erwartungen, die erfüllt *und* enttäuscht werden, da mitunter Überraschendes statt des Vertrauten auftaucht. Dass hier ein Zusammenspiel zweier spezieller Qualitäten vorliegt, wird auch durch die Erfahrung gestützt, dass selbst monotone bzw. chaotische Muster ihre besonderen, mitunter reizvollen Qualitäten besitzen: Ein gigantisches monotones Bauwerk wie die Chinesische Mauer ($I\downarrow/E\uparrow$) hat durchaus spezifischen Charme, umso mehr als sie nicht völlig regelmäßig ist, sondern sich in sanften Bögen in die Landschaft schmiegt; analog kann auch Chaos ($I\uparrow/E\downarrow$) – etwa die Schutthalde eines frisch abgerissenen Hauses – seinen besonderen Reiz haben, vor allem im Kontrast zur geordneteren natürlichen oder urbanen Umgebung. Die unterschiedlichen Qualitäten der Muster »Mauer«, »Haufen« und »Kathedrale« beruhen nicht auf mehr oder weniger desselben, sondern auf Variationen zweier Dimensionen, Informationsgehalt (I) und Rechenleistung (E), die im Folgenden näher erläutert werden.

3.1. Informationsgehalt (I)

(Digital-)Computer arbeiten mit binären digitalen Objekten: Inputdaten, Rechenanweisungen und Output sind aus Nullen und Einsen bestehende Zeichenketten, die als Text, Graphik, Ton etc. dargestellt werden können. Unabhängig voneinander haben Kolmogorov, Solomonoff und Chaitin in den 1960er Jahren den algorithmischen Informationsgehalt – auch algorithmische Beschreibungs- oder Kolmogorovkomplexität genannt – als Maß der Komplexität binärer Objekte vorgeschlagen und als die Länge des kürzesten Programms definiert, das, von einem Rechner ausgeführt, das betreffende Objekt erzeugt [36].

Das kürzeste (binäre) Programm, das ein bestimmtes digitales Objekt erzeugen kann, ist eine Folge von Nullen und Einsen, die *keine Redundanz* enthalten kann; denn von redundanten Mustern können Beschreibungen gegeben werden, die kürzer sind als das Muster selbst, d. h. sie können verlustfrei komprimiert werden (z. B.: $3+3+3+3+3+3 = 6\times3$). Nicht redundante Muster (z. B. »Haufen«) können dagegen nicht weiter komprimiert, sondern nur eins zu eins wiedergegeben werden. Enthält eine binäre Folge (z. B. »01101010000010011110011001100111111100111011«) Redundanz, können bei Kenntnis eines Teils – n Zeichen ab Stelle m – mit überzufälliger Wahrscheinlichkeit andere Teile prognostiziert werden. (Die Beispielsequenz als die ersten 44 Stellen der Binärzahl $\sqrt{2}-1$ zu erkennen, erlaubt sowohl eine effizientere (kürzere) Beschreibung, als auch informierte Vermutungen, wie die Folge weitergeht.) Eine Folge ohne jede Regelmäßigkeit (Redundanz) heißt »algorithmisch zufällig« [37]: Teilsequenzen enthalten keinerlei Information über andere Teile; für jede nicht bekannte Stelle der Folge gilt: »0« und »1« sind gleich wahrscheinlich; und die Folge selbst ist ihre kürzeste Repräsentation. Algorithmische Zufälligkeit ist das strengste bekannte Kriterium für Zufälligkeit bzw. Unordnung und hält allen statistischen Tests für Zufälligkeit stand [38]. Sie ist die theoretische Basis für Shannons Entropiemaß [39], das vereinfacht gesprochen, den mittleren algorithmischen Informationsgehalt der Wahrscheinlichkeiten der möglichen Werte einer diskreten Variable misst. Gegenüber Entropie als statistischem Maß hat der algorithmische Informationsgehalt aber den Vorteil, auch für Einzelfälle bestimmbar zu sein (d.h. für Elemente und nicht nur für Mengen) [40].

Im Allgemeinen ist es nicht möglich, zu beweisen, dass eine Sequenz keine Redundanz aufweist; denn es kann nicht ausgeschlossen werden, dass in ihr ein bislang unbekanntes Muster entdeckt werden könnte [41]. Die kürzeste vorhandene Beschreibung eines digitalen Objekts etabliert daher ein definitives oberes Limit des Informationsgehalts des Objekts, schließt aber weiteren wissenschaftlichen Fortschritt nicht aus.

Aus all dem folgt, dass die Quintessenz jedes bedeutsamen Musters, sein nicht weiter reduzierbarer Kern (dessen Länge den algorithmischen Informationsgehalt misst), ein gänzlich ungeordnetes, chaotisches und daher bedeutungsloses digitales Objekt ist. Das mag zunächst paradox scheinen, denn Bedeutung ist Redundanz (ein Textfragment etwa ist bedeutsam, wenn es in die Lage versetzt, begründete, d.h. überzufällig korrekte Vermutungen über den fehlenden Text anzustellen [42]); während nicht weiter komprimierbare, redundanzfreie Sequenzen im strengsten Sinn zufällig und bedeutungslos sind. Dass die Paradoxie nur eine scheinbare ist, zeigt ein Blick auf wissenschaftliche Theorien. Diese bestehen aus Axiomen (unmittelbar evidente oder per definitionem als unhintergehbar festgesetzte Grundannahmen) und aus Theoremen (Sätze, die – Schlussregeln folgend – aus den Axiomen ableitbar bzw. auf diese rückführbar sind). Axiome sind der irreduzible Kern der Theorie, der auf keinen anderen Grund zurückgeführt werden kann und daher begründungslos bleiben muss. Axiome, weil per definitionem nicht beweisbar, sind residuales wissenschaftliches Nicht-Wissen – arationaler Bodensatz, der weder gewusst noch bezweifelt werden kann: das, was wissenschaftliche Erklärung an Nicht-Erklärtem enthält. Wissenschaftliche Erklärung, wie alles menschliche Wissen, kann sich eines ungewissen Kerns nicht entledigen und bleibt fehlbar, zeichnet sich aber dadurch aus, dass sie ihr Nicht-Wissen explizit macht: Fehlerwahrscheinlichkeiten werden spezifiziert, Axiome aufgelistet, oder der algorithmische Informationsgehalt, d.h. die residuale Menge an Bedeutungslosigkeit gemessen. Occams Rasiermesser, wonach bei gleicher Erklärungskraft die Theorie mit weniger Axiomen vorzuziehen sei, ist ein komplexitätstheoretisches Argument: Ein Algorithmus, der ein bestimmtes digitales Objekt erzeugt, aber weniger algorithmischen Informationsgehalt besitzt als andere Algorithmen mit gleicher Funktionalität, ist überlegen, weil er die gleiche Menge an Bedeutung/Regelhaftigkeit (Theoreme) aus weniger residualem Rauschen/Zufall (Axiome) erzeugen kann, und so zeigt, dass das Phänomen nicht so komplex ist, wie weniger effiziente Algorithmen nahe legen [43].

3.2. Zeitkomplexität (*E*)

Algorithmen sind die vollständigste (explizit und präzise) und gleichzeitig kompakteste Form der Wissensrepräsentation [44]. Als reinste Form des (formalen Modell-)Wissens kann algorithmisches Wissen nicht anders erfahren werden als durch den Algorithmus selbst: der Verstand kann Algorithmen nicht anders durchdringen als – sich unterordnend – die Anweisungen Schritt für Schritt auszuführen bzw. vom Computer ausführen zu lassen. Um festzustellen, was ein Computerprogramm tut (z.B. ob es jemals zum Abschluss kommt oder ad infinitum weiterlaufen würde), gibt es im Allgemeinen nur die Möglichkeit, das Programm tatsächlich ablaufen zu lassen [45]. Das macht den Algorithmus zu einem janusköpfigen Wesen: eine *abstrakte symbolische Struktur* (Programmcode), deren Bedeutung sich – nur – als *konkreter physischer Prozess* zeigt, als ein an Zeit (Rechenzeit) und Raum (Speicherplatz) gebundener elektromechanischer (Rechen-)Vorgang, der physische Einheiten in festgelegten Schritten manipuliert. Der algorithmische Informationsgehalt erfasst das abstrakt Strukturelle des Algorithmus. Algorithmische Zeitkomplexität dagegen, bezieht sich auf das physisch Prozessuale: sie misst die (Rechen-) Zeit, die der Computer benötigt, um das Programm vollständig auszuführen, d.h. die erforderliche Menge an Arbeit(-szeit), um von der codierten Information tatsächlich Gebrauch zu machen und das gewünschte Objekt zu erzeugen [46].

Algorithmische Zeitkomplexität ist ein Indikator für die Menge an Redundanz, die im Objekt – aber nicht (mehr) im Code – steckt [47]. Ein kurzes Programm ($I\downarrow$) hat nur dann eine lange Laufzeit ($E\uparrow$), wenn es den Rechner anweist, gleiche Operationen wiederholt (redundant) auszuführen.

Im Zusammenhang der algorithmischen Zeitkomplexität, interessiert besonders die Wachstumsrate der erforderlichen Rechenleistung in Relation zur Menge der zu verarbeitenden (Input-)Daten. Für effiziente Sortieralgorithmen etwa gilt: steigt die Menge der zu sortierenden Daten um den Faktor x, erhöht sich die erforderliche Rechenleistung um den Faktor x^2. Ähnliche Wachstumsraten gelten für Algorithmen, die Entscheidungsbäume durchlaufen um (digitale) Objekte nach bestimmten Kriterien zu kategorisieren bzw. analysieren und für Matrixmultiplikation und -inversion [48]. Diese Algorithmen fallen in die Komplexitätsklasse *P*, das heißt ihre Zeitkomplexität ist maximal eine *polynomiale* Funktion der Inputmenge. Die Laufzeiten von Algorithmen der Komplexitätsklasse *P* können beträchtliche Wachstumsraten aufweisen (x^c kann, auch wenn c nur eine Konstante ist, sehr groß sein); dennoch gelten *P*-komplexe Algorithmen als effizient und mit modernen Computern auch für größere Inputmengen vergleichsweise gut handhabbar [49].

Schwierigkeiten bereiten dagegen Algorithmen der Komplexitätsklasse *NP*, deren Laufzeit *nicht-polynomial*, das heißt exponentiell oder schneller wächst [50]. Das bekannteste *NP*-komplexe Problem ist das des Handlungsreisenden, der *n* Städte (S_1 bis S_n) auf der kürzesten Route bereisen will (die Distanzmatrix $D_{i,j}$ ist gegeben). Dieses Problem erfordert kaum mathematische Kenntnisse; es lässt sich – im Prinzip – durch einen kurzen Algorithmus ($I\downarrow$) lösen, der erstens alle möglichen Routen (d. h. die Permutationen P (S_1, ... S_n) ermittelt, zweitens die Längen der verschiedenen Routen (durch Addition der jeweiligen Distanzen) berechnet und drittens die kürzeste Route auswählt (z. B. durch Sortierung). Obwohl es sich um ein Problem ohne intellektuelle Tiefe handelt, zu dem in äußerster Kürze alles (zur Lösung Notwendige) gesagt ist, stellt das Problem des Handlungsreisenden ein im Allgemeinen unlösbares Problem dar, weil der physische Prozess seiner tatsächlichen Berechnung Ressourcen benötigt, die im Allgemeinen weit jenseits des Verfügbaren liegen. Das Problem des Handlungsreisenden ist eines der am besten untersuchten Probleme in der Mathematik, aber es ist nicht gelungen – und gilt mittlerweile als unmöglich –, das Problem zu lösen, ohne jede der $1/2\ (n-1)!$ möglichen ($n-1$ Distanzen langen) Routen zu berechnen. Für kleine (Input-)Datenmengen ist das kein Problem: Bei einem Dutzend Städten sind ca. 40 Millionen Routen zu prüfen, was selbst für einen durchschnittlichen PC bewältigbar ist. Schon bei hundert Städten aber hat die erforderliche Rechenleistung die Grenzen des Universums längst gesprengt: um die $4{,}7 \cdot 10^{155}$ möglichen Routen zu berechnen (der Einfachheit halber sei pro Route nur *eine* Rechenoperation angenommen), würde ein (künftiger) Supercomputer, der eine Trilliarde (10^{15}) Rechenoperationen pro Sekunde ausführt, in der Größenordnung von 10^{140} Sekunden benötigen – eine Dauer, gegen die sich das auf ca. $3 \cdot 10^{17}$ Sekunden (9 Milliarden Jahre) geschätzte Alter des Universums bescheiden ausnimmt.

Weitere Algorithmen der Komplexitätsklasse *NP* – mit exponentiellem Wachstum der erforderlichen Rechenleistung – sind beispielsweise Konsistenzprüfungsalgorithmen, die medizinische Diagnostik [51], Strategieformulierung [52], IT-Systemplanung [53] und Softwaredesign [54] simulieren können, oder Algorithmen zur Berechnung spieltheoretischer Gleichgewichte, wenn *n* Spieler, die aus *m* Strategien wählen, ihre Entscheidung voneinander abhängig machen [55].

3.3. Komplexitätsmessung

Algorithmische Komplexität – Informationsgehalt (*I*) und Zeitkomplexität (*E*) – ist ein Maß, das für alle Phänomene Gültigkeit besitzt, die im Prinzip durch formale Modelle erklärbar sind. Die genauen Werte für *I* und *E* lassen sich für Phänomene angeben, für die eine maschinenverarbeitbare Beschreibung vorliegt. Der entsprechende Algorithmus wird dann redundanzfrei codiert (d. h. komprimiert), sodass seine Länge den Informationsgehalt angibt. Um die Zeitkomplexität zu ermitteln, wird der Algorithmus tatsächlich ausgeführt oder per mathematischen Beweis auf einen kanonischen Algorithmus reduziert, dessen Zeitkomplexität bekannt ist. Das *E*/*I*-Modell organisationaler Komplexität wird sich daher umso leichter und präziser anwenden lassen, je weiter und schneller der aktuelle Trend zu mehr Computermodellen in der Organisationsforschung fortschreitet [56]. Hinzu kommt, dass sich Informationsgehalt und Zeitkomplexität von organisationalen Phänomenen vielfach qualitativ abschätzen lassen, sodass – ähnlich wie etwa Transaktions- oder Agenturkosten – die Konstrukte Erklärungskraft besitzen, selbst wenn die genaue Quantifizierung bisweilen aus pragmatischen Gründen unterbleiben sollte.

Die Frage der Messgenauigkeit ist nicht nur eine pragmatische, sondern berührt den innersten Kern des *E*/*I*-Modells: Die Länge einer Beschreibung hängt von der verwendeten Sprache ab; das gilt auch für Computersprachen. Dennoch ist algorithmischer Informationsgehalt (*I*) allgemein als rechnerunabhängiges Maß anerkannt [57]. Der Grund ist, dass verschiedene Universalrechner – darin besteht ihre Universalität – einander wechselseitig simulieren können [58], mit der Konsequenz, dass sich die Längen zweier Binärcodes, die auf verschiedenen Rechnern das gleiche digitale Objekt erzeugen, um höchstens ein Konstante c unterscheiden. Deren maximale Größe ist die Länge des Programms, das einen Rechner auf dem anderen simuliert (d. h. die Operationen des einen in die des anderen übersetzt). Rechnerunabhängigkeit des algorithmischen Informationsgehalts ist daher für Programme gegeben, die so lang sind, dass c vernachlässigbar wird [59]. Mit andern Worten, c misst die maximale Messungenauigkeit. Insofern Programmiersprachen – als Produkte menschlichen Denkens – Ähnlichkeiten aufweisen, ist die de facto Messgenauigkeit aber höher als ihr theoretisches Minimum: wie in natürlichen Sprachen beeinflusst Übersetzung die Textlänge, macht aber aus einem Haiku kein Epos.

Ebenso halten sich bei der algorithmischen Zeitkomplexität (*E*) die aus der Kontextabhängigkeit resultierenden Messunschärfen in bestimmbaren Grenzen. Der maximale Effizienzverlust durch Emulation – wenn ein Programm unverändert von einem Rechner auf einen anderen übertragen und ein allgemeines Übersetzungsprogramm »zwischengeschaltet« wird – ist eine polynomiale Funktion der ursprünglich erforderlichen Rechenleistung ist [60]: Portierung macht aus einem *P*-komplexen Problem kein *NP*-komplexes und umgekehrt. Zusammenfassend gilt, dass es gerechtfertigt ist, Informationsgehalt (*I*) und Zeitkomplexität (*E*), wie in Physik, Mathematik und Informatik Usus, als hinreichend objektive Komplexitätsmaße anzuerkennen, dass sie aber, wie Gell-Mann betont, am besten funktionieren, wenn wenigstens eine der zu vergleichenden Entitäten hohe Komplexität aufweist [61].

4. Typen organisationaler Komplexität: der *E*/*I*-Raum

Das *E*/*I*-Modell ist eng mit den beiden wichtigsten Komplexitätsmaßen der Physik verwandt. Gell-Manns »totale Information« – eine Kombination aus Shannon-Entropie und Kolmogorovkomplexität [62] – und Bennetts »logische Tiefe« – die erforderliche Rechenleistung, um ein digitales Objekt aus seiner kürzesten Beschreibung zu rekonstruieren [63] – sind eindimensionale Maße, die sich auf je *einen* Aspekt algorithmischer Komplexität, *E oder I*, konzentrieren. Die Organisationsforschung tendiert hingegen zu zweidimensionalen Maßen, die nicht nur mehr oder weniger (derselben) Komplexität, sondern auch verschiedene *Arten* von Komplexität unterscheiden. Paradigmatisch ist Simons Konzeption organisationaler Komplexität als Resultat der Anzahl der Subsysteme/Komponenten, aus denen ein System/Objekt besteht, und der Anzahl der Verbindungen zwischen den Subsystemen/Komponenten [64]. Die prominenteste Spielart dieses Ansatzes sind Kauffmans *NK*-Modelle [65] so genannter Fitnesslandschaften [66], die ihren Weg aus der theoretischen Biologie in die Organisationsforschung gefunden haben [67]. *NK*-Modelle erlauben, sehr viele unterschiedliche Zustände von Netzwerken – *N* Agenten mit (durchschnittlich) je *K* kausalen Beziehungen zueinander – im Computer zu simulieren und so globale statistische Eigenschaften dieser Netzwerke zu bestimmen.

Das *E*/*I*-Modell ist ebenfalls eine zweidimensionale Konzeption organisationaler Komplexität. Die *I*-Dimension – algorithmischer Informationsgehalt – gibt an, durch wie viele *Singularitäten* (d. h. nicht weiter reduzierbare, algorithmisch zufällige Details) ein Phänomen konstituiert wird; was gleichbedeutend ist mit der Menge an *Unordnung*, die es enthält. Die *E*-Dimension – algorithmische Zeitkomplexität – repräsentiert die Menge an *Gleichförmigkeit*, die sich durch ein Phänomen zieht, d. h. das Ausmaß an repe-

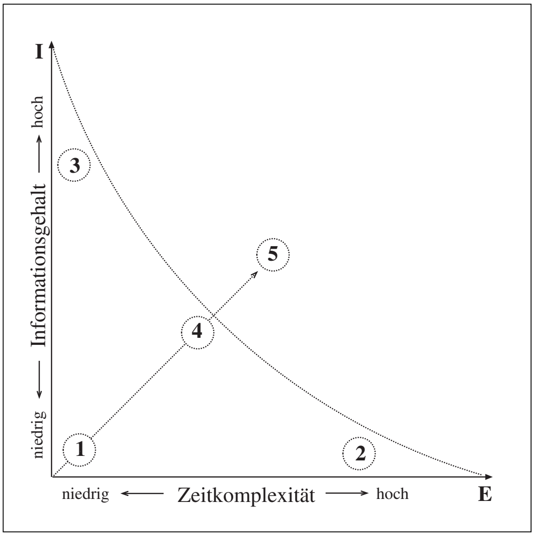


Abb. 1: Fünf Typen organisationaler Komplexität im *E*/*I*-Raum

titiver Befolgung von (generellen) Regeln, das für ein Phänomen konstitutiv ist; was gleichbedeutend ist mit der Menge an *Ordnung*, die es enthält. »Generell« bzw. »singulär« und »Ordnung« bzw. »Unordnung« sind in dem hier verwendeten präzisen Sinn nicht Enden eines Kontinuums, sondern zwei im Prinzip unabhängige Dimensionen. Das *E*/*I*-Modell erlaubt – qualitativ – zwischen vier (bzw. fünf) Typen organisationaler Komplexität zu unterscheiden: Phänomene mit hohem (*I*↑) oder niedrigem (*I*↓) Informationsgehalt und hoher (*E*↑) oder niedriger (*E*↓) Zeitkomplexität (siehe Abbildung 1).

Wir illustrieren im Folgenden die vier (bzw. fünf) Typen organisationaler Komplexität durch Beispiele auf zwei unterschiedlichen Analyseebenen: erstens durch betrieblichen Output, d. h. durch Produkt- bzw. Leistungspaletten mit spezifischen Komplexitätsprofilen und zweitens durch die Parallelen zwischen dem *E*/*I*-Modell und einer auf Simons Komplexitätsverständnis beruhenden, von Dooley/Van de Ven vorgeschlagenen Typologie, in der komplexe organisationale Phänomene danach unterschieden werden, ob sie von wenigen oder vielen unabhängigen Variablen verursacht werden bzw. ob und wie (linear oder nicht-linear) diese Variablen miteinander verknüpft sind [68].

Komplexitätstyp 3 (*I*↑/*E*↓): Das Oeuvre eines hervorragenden Künstlers ist paradigmatisches Beispiel für Produkte bzw. Leistungen mit Komplexitätstyp 3. Je mehr Werke es umfasst, je mehr künstlerische Tiefe diese aufweisen und je unähnlicher sie einander sind, desto eher kann das Gesamtwerk nur repräsentiert werden, indem es – wie das Muster ›Haufen‹ – weitgehend originalgetreu reproduziert wird. Analoges gilt für den Output von (Produkt-)Designfirmen wie z. B. IDEO [69], die für Klienten aus verschiedensten Branchen zahlreiche, meist höchst unterschiedliche Prototypen entwickeln. Organisationen mit ›Typ 3‹-Leistungsspektren arbeiten einzelfallorientiert – jedes Projekt, jeder Klient ist weitgehend einzigartig zu behandeln. Solche Leistungsspektren, hohe Informations- bzw. Wissensintensität (*I*↑) bei geringer Redundanz (*E*↓), waren bislang eher den Konzeptivbereichen – Kunst und Design, Forschung und Entwicklung – vorbehalten. Angesichts des durch zunehmende Automation und globale Arbeitsteilung bedingten rapiden Preisverfalls (›commoditization‹) bei wissensintensiven Routineleistungen geraten sie aber zunehmend als Schlüssel zur künftigen Prosperität der so genannten Industrienationen ins Blickfeld [70].

In Dooley/Van de Vens Vier-Felder-Typologie komplexer organisationaler Phänomene entspricht dem Komplexitätstyp 3 das *weiße Rauschen*: zufällige im Sinne gänzlich redundanzfreier Datenmengen bzw. Zeitreihen. Von Teilen kann hier nicht auf das Ganze, von Stichproben nicht auf die Grundgesamtheit geschlossen werden. Jedes Detail eines redundanzfreien Phänomens ist ein Einzelfall, und so kann das Phänomen als Ganzes – wie das Muster ›Haufen‹ – nur *in toto* als detailgetreue Wiedergabe repräsentiert werden: durch ein langes Programm (*I*↑), das genau einmal (ohne dass Teile wiederholt exekutiert würden) durchlaufen wird (*E*↓). Nach Dooley/Van de Ven sind solche Phänomene auf eine bestimmte Ursachenkonstellation zurückzuführen, nämlich auf *viele unabhängige Variable*, die miteinander *nicht interagieren*. Mit Hinblick auf obige Beispiele gilt jedenfalls, dass – welche innere Struktur die verursachende Entität auch haben mag – ihr Verhalten (Output) sich durch Kreativität in dem Sinn auszeichnet, dass es idealiter keine und im empirischen Realfall nur sehr wenig Wiederholung (Musterhaftigkeit) aufweist [71].

Komplexitätstyp 2 ($I{\downarrow}/E{\uparrow}$): Das gegenteilige Komplexitätsprofil – kurz beschreibbar ($I{\downarrow}$) und hoch redundant ($E{\uparrow}$) – weist der Output von Betrieben auf, die vergleichsweise einfache Produkte in hohen Stückzahlen herstellen. Die Beispiele sind zahllos, reichen vom Aufbruch in die Moderne, wo sie mit Aufklärung und dem Wohlstand der Nationen verbunden werden – die Druckerei, die serienweise Abzüge fertigt, wo das Kloster nur einzelne Abschriften herstellen konnte, die Manufaktur, die zwölf Pfund Stecknadeln (über 48.000 Stück) erzeugt, wo mit traditionellem Handwerk bestenfalls zwei- bis dreihundert zu erzielen waren – bis hin zur Massengesellschaft, zur Produktion von Jeans und Coca Cola, Suppe aus der Dose und Tonträgern aus Vinyl.

Komplexitätstyp 2 umfasst auch Produkte und Leistungen, deren repetitiver Charakter weniger offensichtlich ist. Die Routenplanung einer überregionalen Spedition etwa – das Problem des Handlungsreisenden erfordert die vielmalige Ausführung einer kurzen Befehlssequenz – ist ein zutiefst repetitives Problem, obwohl Ausgangs- und Zielorte und daher die gewählten Routen stark variieren können. Als *NP*-komplexes Problem ist logistische Optimierung ein schlagenderes Beispiel für Komplexitätstyp 2 als die Massenproduktion, bei der die Anzahl auszuführender Schritte direkt proportional zur Outputmenge ist: die (Zeit-)Komplexität, mit der Logistiker konfrontiert sind, steigt exponentiell mit der Anzahl der Orte. Obwohl leicht verstehbar und knapp beschreibbar ($I{\downarrow}$) ist Routenoptimierung wegen der immensen erforderlichen Rechenleistung ($E{\uparrow}$) ein de facto nicht lösbares, sondern nur in Grenzen handhabbares Problem, angewiesen auf Näherungsverfahren und deren kontinuierliche Verbesserung [72].

Die Typ 2 entsprechende Kategorie bei Dooley/Van de Ven ist (deterministisches) ›Chaos‹ im Sinn der Chaostheorie (während ›Chaos‹ alltagssprachlich eher weißem Rauschen entspricht). Ein zweiteiliges Pendel – ein Pendel, an dem ein Pendel hängt – ist ein (deterministisch) ›chaotisches‹ System: die wenigen Komponenten und ihre leicht verstehbaren Beziehungen lassen sich in ein kurzes Programm abbilden ($I{\downarrow}$); es gibt aber keinen effizienten Algorithmus, der den Zustand des Systems zum Zeitpunkt t_i ermitteln könnte, ohne jede einzelne Pendelbewegung – von t_0 bis t_i – zu berechnen, was hohe (mit der Anzahl der Komponenten exponentiell steigende) Rechenleistung erfordert ($E{\uparrow}$). Die kausale Grundlage (deterministisch) »chaotischer« Phänomene sind *wenige Variablen* ($I{\downarrow}$), *die nicht-linear miteinander interagieren* ($E{\uparrow}$).

Komplexitätstyp 4 ($I{\leftarrow}/E{\leftarrow}$): Die Produkt- und Leistungspaletten der großen OEMs in der Automobilindustrie sind hervorragende Beispiele für betrieblichen Output mit beträchtlichem Informationsgehalt bei gleichzeitig beträchtlicher Zeitkomplexität. Die Spezifizierung eines dem aktuellen technischen Stand entsprechenden Automobils – Karosserie, Antriebstechnik, Innenausstattung, Elektronik etc. – erfordert eine sehr lange Beschreibung; und eine entsprechend längere wird für das Modellportfolio eines OEMs benötigt ($I{\leftarrow}$). Gleichzeitig ist der Output hoch redundant: tausende identische Fahrzeuge laufen vom Band, und zwischen den Modellen bestehen mitunter große Ähnlichkeiten ($E{\leftarrow}$). Während Typ 2 und 3 je *eine* Komplexitätsdimension, *I oder E*, auf Kosten der anderen betonen, steht Typ 4 – wie das Muster ›Kathedrale‹ – für die Balance von Regelmäßigkeit bzw. Monotonie und Singularität bzw. Chaos.

Firmen, wie Toyota, die derart komplexe Leistungen erbringen, sind das Resultat eines historischen Lernprozesses, in dem *I* und *E* ständig steigen, von der Erfinderwerkstatt – Marcus' erster Prototyp 1864 – über die Handwerksbetriebe, in denen Pioniere der Autoindustrie wie Daimler und Maybach auftragsbezogen geringe Stückzahlen produzieren bis zur Massenproduktion: steigende Nachfrage verlangt hohe Stückzahlen ($E{\leftarrow}$); technischer Fortschritt erhöht die Anzahl der (technischen) Spezifikationen des Automobils und die mit dem Autoboom zunehmende Modellvielfalt tut ein Übriges, um den Informationsgehalt nach oben zu treiben ($I{\leftarrow}$). Toyota findet darauf die adäquate Antwort, mit einem bis heute richtungsweisenden Produktionssystem [73], das Toyota ermöglicht, Modellvielfalt und technische Entwicklungsgeschwindigkeit weiter zu erhöhen, das aber auch die Auflösung traditioneller Organisationsgrenzen beinhaltet, sodass der hochkomplexe betriebliche' Output – Typ 4 – nicht mehr im herkömmlichen Sinn *einer* Organisation zugeschrieben werden kann [74].

Typ 4 entspricht bei Dooley/Van de Ven ›färbiges

Rauschen‹, d. h. weitgehende, jedoch »verzerrte« Zufälligkeit, in der bestimmte Frequenzen häufiger vorkommen. Typ 4 (als Kombination von Typ 2 und 3) entsprechend, wird ›färbiges Rauschen‹ von *vielen Variablen* verursacht, die *nicht-linear interagieren*. Das Ergebnis ist eine Kombination von Zufall (›weißes Rauschen‹) und Determinismus (deterministisches ›Chaos‹). Da die Variablen nicht nur zufällig, sondern auch regelhaft – nicht-linear – von anderen Variablen beeinflusst sind, lässt sich das System mit weniger Information ($I\leftarrow$) beschreiben als ein rein zufälliges; aber vom Wissen um die Regelmäßigkeit (d. h. Wahrscheinlichkeitsverzerrungen) Gebrauch machen heißt, durch aufwendige Berechnung ($E\leftarrow$) von bekannten auf noch unbekannte Teile/Aspekte des Systems schließen.

Komplexitätstyp 1 ($I\downarrow/E\downarrow$) umfasst vergleichsweise einfachen betrieblichen Output: Handwerksbetriebe, Copyshops, Callcenter etc. Diese Produkt- bzw. Leistungspaletten bestehen aus einander ähnlichen Einzelfällen, die mit wenig Information beschreibbar sind ($I\downarrow$), aber nicht in *einen* Prozess integriert werden, sondern nur separat ausgeführt werden können – mit der Konsequenz, dass die Leistungen dezentral von kleinen Einheiten erbracht werden ($E\downarrow$), deren Standort (und Größe) vom regionalen Anfall an Angebot- oder Nachfrage geprägt wird.

Bei Dooley/Van de Ven entspricht diesem einfachsten Komplexitätstyp das ›periodische System‹ mit seiner Verursachung durch *wenige, linear verknüpfte Variable*. Wenige Variable und lineare Beziehungen lassen sich kurz beschreiben ($I\downarrow$), und da der Systemzustand zum Zeitpunkt t_i mit einem effizienten Algorithmus direkt, d. h. ohne Simulation der gesamten Geschichte des Systems ermittelt werden kann, ist auch die Zeitkomplexität niedrig ($E\downarrow$).

Komplexitätstyp 5 ($I\uparrow/E\uparrow$) ist ein hypothetischer Typ, ein Hinweis darauf, dass in der Konzentration auf nur eine Dimension – Typ 2 und 3 – hohe Werte für E oder I erfassbar sind, die in der Gleichzeitigkeit menschliches Vorstellungsvermögen übersteigen: Welches Bauwerk – welche ›Hyper-Kathedrale‹ – käme an monotoner Wiederholung der Chinesischen Mauer gleich *und* wäre so voller irreduzibler Details wie die Schutthalden von Coventry oder Dresden?

Die Beispiele zeigen, dass I und E als Komplexitätsmaße nicht nur formal wissenschaftlichen Ansprüchen – präzise, generell und epistemologisch fundiert – genügen, sondern auch inhaltlich mit den Intuitionen jener Organisationsforschung korrespondieren, die sich – noch ohne klare Konzeptualisierung – auf Komplexität bezieht: bestimmte Komplexitätstypen entsprechen sowohl bestimmten Arten der Verursachung von Komplexität, als auch – das legt die Entsprechung der genannten Beispiele mit kontingenztheoretischen Typologien nahe [75] – bestimmten Formen ihrer Bewältigung (z. B. institutionelle Arrangements). Die Besonderheit des E/I-Modells liegt in seiner Fähigkeit zu zeigen, wie und wie sehr sich – erklärte! – Phänomene dem menschlichen Verstand widersetzen und dass in diesem Widerstand der Gegenstände gegen den Verstand zwei Komponenten zusammenspielen. Darauf aufbauend, diskutieren wir im Folgenden Formen des Umgangs mit organisationaler Komplexität.

5. Elementaroperationen des Komplexitätsmanagements: Positionierung im E/I-Raum

Komplexe Probleme sind für wirtschaftliche Akteure attraktiv, da mit der Schwierigkeit eines Problems die Zahl derer sinkt, die es lösen können: Lösungskompetenz erhöht ceteris paribus die Chance, in Tauschbeziehungen Quasi-Monopolrenten lukrieren zu können. Da aber die Lösung komplexerer Probleme ceteris paribus mit höheren Kosten verbunden ist, versuchen wirtschaftliche Akteure bei *gegebenem* Output ihre Produktionsfunktion möglichst einfach zu gestalten, um ricardianische Renten zu lukrieren [76]. Den Dimensionen des E/I-Modell gemäß sind zwei Arten von (Komplexitäts-)Kosten zu unterscheiden:

(1) *Informationskosten* fallen an, weil Produktion bzw. Leistungserstellung erfordert, dass die ausführende Entität die betreffende Aufgabe in ihrer Ganzheit erfasst, d. h. – im Sinne von Zugriff und Verständnis – über die notwendige Information zeitgerecht verfügt. Das ist umso schwerer bzw. teurer, je mehr *algorithmischen Informationsgehalt (I)* eine Aufgabe besitzt.

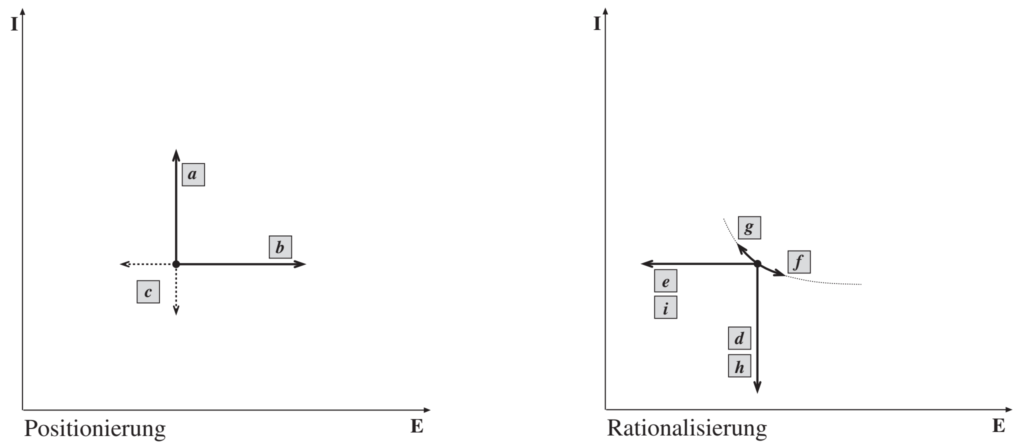
(2) *Exekutionskosten* fallen an, weil Produktion bzw. Leistungserstellung impliziert, dass die für die Aufgabenerfüllung als notwendig erkannten Schritte auch tatsächlich ausgeführt werden, was umso mehr

(kostenpflichtige) Arbeit erfordert, je höher die der Aufgabe inhärente *Rechenleistung (E)* ist.

Ökonomische Akteure, die danach trachten, komplexen Output (mit dem sich hohe Einnahmen erzielen lassen) auf wenig komplexe Weise (um die (Komplexitäts-)Kosten gering zu halten) herzustellen, stützen sich auf wenige Elementaroperationen des Managements organisationaler Komplexität, mithilfe derer sie ihre Position im *E*/*I*-Raum wählen.

5.1. Strategische (Re-)Positionierung

Die (Re-)Definition des Aufgaben- bzw. Tätigkeitsprofils einer Organisation – in Beantwortung der Frage, was (›scope‹), wie gut (›quality‹) und wie viel (›scale‹) getan werden soll – ist grundsätzlich wachstumsorientiert und zielt auf die Erhöhung der Komplexität des betrieblichen Output. Erweitert eine Organisation ihr Aktivitätsspektrum um *neue* bislang unbekannte Aktivitäten, verlängert sich die minimale Beschreibung dessen, was die Organisation tut: *I* steigt. Das kann als *expansive Erweiterung der Domäne* erfolgen (etwa wenn ein Getriebehersteller beginnt, sich mit Kupplungen zu befassen) oder als *intensive Erweiterung der Domäne* (wenn der Getriebehersteller, um seine Technologie weiterzuentwickeln, mehr (Detail-)Wissen über Getriebebau einsetzt). Fügt eine Organisation ihrem Aktivitätsspektrum *S* ein Aktivitätsbündel *T* hinzu, ist der algorithmische Informationsgehalt der neuen betrieblichen Gesamtaufgabe meist kleiner als die Summe der Informationsgehalte von *S* und *T*, da Information, die in *S und T* enthalten ist, in der Gesamtbeschreibung nur *einmal* vorkommt. Die von der Summe abzuziehende ›gemeinsame Information‹



<table>
<tr><th colspan="2"></th><th>Informationsgehalt (I)</th><th>Zeitkomplexität (E)</th></tr>
<tr><td>Komplexitäts-erhöhung</td><td rowspan="2">(strategische Re-) Positionierung</td><td>(a) expansive und intensive Erweiterung der Domäne</td><td>(b) extensive und intensive Kapazitätserhöhung</td></tr>
<tr><td rowspan="4">Komplexitäts-senkung</td><td colspan="2">(c) Eliminieren funktionaler Redundanz
Einschränken der Domäne und Kapazitätsreduktion</td></tr>
<tr><td rowspan="2">Rationalisierung – optimierend</td><td>(d) Eliminieren repräsentationaler Redundanz</td><td>(e) Eliminieren operativer Redundanz</td></tr>
<tr><td>(f) Substitution von I durch E</td><td>(g) Substitution von E durch I</td></tr>
<tr><td>– approximierend</td><td>(h) Reduktion der ›Auflösung‹</td><td>(i) Heuristiken</td></tr>
</table>

Abb. 2: Elementaroperationen des Komplexitätsmanagement

– $I(S;T)$ – ist ein Maß der Ähnlichkeit digitaler Objekte [77]; es widerspiegelt die Erfahrung, dass es weniger komplex ist, in verwandte als in unverwandte Geschäftsfelder zu diversifizieren. Erweitert sich das Aktivitätsspektrum einer Organisation um *bekannte* Aktivitäten – sie tut mehr desselben, indem sie bekannte Aktivitäten häufiger ausführt –, dann erhöht sich (bei konstantem Informationsgehalt) die Zeitkomplexität, d. h. die Anzahl der auszuführenden Schritte. Dies kann als *extensive Kapazitätserweiterung* erfolgen (der Getriebehersteller geht für einen bestimmten Getriebetyp von der Kleinserie zur Massenfertigung über) oder als *intensive Kapazitätserweiterung*, die zusätzliche Kapazität nicht für mehr Ausstoß, sondern höhere Qualität nutzt (etwa zusätzliche Schleif-, Reinigungs- oder Lackiervorgänge, häufigere Kundenbesuche, -befragung, -information etc.).

Strategische (Re-)Positionierung ist komplexitätserhöhendes organisationales Lernen. Korrigierend ergänzt wird dies durch komplexitätssenkendes *Eliminieren funktionaler Redundanz*. Beispiele dafür sind: Rücknahme zu starker Komplexitätserhöhung (d. h. das Angebot ist zu neuartig, zu hochwertig oder zu viel), Wechsel des Tätigkeitsbereichs (d. h. nachdem neben dem angestammten Bereich – komplexitätserhöhend – ein neuer aufgebaut wurde, trennt man sich von ersterem), Anpassung an veränderte Nachfrage oder Faktorpreise, welche die optimale Produktionsmenge senken, oder Vereinfachung von Produkten und Leistungen durch Weglassen kostenverursachender Merkmale, die wenig (Kunden-)Nutzen stiften. Komplexitätstheoretisch handelt es sich hier um die Umkehrung der vier gezeigten komplexitätserhöhenden Elementaroperationen, mit dem Ziel, funktional redundante, d. h. ökonomisch wertlose Aktivitäten zu eliminieren. Abgesehen von Perioden der Konsolidierung und für Organisationen, die ihren Zenit überschritten haben (›declining organizations‹), ist davon auszugehen, dass das Eliminieren funktionaler Redundanz von wachstumsorientiertem Lernen überkompensiert wird und strategische (Re-)Positionierung einen komplexitäts*erhöhenden* Nettoeffekt hat.

5.2. Optimierende und approximierende Rationalisierung

(1) Optimierende Komplexitätsreduktion zielt bei *gegebenem Output* auf minimale Informations- und Exekutionskosten durch drei komplexitätsenkende Elementaroperationen: Eliminieren repräsentationaler und operationaler Redundanz sowie kostenoptimale wechselseitige Substitution von I und E.

Eliminieren repräsentationaler Redundanz, die in einer Beschreibung enthaltene Redundanz entfernen, erfordert Einsicht: Ersucht etwa die Geschäftsführung das Sekretariat, eine Reihe namentlich genannter Personen zu einer Besprechung zu bitten und handelt es sich bei den Einzuladenden angenommen um alle AbteilungsleiterInnen, dann hängt die Komplexität der vom Sekretariat auszuführenden Aufgabe davon ab, ob die Redundanz – die *Liste* namentlich genannter Personen entspricht der (vorhandenen) *Kategorie* ›Abteilungsleiter/innen‹ – erkannt wird. Ist dies der Fall – »alle AbteilungsleiterInnen« ist kompakter als »Herr Mayer, Herr Müller, Herr Schmidt, Frau Berger, …« – wird es einfacher, zu erinnern und anderen mitzuteilen, was zu tun ist; und es kann auf Routinen (z. B. Emailverteiler für Abteilungsleitungssitzung) zurückgegriffen werden. Eliminieren repräsentationaler Redundanz kann heißen, einen Teil einer Beschreibung auf einen anderen (vorhandenen) Teil zu reduzieren, eine *neue* Beschreibung zu generieren, auf die sich Vorhandenes reduzieren lässt, oder schlicht Rauschen und ›Nachricht‹ zu unterscheiden und ersteres zu entfernen. Das erfordert, das Wesen(-tliche) des Phänomens zu erkennen, Einsicht in seine Struktur und die ihm zugrunde liegenden Regelmäßigkeiten zu gewinnen, um es *auf das Wesentliche zu reduzieren*. Infolge des Erkenntnisgewinns zeigt sich das Phänomen als weniger komplex und verursacht geringere Informationskosten, d. h. es wurde entlang der I-Dimension optimiert.

Eliminieren operativer Redundanz bedeutet, Operationen zu unterlassen, die zur Generierung des Output nicht erforderlich sind, weil sie entweder in keinem sinnvollen Zusammenhang zu ihm stehen (z. B. Daten erheben bzw. auszuwerten, die nicht (mehr) entscheidungsrelevant sind) oder weil sie einander wechselseitig aufheben (z. B. n Einheiten eines

Gutes von A nach B und gleichzeitig *m* Einheiten desselben Gutes von B nach A zu transportieren). Wirksame Reduktion der algorithmischen Zeitkomplexität erfolgt, wenn operativ redundante Instruktionen aus dem Code entfernt werden, die vielfach wiederholt ausgeführt würden [78]. Prozessoptimierung ist in der Massenproduktion so wirksam, weil jede mitunter kleine Vereinfachung sich multipliziert mit der großen Zahl produzierter Einheiten kostenreduzierend zu Buche schlägt. Entsprechend konzentriert sich Eliminieren operativer Redundanz auf Anweisungen, die häufig ausgeführt werden: auf Unterprogramme (Routinen), Schleifen und vor allem innere Schleifen (d.h. Schleifen in Schleifen), denn diese sind für Zeitkomplexität und Exekutionskosten und daher für die Optimierung entlang der *E*-Dimension entscheidend.

Wechselseitige Substitution von Informationsgehalt und Rechenleistung: Unter den möglichen Beschreibungen eines Phänomens finden sich mitunter solche, die auf beiden Dimensionen – *E* und *I* – differieren. Steht einem höheren Wert auf einer Dimension ein niedriger Wert auf der anderen gegenüber, ist die Frage nach dem effizientesten Algorithmus eine der Gewichtung der Dimensionen, die im *E*/*I*-Modell ökonomisch – als Substitutionskalkül – behandelt wird. Die Suche nach Bodenschätzen kann etwa primär analytisch erfolgen, d.h. durch Entwicklung eines umfangreichen – hoher Informationsgehalt ($I\uparrow$) – geologischen Modells, das Vorkommen prognostizieren kann. Es bedarf dann nur weniger Bohrungen, um die Prognose zu bestätigen ($E\downarrow$). Die Suche kann aber auch stärker ›aktionistisch‹ – ›brute force‹ – erfolgen, durch zahlreiche Bohrungen an zufällig gewählten Orten, d.h. durch die vielfache Wiederholung ($E\uparrow$) einer kurzen Anweisung ($I\downarrow$). Wie viel Analyse bzw. Aktion eingesetzt wird, hängt von den relativen Faktorpreisen ab: vom Preis der Information (Modellverbesserung), die erforderlich ist, um mit einer Bohrung weniger auszukommen, relativ zum Preis der marginalen Bohrung.

Der effizienteste Algorithmus, darin kulminiert der ökonomische Charakter des *E*/*I*-Modells, ist jener mit der niedrigsten Summe von Informations- und Exekutionskosten. Komplexität – gemessen als zweidimensionale Eigenschaft der Beschreibung des Phänomens – ist kontextsensitiv: die relative Schwierigkeit (Kosten), ein zusätzliches Bit Information zu integrieren bzw. eine zusätzliche Rechenoperation auszuführen, beeinflusst, welche Beschreibung ein wirtschaftlich orientierter Beobachter/Akteur als die handlungsrelevante (effizienteste) wählt, das heißt *als* das Phänomen nimmt.

(2) Approximierende Komplexitätsreduktion setzt im Gegensatz zur optimierenden auf modifizierten Output. Effizienzgewinne werden erzielt, indem nicht das eigentlich – ursprünglich bzw. idealiter – angestrebte Ergebnis erzeugt wird, sondern eine Annäherung daran – ähnlich aber weniger komplex –, obgleich das ursprüngliche Ziel prinzipiell aufrecht bleibt. Die entsprechenden Elementaroperationen sind Reduktion der ›Auflösung‹ und Heuristiken.

Reduktion der ›Auflösung‹: Ob ein Algorithmus ein Phänomen rekonstruiert, ist oft nicht dichotom angebbar, sondern nur als Zielerreichungsgrad oder -wahrscheinlichkeit. Ein Phänomen nicht getreu in allen Details, sondern in akzeptabler Annäherung nur ungefähr zu beschreiben, reduziert *I*. Diese Reduktion erfordert Einsicht: Wissen, welche Details unwesentlicher, also eher verzichtbar sind. Andernfalls muss die ›Auflösung‹ (d.h. der Detailierungsgrad) zufällig oder gleichmäßig reduziert werden (z.B. bei Speicherung digitaler Bilder). Paradigmatisches Beispiel approximierender Reduktion des Informationsgehalts ist die hierarchische Differenzierung: Die übergeordnete Stelle reduziert selektiv die Auflösung ihrer Beschreibung: sie gliedert das Ganze in Teile und repräsentiert deren Schnittstellen präzise, den Rest aber, ohne Detailreichtum, nur annähernd. Untergeordnete Stellen verfügen über hochauflösendes Detailwissen in ihrem Bereich, aber nehmen von anderen bzw. vom Ganzen nur reduzierte Kenntnis. Hierarchische Koppelung von Beschreibungen ermöglicht Organisationen Aktivitätsspektren, deren Informationsgehalt individuelles Fassungsvermögen übersteigt. Der Preis dafür sind diverse Pathologien der Hierarchie, denn diese liefert kein umfassendes Modell, sondern nur eine Näherung, die statt des globalen Optimums nur lokale Optima erzielt. Delegierte man dagegen nur, was man selbst ausführen kann [79], bliebe der Informationsgehalt der Gesamtorganisation auf den an der Spitze bewältigbaren beschränkt und untergeordnete Stellen wären ausschließlich (Zusatz-)Kapazität zur Exekution (des an der Spitze vorhanden Plans) – die mit Näherungsverfahren verbundenen Unwägbarkeiten wären aber vermieden.

Heuristiken: Näherungsverfahren zur Reduktion der Zeitkomplexität *spezifizieren* das Problem: sie schränken durch zusätzliche Information in Form von Regeln oder Bedingungen den Lösungsraum ein. (Verfahrens-)Regeln, die etwa die Zeitkomplexität des Problems des Handlungsreisenden reduzieren, können lauten: »Reise zur jeweils nächstliegenden noch nicht besuchten Stadt« (Nächster-Nachbar-Heuristik) oder »Teile die Landkarte in *k* Segmente mit gleich vielen Städten und berechne die kürzeste Route in jedem Segment sowie die kürzeste Verbindung der resultierenden Routen.« Mögliche (Abbruchs-)Bedingungen sind: »Ermittle die kürzeste Route bis eine Route kürzer *k* gefunden ist.« oder »Ermittle die kürzeste aus p zufällig gewählten Routen.« Die hier in Anschlag gebrachte Information umfasst die Abbruchsbedingung und ihre Begründung – etwa das Wissen, welche Länge hinreichend kurz ist bzw. welche Lösungswahrscheinlichkeit hinreichend groß ist und wie die Lösungen verteilt sind. Konzessionen bei der Lösungsqualität können enorme Reduktionen der Zeitkomplexität einbringen. Die Nächster-Nachbar-Heuristik beispielsweise liefert Routen, die maximal doppelt so lang sind wie die kürzeste und verwandelt ein de facto unlösbares Problem wie das des Handlungsreisenden bei hundert Städten in ein in wenigen Minuten am PC lösbares.

Die skizzierten Elementaroperationen des Komplexitätsmanagements sind Vektoren im *E*/*I*-Raum, durch die Organisationen ihre Position in demselben finden bzw. wählen. Strategische Positionierung ist komplexitäterhöhende Bewegung in den relativ zur Ausgangsposition rechten oberen Quadranten; Rationalisierung (optimierend und approximierend) ist die Gegenbewegung in den linken unteren Quadranten, ausgenommen die wechselseitige Substitution von *E* und *I*: sie bewegt die Organisation je nach relativen Faktorpreisen in den linken oberen oder rechten unteren Quadranten (siehe Abbildung 2).

6. Implikationen und Resümee

Das Thema »Komplexität« hat in der jüngeren Organisationsforschung stark an Bedeutung gewonnen [80]. Dies folgt einem Trend in den Naturwissenschaften zur Beschäftigung mit nicht-linearen Phänomenen und vermehrtem Einsatz von Computersimulation. Diese Entwicklung führte von Theorien physikalischer und biologischer Selbstorganisation über die Chaostheorie [81] zu jener interdisziplinären Befassung mit dynamischen bzw. komplexen adaptiven Systemen, die untrennbar mit dem Santa Fe Institut verbundenen ist. Mittlerweile ist zusammenfassend von »Komplexitätstheorie« bzw. »Komplexitätsforschung« (»complexity sciences«) als neuem Forschungsprogramm die Rede [82].

Im Stil des Santa Fe Instituts verbindet das *E*/*I*-Modell Wirtschaftswissenschaften und Physik. Komplexität wird – Rescher folgend – als Maß jener Menge an Ressourcen verstanden, die (mindestens) benötigt werden, um ein Phänomen »kognitiv zu domestizieren« [83]. Das *E*/*I*-Modell präzisiert diesen Ressourcenbedarf – Ökonomie und Informationstheorie verbindend – als den notwendigen Aufwand an *I* und *E* bzw. Informations- und Exekutionskosten. Es folgt damit der organisationstheoretischen Tradition und setzt – im Gegensatz zur Physik – auf eine zweidimensionale Konzeptualisierung, die nicht nur mehr oder weniger Komplexität, sondern auch verschiedene Komplexitätstypen unterscheiden kann. Da Komplexität als genuin ökonomisches Kriterium verstanden wird, können die beiden wichtigsten physikalischen Komplexitätsmaße als einander ergänzende Dimension in Anschlag gebracht werden, ohne dass sich das *E*/*I*-Modell – angesichts der Tatsache, dass ein Phänomen unterschiedlich beschrieben werden kann – in Mehrdeutigkeit verlöre: denn die jeweils effizienteste (ökonomischste) Beschreibung bildet einen klaren Bezugspunkt. Dabei hängt die Effizienz einer Beschreibung vom Kontext ab, insbesondere von der relativen Schwierigkeit (Faktorkosten) ein weiteres Bit Information zu integrieren bzw. eine zusätzliche Rechenoperation auszuführen. Diese Kontextabhängigkeit stellt aber kein Problem dar, sondern hilft vielmehr zu verstehen, warum Beobachter/Akteure unter verschiedenen Bedingungen verschiedene Beschreibungen des gleichen Phänomens wählen.

Das *E*/*I*-Modell verknüpft das Bemühen, komplexe Phänomene zu vereinfachen (indem wichtige von den unwichtigen Aspekten unterschieden und letztere vernachlässigt werden) mit der Einsicht, dass es das Wesen komplexer Phänomene ist, *nicht* weiter vereinfachbar zu sein: die Komplexität eines Phänomens ist, bildhaft gesprochen, die Größe seines nicht weiter reduzierbaren Kerns – operationalisiert als die für seine Rekonstruktion erforderliche minimale Information (*I*) und Rechenleistung (*E*). Die Entwicklung immer effizienterer Beschreibungen, die zeigen, dass ein Phänomen nicht so komplex ist wie zuvor angenommen, liegt – jenseits des *E*/*I*-Modells – im Bereich der jeweiligen Fachwissenschaften bzw. der Praxis. Das *E*/*I*-Modell ist ein Meta-Modell, das eine existierende Beschreibung eines (bedeutungsvollen) Phänomens voraussetzt und – unter Absehung vom semantischen Gehalt (fachspezifischen Inhalt) – den Informations- und Exekutionsaufwand quantifiziert, den ein Beobachter/Akteur leisten muss, der sich als Wissender/Handelnder bewusst oder unbewusst dieser Beschreibung bedient. Mit anderen Worten, das *E*/*I*-Modell zielt *nicht* primär darauf, die Klasse der Phänomene mit hoher Komplexität zu erklären, sondern die Höhe (und Art) der Komplexität all jener Phänomene zu bestimmen, die hinreichend explizit beschrieben werden können.

Angesichts immer neuer hoch spezialisierter (Teil-) Disziplinen mit differierenden Gegenständen und Methoden wird es zunehmend schwerer, Forschungsergebnisse aus verschiedenen Richtungen miteinander zu vergleichen oder gar zu kumulieren. Als abstraktes Meta-Modell kann das *E*/*I*-Modell jedoch Phänomene aus höchst unterschiedlichen Wissensgebieten hinsichtlich ihrer Komplexität analysieren und miteinander in Beziehung setzen. Es kann ob seiner äußerst breiten Anwendbarkeit dazu beitragen, das fragmentierte wissenschaftliche Wissen mittels bereichsübergreifender Bezüge zu einem dichteren Netz zu verweben, ohne dass methodisch und inhaltlich inkommensurable Modelle in eine kohärente Theorie – eine »Weltformel« [84] – integriert werden müssten.

Gleichzeitig liefert die meta-theoretische Perspektive des *E*/*I*-Modells fachwissenschaftlich relevante Orientierung. Für die Organisationsforschung haben wir zu zeigen versucht, dass die vom *E*/*I*-Modell bzw. *E*/*I*-Raum angebotenen Unterscheidungen, mit den Intuitionen der Organisationsforscher korrespondieren: Dass wichtige, in der Literatur vorhandene Klassen von Problemen bzw. Aufgabenstellungen, für deren Lösung bzw. Erfüllung Beobachter/Akteure ähnliche Strukturen und Strategien verwenden, bestimmten Positionen oder Bewegungen im *E*/*I*-Raum entsprechen, legt nahe, diese *Strukturen und Strategien als spezifische Formen der Bewältigung bestimmter E/I-Konstellationen* zu verstehen. Wenn wir darin Recht haben, dass *E* und *I* Erklärungskraft hinsichtlich der Strukturen und Strategien für Bewältigung organisationaler Komplexität besitzen, dann ist das *E*/*I*-Modell ein Schritt in Richtung einer gleichermaßen präzisen und allgemeinen Konzeptualisierung von organisationaler Komplexität. In diesem Fall lässt die Organisationsforschung die eingangs kritisierte Phase hinter sich, in der Komplexität als bloß intuitiv verständliche, unerklärte Größe behandelt wird, oder fälschlich als Synonym für Entropie bzw. Chaos gilt, oder schlicht gleichgesetzt wird mit dem Gegenstand der Theorie komplexer adaptiver Systeme (mit dem, wovon *NK*-Modelle, Boolesche Netzwerke [85], genetische Algorithmen [86] etc. handeln).

Das *E*/*I*-Modell unterliegt zwei wichtigen Einschränkungen: es schweigt zu seiner Anwendung und es erfasst nur Phänomene, die hinreichend explizit beschreibbar sind. Ersteres kann man auch positiv sehen, denn *keine* Theorie vermag (weil dies zu infinitem Regress führt) ihre eigene Anwendung zu erklären. Das *E*/*I*-Modell enthält sich konsequent jeder Aussage, auf welche disziplinären Fragen es anzuwenden sei – das liegt jenseits des *E*/*I*-Modells im Ermessen der Forscherinnen und Forscher. Daher ergänzen das *E*/*I*-Modell und eingangs angesprochene, anwendungsorientierte Komplexitätsbegriffe [87] einander wechselseitig: letztere deuten auf potenziell fruchtbare Gegenstände, während das *E*/*I*-Modell den Begriff »Komplexität« expliziert und so klärt, welche Eigenschaft der Gegenstände thematisiert wird.

Die Auswirkungen der prinzipiellen Beschränkung des *E*/*I*-Modells auf explizit und widerspruchsfrei beschreibbare Phänomene sowie seiner praktischen Beschränkung auf Phänomene, für die eine solche Beschreibung vorliegt, sind schwer abzuschätzen.

Dass sich über die Komplexität von mehrdeutigen, in sich widersprüchlichen oder nur nicht-sprachlich (intuitiv, emotional oder sinnlich ästhetisch) fassbaren Phänomenen kaum Aussagen machen lassen, ist (nur) dann leicht einzusehen, wenn man mit »Aussagen« möglichst eindeutige, in sich widerspruchsfreie Symbolisierungen meint. Derzeit herrscht hinsichtlich einer solchen Auffassung von Wissen als möglichst präzise, eindeutige Formulierung – die dominanten Fachzeitschriften zeigen das deutlich – breiter Konsens in der Organisationsforschung. Es ist hier nicht Ziel, zu klären, inwieweit die wissenschaftliche Gemeinschaft damit Recht hat bzw. worin der Preis für den weitestgehenden Verzicht auf Mehrdeutigkeit besteht. (Für Weisheitstraditionen und Künste sind Inkonsistenzen, Paradoxien und Nicht-Sprachliches unverzichtbar.) Wichtig ist aber, dass das *E*/*I*-Modell die Existenz und Relevanz des Nicht-formalisierbaren nicht bestreitet, sondern vielmehr notwendig auf dieses als Horizont des Formalisierbaren bezogen ist. So ist beispielsweise obige Anwendung des *E*/*I*-Modells zunächst auf organisationalen Output beschränkt und wird danach auf Veränderungen des Output (als Ergebnis strategischer Repositionierung) ausgeweitet; als nächstes wäre der Prozess der strategischen Wahl einzubeziehen, dann die Entscheidung für einen bestimmten Prozess strategischer Wahl und so fort. Immer gibt es eine übergeordnete Ebene, die – wenn formalisierbar – miteinbezogen werden kann; immer aber gibt es auch darüber noch eine Ebene, die (noch) nicht formalisierbar oder formalisiert ist. Dieser Offenheit »nach oben« in der Anwendung des *E*/*I*-Modell entspricht seine Offenheit »nach unten«, da durch Entdeckung einer effizienteren Beschreibung die gemessene Komplexität eines Phänomens prinzipiell immer »unterboten« werden kann. Beide Fälle sind Manifestationen von Gödels Entscheidungsproblem, dessen bewiesene Unlösbarkeit die prinzipielle Unvollständigkeit formaler Systeme beweist [88].

In den Wissenschaften zeichnet sich – parallel zum Auseinanderdriften der hoch spezialisierten angewandten Disziplinen – Konvergenz in Grundsatzfragen der wissenschaftlichen Methode und des damit verbundenen Wahrheitsanspruchs ab. Die Grenzen zwischen verschiedenen Zweigen werden durchlässiger: weder zwischen empirischen Wissenschaften und Formalwissenschaften [89], noch zwischen Natur- und Geisteswissenschaften [90] lässt sich eine wissenschaftstheoretisch prinzipielle Trennung aufrechterhalten. Durch das Aufgreifen von Grundlagenforschung aus Physik, Mathematik und Informatik trägt das *E*/*I*-Modell dazu bei, die Organisationsforschung am Diskurs zu beteiligen, der diese konvergierenden Leitwissenschaften verbindet. Die intime Nähe des *E*/*I*-Modells zum Gödelschen Entscheidungsproblem zeigt, dass die Organisationsforschung durch die Anknüpfung an Natur- und Formalwissenschaft an Präzision gewinnen kann, ohne unangemessene, ihren Gegenstand trivialisierende Ansprüche auf beobachterunabhängig objektive Wahrheit im Stile der newtonschen Physik übernehmen zu müssen. Das *E*/*I*-Modell baut auf Natur- und Formalwissenschaften auf, die dank der Grundlagenkrisen in den 1930er Jahren mit prinzipiellen Grenzen des wissenschaftlichen Wissens (wie Relativität oder Verschränkung von Beobachtung mit Beachtetem) souverän – präzise und selbstverständlich – umgehen.

Wir hoffen zusammenfassend, mit dem *E*/*I*-Modell die Basis für eine breite Palette angewandter Organisationsforschung zu schaffen: Komplexitätsargumente betreffen das gesamte Spektrum institutioneller Arrangements – von Individuen und Gruppen, über Organisationen und interorganisationale Netzwerke bis zu Märkten – sowie gleichermaßen physische Prozesse und kognitive (dispositive) Leistungen. Insbesondere hoffen wir, zu Organisationsforschung in der Tradition Simons beizutragen, die sich heute auf mächtige mathematisch informationstheoretische Konzepte aber auch auf Einsichten in die Grenzen des Formalisierbaren stützen kann, die ihrem Gründer noch nicht zur Verfügung standen.

Anhang

Wir formalisieren die im Text informell eingeführten Schlüsselbegriffe des *E*/*I*-Modells wie folgt:

A. Algorithmus

Ein Algorithmus ist eine positive Ganzzahl, die – als Input – einen bestimmten Universalrechner veranlasst, eine bestimmte andere Ganzzahl (Output) zu generieren (die, falls der Rechner nicht anhält, unendlich lang sein kann). Verschiedene Universalrechner (Registermaschinen, Substitutionssysteme, Zelluläre Automaten etc.) können einander wechselseitig simulieren [91]; wir beschränken uns daher ohne Verlust an Generalisierbarkeit auf *einen* Typ, nämlich auf universale Turingmaschinen (UTM). Formal ist eine UTM ein Quadrupel $T=(K, \Sigma, \delta, k_0)$, wobei K die Menge der Zustände der UTM repräsentiert, $k_0 \in K$ den Anfangszustand, Σ das Alphabet (für binäre Rechner sind das ›0‹, ›1‹ und das Leerzeichen ›_‹) und δ die Transitionsfunktion. (K und Σ sind endlich und disjunkt.) Eine UTM besteht aus einem formatierten, d.h. in Zellen mit je einem Zeichen Fassungsvermögen unterteilten (Speicher-)Band und einem beweglichen Schreib-/Lesekopf (siehe Abbildung 3)

Sie arbeitet in diskreter Zeit. Am Beginn jedes Zyklus (0, 1, 2, 3, …) – die UTM befindet sich in einem bestimmten (Ausgangs-)Zustand $k \in K$ und der Kopf auf einer bestimmten Zelle des Bands – wird das betreffende Zeichen $s \in \Sigma$ gelesen. Abhängig von k und s wird dann, durch δ determiniert, erstens Operation o ausgeführt, indem das Zeichen mit einem anderen Zeichen (›0‹, ›1‹ oder ›_‹) überschrieben oder der Kopf eine Zelle weiter nach rechts oder links (›→‹, ›←‹) bewegt wird und zweitens die UTM in einen neuen Zustand k' versetzt. Dies wiederholt sich – Endzustand k' = Ausgangszustand k des nächsten Zyklus – bis die UTM anhält d.h. den Haltezustand $h \in K$ erreicht.

δ ist eine partielle Funktion, die eine endliche Teilmenge des Kreuzprodukts $K \times \Sigma$ eindeutig auf eine endliche Teilmenge von $O \times K$ abbildet, wobei O die Menge der Operationen (überschreiben mit ›0‹, ›1‹ oder ›_‹ und bewegen nach ›→‹ oder ›←‹) bezeichnet.

Der Algorithmus ist der Input der UTM: die Zeichenkette $p \in (\Sigma - \{›\_‹\})$, die sich zum Zeitpunkt 0 auf dem Band befindet; üblicherweise ist p als binäre Ganzzahl, d.h. als begrenzte Folge von ›0‹ und ›1‹ codiert. Der Output x – das digitale, das zu simulierende/erklärende Phänomen repräsentierende Objekt – ist die am Band befindliche Zahl, wenn die Maschine anhält.

B. Informationsgehalt

Die zur Erzeugung eines digitalen Objekts x erforderliche Information, ist die minimale Summe der Länge eines Algorithmus bzw. Programms p plus der Länge (der Beschreibung) der UTM U, die Output x aus Input p erzeugt.

$$I(x) \equiv Min\ \{l(p) + l(U) : (p, U) \text{ erzeugt } x\} \quad (1)$$

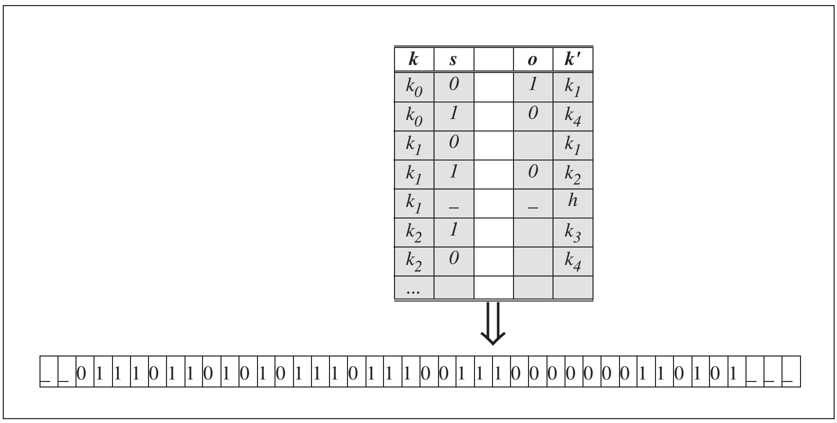


Abb. 3: Turingmaschine

Diese Menge erforderlicher Information bezieht sich ihrerseits auf eine UTM, die aus den Beschreibungen von p und T (als Input) den Output x erzeugen kann. Dies führt zu *keinem* infiniten Regress, weil Universalrechner, wie universale Turingmaschinen (UTM) [92] einander wechselseitig simulieren können, und das *Invarianz-Theorem* besagt, dass die Längen des kürzesten Programms p, das Objekt x auf UTM U_i erzeugt, und des kürzesten Programms q, das x auf einer anderen UTM U_j erzeugt, sich maximal um eine Konstante c unterscheiden, die von x unabhängig ist (c ist maximal so lange wie das Programm das U_i auf U_j simuliert) [93].

$$|Min\ l(p)U_i - Min\ l(q)U_j| \leq c \qquad (2)$$

Der maschinenunabhängige Informationsgehalt von x ist daher kleiner gleich der minimalen Länge des kürzesten Programms auf einer beliebigen UTM plus c plus $\log_2 l$ (die Anzahl erforderlicher Bits, um die Länge des Programms zu speichern, d.h. jene Information hinzuzufügen, die das Programm zu einem selbstbeschränkenden Bitstring macht.) Für hinreichend große p kann c vernachlässigt werden; der Einfachheit halber vernachlässigen wir auch $log\ l$ und definieren den Informationsgehalt von x als:

$$I(x) \equiv Min\ l(p) + log\ l + \mathrm{c} \cong Min\ l(p) \qquad (3)$$

Der maximale Informationsgehalt von x ist seine Länge: x gilt als Beschreibung seiner selbst.

$$I(x) \equiv Min\ l(p) \leq l(x) \qquad (4)$$

Der minimale Informationsgehalt von x bleibt unbestimmt, da der Nachweis der algorithmischen Zufälligkeit einer Zeichenfolge, d.h. ihrer Inkompressibilität der Lösung des nachweislich unlösbaren Halteproblems entspricht [94]. Wir definieren schließlich $I(x)$ als unendlich, wenn kein Programm existiert, das x erzeugt.

$$I(x) \equiv Min\ \{l(p) : p \text{ erzeugt } x\} = \infty \text{ iff } \neg\exists p \qquad (5)$$

C. Zeitkomplexität

Eine UTM U, die Programm p ausführt, erzeugt eine Menge von Quadrupeln (k_{n-1}, s, o, k_n), wobei $k_{n-1} \in K$ den Ausgangszustand repräsentiert, $s \in \Sigma$ das gelesene Zeichen, $o \in O$ die auszuführende Operation (›Überschreiben‹ oder ›Kopf bewegen‹) und $k_n \in K$ den Endzustand, der (rekursiv) zum Ausgangszustand für den nächsten Zyklus (das nächste zu erzeugende Quadrupel) wird. U startet im Anfangszustand k_0 und endet im Haltezustand h. Wir definieren die algorithmische Zeitkomplexität $E(x)$ als die Anzahl der Maschinenzyklen bzw. als die Mächtigkeit der Menge $U(p)$, unter der Bedingung: p erzeugt x in U.

$$U(p) = \{(k0, s, o, k'), (k, s, o, k')\dots(k, s, o, h) : U \text{ exekutiert } p\} \qquad (6a)$$

$$E(x) \equiv \{|U(p)| : p \text{ erzeugt } x \text{ in } U\} \qquad (6b)$$

Wir definieren die Zeitkomplexität eines Phänomens als unendlich, wenn es durch einen Algorithmus p repräsentiert wird, der statt den Haltezustand zu erreichen ad infinitum weiterläuft.

$$E(x) \equiv \{\infty : |U(p)| = \infty\} \qquad (6c)$$

D. Komplexitätsklassen

Neben der Zeitkomplexität von Einzelfällen (z.B. ein bestimmter Fall des TSP) interessiert die relative Zeitkomplexität von Programmen für verschieden Fälle desselben Problems (z.B. TSPs mit verschieden Distanzmatrizen). Wir formalisieren die Klasse der Programme, die verschiedene Fälle desselben Problems lösen, indem wir zwei Programmteile unterscheiden: $p = \pi + d$, wobei $\pi \in (\Sigma - \{›–‹\})$ und $d \in (\Sigma - \{›–‹\})$ die Rechenvorschriften enthält und d die Parameter bzw. Daten, die π verarbeitet. Wir definieren Π als die Menge aller Programme $p = \pi + d_x$, die aus einer *bestimmten* Rechenvorschrift und einem *beliebigen* Datensatz bestehen – unter der Bedingung, dass d_x ist für π verarbeitbar ist, d.h. dass die ausführende UTM anhält.

$$\Pi \equiv \{p = \pi + d_x : U(p) \text{ erreicht } h\} \qquad (7)$$

Die relative Zeitkomplexität der durch Programme $p \in \Pi$ erzeugten Objekte x ist eine Funktion der Menge der Parameter bzw. Daten $l(d_x)$, denn π ist für alle $p \in \Pi$ konstant.

$$\frac{E(x_1)}{E(x_2)} = f\left(\frac{l(d_{x1})}{l(d_{x2})}\right): (\pi + d_{x_n}) \text{ erzeugt } x_n \text{ in } U \tag{8}$$

Eine Klasse Π definieren wir als Element der *Komplexitätsklasse TIME* $f(l(\mathrm{d}))$, wenn die Zeitkomplexität $E(x)$ aller durch $p \in \Pi$ (d.h. durch π und alle Datensätze d_x) erzeugten Objekte x maximal $f(l(d_x))$ ist.

$$\Pi \in TIME\, f(l(d_x)) : \forall\ (p = \pi + d_x) \in \Pi \text{ gilt } E(x) = |U(p)| = \boldsymbol{O} f(l(d_x)) \tag{9}$$

$f(n) = \boldsymbol{O}\mathrm{g}(n)$ bedeutet, dass für alle $n \geq n_0$ gilt $f(n) \leq c \cdot g(n)$, d.h. f wächst langsamer als g. Wenn etwa $q(n)$ ein Polynom d-ten Grades ist gilt $q(n) = \boldsymbol{O}(n^d)$, d.h. die Wachstumsrate entspricht seinem ersten Term > 0.

Durch spezifische Funktionen definierte Komplexitätsklassen lassen sich zu Komplexitätsklassen zusammenfassen, die durch Familien von Funktionen bestimmt sind. $TIME(n^k)$ ist die Klasse aller Komplexitätsklassen, deren Wachstum durch polynomiale Funktionen beschränkt ist, auch bekannt als P, die Klasse aller praktikablen oder effizienten Algorithmen. Ihr nicht-deterministisches Gegenstück ist $NTIME(n^k)$, alias *NP*, die Klasse jener Algorithmen die nicht (deterministisch) in polynomialer Zeit zum Abschluss kommen, d.h. die Klasse der unpraktikablen bzw. nicht-effizienten Algorithmen, deren Wachstum durch Funktionen wie c^n, $n!$ oder *Busy Beaver* beschränkt ist.

$$TIME(n^k) = \bigcup_{j>0} TIME(n^j) \tag{10a}$$

$$NTIME(n^k) = \bigcup_{j>0} NTIME(n^j) \tag{10b}$$

Offensichtlich gilt $P \subset NP$; unklar ist dagegen, ob $P \neq NP$ gilt. Trotz intensivster Forschungsbemühungen ist es nicht gelungen P-komplexe Algorithmen für die klassischen *NP*-komplexen Probleme zu entwickeln; die meisten Mathematiker gehen heute davon aus, dass *NP* nicht auf P reduziert werden kann, ein Beweis dessen steht aber aus. Möglicherweise liegt hier einer der wahren aber nicht beweisbaren Sätze vor, deren Existenz Gödel 1931 nachgewiesen hat.

E. Ähnlichkeit

Die Komplexität mehrerer Objekte x_1, x_2, ...x_n ergibt sich wie folgt: $I(x)$ ist die erforderliche Information, um x ohne Vorkenntnisse zu (re-)konstruieren. $I(x|y)$, der *bedingte* Informationsgehalt von x (unter der Voraussetzung y), ist die erforderliche Menge Information, um x aus y zu erzeugen. $I(x|y)$ ist umso kleiner, je ähnlicher x und y sind (vereinfacht gesprochen misst $I(x|y)$ die Änderungen, die an y vorzunehmen sind, um (daraus) x zu erzeugen). Ist x bekannt, enthält die neuerliche Kenntnis von x keine (Zusatz-)Information; bei totaler Differenz enthält y keine Information über x und $I(x|y)$ erreicht das Maximum, nämlich $I(x)$.

$$I(x|x) \equiv 0 \tag{11a}$$

$$0 \leq I(x|y) \leq I(x) \tag{11b}$$

Die bedingte Information zweier digitaler Objekte ist bis auf einen additiven Fehlerterm $O(\log I(x,y)$ symmetrisch. Wir definieren daher die gemeinsame Information $I(x;y)$ von x und y als

$$I(x;y) \equiv \{I(x) - I(x|y) = I(y) - I(y|x) \pm c : c \leq (\log I(x,y)\} \tag{12a}$$

Der Fehlerterm $\log I(x,y)$ entspricht der Anzahl notwendiger Bits, um die Länge $I(x,y)$ des aus x und y

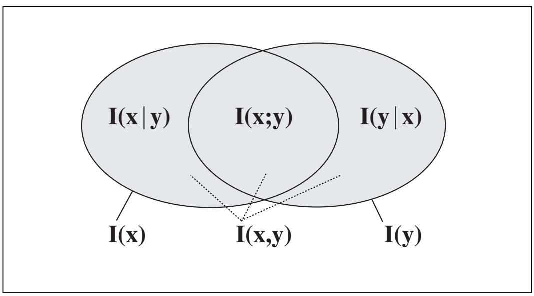


Abb. 4: Bedingte und gemeinsame Information

zusammengesetzten Objekts zu codieren. Er kann nicht eliminiert werden, da der Informationsgehalt des zusammengesetzten Objekts $I(x,y)$ die Längen der Einzelobjekte beinhalten muss, sollen x und y unterscheidbar bleiben. Daraus ergeben sich, da die Längen der Einzelobjekte sich stark unterscheiden können, geringfügige Informationsasymmetrien, die wir im vorliegenden Zusammenhang vernachlässigen (analog zu Gleichung 3) [95].

$$I(x;y) \equiv I(x) - I(x|y) \cong I(y) - I(y|x) \tag{12b}$$

Der Informationsgehalt $I(x,y)$ des aus x und y zusammengesetzten Objekts entspricht damit der Summe der Informationsgehalte $I(x)$ und $I(y)$ minus ihrer gemeinsamen, d.h. redundanten Information $I(x;y)$. Analog enthält der Informationsgehalt $I(x_1, x_2, x_3, \ldots x_n)$ des aus n Objekten $x_1, x_2, x_3, \ldots x_n$ zusammengesetzten Objekts die in mehreren Einzelobjekten enthaltene redundante Information nur einmal.

$$I(x,y) = I(x) + I(y) - I(x;y) \tag{13a}$$

$$\mathrm{I}(x_1, x_2, x_3, \ldots x_n) = I(x_j) - \sum_{i<} I(x_i;x_j) + \sum_{i<}\sum_{j<}\sum_{n} I(x_i;x_j;x_k - \ldots + (-1)^{n+1}\sum_{i<}\sum_{j<}\ldots\sum_{n} I(x_i;x_j\ldots;x_n) \tag{13b}$$

Beispiel: Die Konsequenzen dessen werden im (Grenz-)Fall eines aus identischen Einzelobjekten zusammengesetzten Objekts – z.B. (Massen-)Produktion vieler gleicher Produkte – besonders deutlich: der Informationsgehalt aller Produkte ist gleich dem eines einzelnen, da wiederholte Exekution *eines* Plans, dessen Informationsgehalt nicht verändert. Die Zeitkomplexität steigt dagegen linear mit der Outputmenge. D.h. je größer n desto mehr verschiebt sich die Charakteristik des Objekts bzw. der betrieblichen Aufgabe in Richtung $E\uparrow$ und rückt die Frage der Exekutionskapazität ins Zentrum. Für $x_1 = x_2 = x_3 = \ldots = x_n$ gilt:

$$I(x_1, x_2, x_3, \ldots x_n) = I(x_1) \tag{14a}$$

$$E(x_1, x_2, x_3, \ldots x_n) = n \cdot E(x_1) \tag{14b}$$

F. Organisationale Komplexität

Die Komplexität eines organisationalen Phänomens wird bestimmt als der algorithmische Informationsgehalt I und die Zeitkomplexität E jenes Programms p, das x, eine hinreichend genaue Beschreibung des Phänomens, bei minimalen Informations- und Exekutionskosten erzeugt. Liefern verschiedene Programme hineichend genaue Beschreibungen x und unterscheiden sich diese so, dass höherem (bzw. niedrigerem) E einer Beschreibung niedrigeres (bzw. höheres) I einer anderen Beschreibung gegenübersteht, dann hängt die Komplexität des Phänomens auch von den relativen Faktorkosten ab: vom Preis e für das Ausführen einer zusätzlichen Rechenoperation (Maschinenzyklus) und vom Preis i für die Integration eines zusätzlichen Bits Information.

$$I(x) \equiv \{I(p) \text{ iff } \neg\exists q : q \text{ erzeugt } x \text{ und } i \cdot I(q) + e \cdot E(q) < i \cdot I(p) + e \cdot E(p)\} \tag{15a}$$

$$E(x) \equiv \{E(p) \text{ iff } \neg\exists q : q \text{ erzeugt } x \text{ und } i \cdot I(q) + e \cdot E(q) < i \cdot I(p) + e \cdot E(p)\} \tag{15b}$$

Anmerkungen

[1] Vgl. Simon (1945).
[2] Vgl. exemplarisch Bennis (1959) und Schein (1969).
[3] Vgl. exemplarisch Senge (1990) und Easterby-Smith et al. (1999).
[4] Vgl. Thompson (1967), Pugh et al. (1968, 1969 und Mintzberg (1979).
[5] Vgl. Chandler (1962) bzw. Galbraith (1973).
[6] Vgl. Williamson (1973, 1975) und Jensen/Mecklin (1976).
[7] Vgl. Mintzberg (1979) und Scott (1981).
[8] Vgl. Picot (1982) und Ebers/Gotsch (1993).
[9] Vgl. Simon (1962).
[10] Vgl. Gell-Mann (1995).
[11] Vgl. Langton (1990), Kauffman (1993) sowie Waldrop (1992).
[12] Vgl. Duden (2003), Oxford English Dictionary (1989).
[13] Vgl. Starbuck (2003).
[14] Siehe Rescher (1998, S. 8).
[15] Vgl. Lloyd zitiert in Richardson/Cilliers (2001), Rescher (1998) und Horgan (1995, 1996).
[16] Lloyds Liste enthält zahlreiche Begriffe, die sich in technischen Details unterscheiden aber auf das gleiche Komplexitätsverständnis beziehen. Z.B.: (a) algorithmischer Informationsgehalt, (b) gemeinsamer algorith-

mischer Informationsgehalt und (c) bedingter algorithmischer Informationsgehalt sind Aspekte des gleichen Komplexitätsbegriffs (siehe Anhang), welcher wiederum auf engste verwandt ist mit (d) Shannon-Information, (e) gemeinsamer Information, (f) bedingter Information, (g) selbstbeschränkender Codelänge und (h) minimaler Beschreibungslänge.

[17] Vgl. Rescher (1998).

[18] Rescher (1998, S. 9) schlägt für diese drei Fälle vor, von »compositional complexity«, »structural complexity« bzw. »functional complexity« zu sprechen.

[19] Siehe Rescher (1998, S. 16).

[20] Wir stützen uns primär auf jene Konzepte, die Rescher (1998, S. 10) »formulaic complexity« nennt und als Fundament der Konzeptualisierung von Komplexität sieht.

[21] Vgl. Cyert/March (1963).

[22] Vgl. Polanyi (1966).

[23] Vgl. Vaihinger (1936).

[24] Vgl. Bennett (1988) und Gell-Mann/Pagels (1996).

[25] Vgl. insbesondere Peano (1889), Russel/Whitehead (1903), Hilbert (1900, 1905), Church (1936) und Turing (1936).

[26] Vgl. Berlinski (2000).

[27] Vgl. Church (1936) und Turing (1936).

[28] Zur Relevanz von Paradoxien für die Organisationstheorie vgl. Lewis (2000), Poole/Van de Ven (1989) sowie Quinn/Cameron (1988).

[29] Vgl. Miller et al. (1982).

[30] Vgl. Moldoveanu/Bauer (2004).

[31] Vgl. Ansoff (1965).

[32] Vgl. ausführlicher dazu sowie für weitere Beispiele Moldoveanu/Bauer (2004).

[33] Vgl. Kolmogorov (1963, 1965) und Chaitin (1966).

[34] Vgl. Cover/Thomas (1991) und Li/Vitányi (1997).

[35] Vgl. Papadimitriou (1994).

[36] Vgl. Kolmogorov (1963, 1965), Solomonoff (1964) und Chaitin (1966).

[37] Vgl. Chaitin (1975).

[38] Vgl. Martin-Löf (1966).

[39] Vgl. Shannon (1948) und Shannon/Weaver (1949).

[40] Vgl. Li/Vitányi (1997).

[41] Der Beweis der algorithmischen Zufälligkeit einer binären Sequenz ist unmöglich, weil gleichbedeutend mit der Lösung des Halteproblems (Turing 1936), das seinerseits eine generalisierte Variante des Entscheidungsproblems (Gödel 1931) ist; die Unentscheidbarkeit dieses Probleme gilt als bewiesen (Chaitin 1982, 2002).

[42] Vgl. Bateson (1968).

[43] Vgl. Solomonoff 1964).

[44] Vgl. exemplarisch Berlinsky (2000).

[45] Vgl. Turing (1936) sowie Anmerkung [41]; anschaulich dazu auch Wolfram (2001).

[46] Vgl. Papadimitriou (1994).

[47] Vgl. Bennett (1988).

[48] Vgl. Cormen et al. (1993)

[49] Vgl. Garey/Johnson (1979) und Papadimitriou (1994).

[50] Für formale Definitionen von *P* und *NP* siehe Abschnitt D des Anhangs.

[51] Vgl. Miller et al. (1982).

[52] Vgl. Moldoveanu/Bauer (2004).

[53] Vgl. Chapman et al. (2001).

[54] Vgl. Abelson/Sussman (1993).

[55] Vgl. Gilboa (1989).

[56] Vgl. Carley/Prietula (1994), Prietula et al. (1998), Lomi/Larsen (2001) sowie Baker (2006).

[57] Vgl. Cover/Thomas (1991), Gell-Man (1995) und Li/Vitányi (1997).

[58] Vgl. Turing (1936), Church (1936), Wolfram (2001).

[59] Vgl. Li/Vitányi (1997).

[60] Vgl. Papadimitriou (1994).

[61] Vgl. Gell-Man (1995).

[62] Vgl. Gell-Mann/Pagels (1996).

[63] Vgl. Bennett (1985, 1988).

[64] Vgl. Simon (1962).

[65] Vgl. Kauffman (1993).

[66] Vgl. Wright (1931, 1932).

[67] Vgl. exemplarisch Kauffman (1988), Westhoff et al. (1996), Levinthal (1997), Levinthal/Warglien (1999), McKelvey (1999), Gavetti/Levinthal (2000) sowie Rivkin (2000).

[68] Vgl. Dooley/Van de Ven (1999).

[69] Vgl. Kelley (2001).

[70] Vgl. Florida (2002) sowie Martin (2004).

[71] Wir weisen erneut auf die scheinbar paradoxe Beziehung zwischen Informationsgehalt und Bedeutung hin. Die redundanzfreie Beschreibung eines (sinnvollen) organisationalen Phänomens entspricht weißem Rauschen, ist aber nicht sinnlos(es Chaos), sondern genau so sinnvoll wie das Phänomen, das sie beschreibt – vorausgesetzt, sie wird als Beschreibung des nämlichen Phänomens *erkannt*, was gleichbedeutend damit ist, die nämliche redundanzfreie Beschreibung (algorithmisch zufällige Zeichenfolge) als einzigartige Konstellation zu *erkennen* bzw. von allen anderen Zeichenfolgen zu *unterscheiden*.

Die fälschliche Gleichsetzung von *irgendeiner* n Stellen langen algorithmisch zufälligen Zeichenfolge mit einer *bestimmten* solchen Folge ist ein weit verbreitetes Missverständnis, das sich selbst in so präzisen und instruktiven Arbeiten wie der von Rescher (1998, S. 10). findet. Die beiden Fällen müssen aber unterschieden werden, da *irgendeine* zufällige Folge relativ kurz beschrieben werden kann, nämlich als Zufallsgenerator, der eine solche (beliebige) Folge erzeugt. Eine *bestimmte* algorithmisch zufällige Folge kann dagegen nur als Kopie ihrer selbst, beschrieben werden. Der Zufallsgenerator etwa kann eine einmal erzeugte Sequenz (aller Wahrscheinlichkeit nach) nicht reproduzieren und zudem ist bei der Zufallsgenerierung *jede* mögliche Sequenz, d. h. auch eine höchst geordnete (nicht-zufällige) *gleich* wahrscheinlich.

[72] Verbesserte Näherungsverfahren können beträchtliche

Kostensenkungen ermöglichen: Durch ein Pilotprojekt mit neuen Optimierungsalgorithmen reduzierte Waste Management Inc. seine LKW Flotte und in der Folge die operativen Kosten um 52 Mio. US$; von der Gesamteinführung erwartete man eine Erhöhung des Cashflow um 648 Mio. US$ und eine Kostenreduktion um 498 Mio. US$ über einen Zeitraum von 5 Jahren (Sahoo 2005). Bombardier Flexjet erreichte eine jährlichen Kostreduktion um 27 Mio. US$, durch 10% höhere Flottenauslastung, bei Reduktion der Vorhaltekosten für Crews um 20% und der Lagerhaltung um 40% (Hicks et al. 2005).

[73] Vgl. Womack et al. (1990), Dyer/Nobeoka (2000).
[74] Vgl. Bauer (2003).
[75] Vgl. Mintzberg et al. (2003).
[76] Vgl. Peteraf (1993).
[77] Vgl. Cover/Thomas (1991) und Li/Vitányi (1997).
[78] Instruktionen zu eliminieren, die nur einmal exekutiert werden, reduziert *I*; die damit notwendig einhergehende marginale Verringerung von *E* ist vernachlässigbar.
[79] Vgl. Irle (1971).
[80] Vgl. Westhoff et al. (1996), Brown/Eisenhardt 1998, Organization Science Special Issue 10/3 (1999), Levinthal/Warglien (1999), Rivkin (2000), McKelvey (2004), Ethiraj/Levinthal (2004).
[81] Zu deren Einfluss auf die Organisationsforschung vgl. Probst (1987), Kirsch (1992) und Thietard/Forgues (1995).
[82] Vgl. Waldrop (1992), Lewin (1999), Kelly (1994).
[83] Siehe Rescher (1998, S. 16).
[84] Die Möglichkeit einer »Weltformel« ist komplexitätstheoretisch prinzipiell fragwürdig: Eine allumfassende Theorie würde entweder ihrer Länge (*I*) wegen menschliches Fassungsvermögen sprengen, oder sie wäre von eleganter Kürze, dann aber wären die notwendigen Berechnungen – das Ergebnis der Formel muss vollständig vorliegen, um entscheiden zu können, ob es sich um die korrekte Repräsentation der Welt handelt – kaum in kürzerer Zeit (*E*) zu bewerkstelligen, als es für das Universum gedauert hat, seine aktuelle Ordnung zu entfalten (Wolfram 2001). Hinzu kommen modelltheoretische Schwierigkeiten, da eine »Weltformel« sich selbst (als Teil der Welt) rekursiv (mit-)erklären müsste.
[85] Vgl. Kauffman (1993).
[86] Vgl. Holland (1975, 1986).
[87] Vgl. Rescher (1998).
[88] Vgl. Gödel (1931), Nagel/Newman (1958).
[89] Vgl. Gödel (1951), Chaitin (1993, 1996).
[90] Vgl. Gadamer (1960), Bernstein (1983), Vattimo (1983).
[91] Vgl. z.B. Wolfram (2001).
[92] Für Universalität benötigt eine Turingmaschine eine Mindestanzahl von Zuständen und Symbolen; die einfachste bekannte UTM mit 2 Symbolen benutzt 24 Zustände (Wolfram 2001, S. 1119).
[93] Für Beweise des Invarianztheorems vgl. Cover/Thomas (1991) und Li/Vitányi (1997).
[94] Vgl. Turing (1936), Chaitin (1997).
[95] Ausführlich dazu vgl. Li/Vitányi (1997, S. 93 ff).

Verzeichnis der zitierten Literatur

Ansoff, H. I. (1965): Corporate Strategy. New York 1965.

Baker, S. (2006): Math Will Rock Your World. In: Business Week, Vol. 23 (2006), January.

Bateson, G. (1968): Redundancy and Coding. In: Sebeok, T. (Hrsg.): Animal Communication. Bloomington 1968, S. 614–626; dt.: Redundanz und Codierung. In: Bateson, G. (1985): Ökologie des Geistes. Frankfurt 1985, S. 530–548.

Bauer, R. (2002): Struktur und Differenz. Linz 2002.

Bauer, R. (2003): Effizienz und Effektivität in Netzwerk-Organisationen: unterwegs zu einer epistemologischen Theorie der Organisation. In: Weiskopf, R. (Hrsg.): Menschenregierungskünste. Wiesbaden 2003, S. 227–257.

Bennett, C. (1986): Information, Dissipation, and the Definition of Organization. In: Pines, D. (Hrsg.): Emerging Sythesis in Science. Redwood City 1986, S. 297–313.

Bennett, C. (1988): Logical Depth and Physical Complexity. In: Herken, R. (Hrsg.): The Universal Turing Machine. London, New York 1988, S. 227–257.

Bennis, W. T. (1959): Leadership Theory and Administrative Behavior. In: Admistrative Science Quarterly, Vol. 4 (1959), S. 259–301.

Berlinski, David (2000): The Advent of the Algorithm. San Diego, New York, London 2000.

Bernstein, R. J. (1983): Beyond Objectivism and Relativism. Oxford 1983.

Brown, S./Eisenhardt, K. M. (1998): Competing on the Edge. Boston, Mass. 1998

Bürbaumer, U. (1998): Das erste Auto der Welt? Wien 1998.

Carley, K. M./Prietula, M. J. (Hrsg.)(1994): Computational Organization Theory. Hillsdale, NY 1994.

Chaitin, G. (1966): On the Length of Programs for Computing Finite Binary Sequences. In: Journal Ass. Comp. Mach., Vol. 13 (1966), S. 547–569.

Chaitin, G. (1975): Randomness and Mathematical Proof. In: Scientific American, Vol. 232 (1975), Nr. 5, S. 47–52.

Chaitin, G. (1982): Gödel's Theorem and Information. In: International Journal of Theoretical Physics, Vol. 22 (1982), S. 941–954.

Chaitin, G. (1993): Randomness and the Decline and Fall of Reductionism in Pure Mathematics. In: EATCS Bulletin, Vol. 50 (1993), S. 314–328.

Chaitin, G. (1996): An Invitation to Algorithmic Information Theory. In: Bridges, D./Calude, C./Reeves, S./Witten, I. (Hrsg.): Combinatorics, Complexity and Logic – Proceedings of DMTCS'96. Singapur 1996, S. 1–23.

Chaitin, G. (1997): The Limits of Mathmatics. Singapur 1997.

Chaitin, G. (2002): Paradoxes of Randomness. In: Complexity, Vol. 7 (2002), Nr. 5, S. 14–21.

Chandler, A.D. Jr. (1962): Structure and Strategy. Cambridge 1962.

Chapman, W. L./Rozenblit, J./Bahill, A. Terry (2001): Systems Design is an *NP*-Complete Problem. In: Systems Engineering, Vol. 4 (2001), Nr. 3, S. 222–229.

Church, A. (1936): An Unsolvable Problem of Elementary Number Theory. In: American Journal of Mathematics, Vol. 58 (1936), S. 345–363.

Cormen, J./Leiserson, C./Rivest, R. (1993): Introduction to Algorithms. Cambridge, MA 1993.

Cover, T. M./Thomas, J. A. (1991): Elements of Information Theory. New York et al. 1991.

Cyert, R. M./March, J. G. (1963): A Behavioral Theory of the Firm. Englewood-Cliffs 1963.

Dooley, K. J./Van de Ven, A. H. (1999): Explaining Complex Organizational Dynamics. In: Organization Science, Vol. 10 (1999), Nr. 3, S. 358–372.

Dyer, J. H./Kentaro N. (2000): Creating and managing a high-performance knowledge-sharing network: The Toyota case. In: Strategic Management Journal, Vol. 21 (2000), Nr. 3, S. 345–367.

Duden – Das große Fremwörterbuch (2003). 3. Aufl. Mannheim et al. 2003.

Easterby-Smith, M./Araujo L./Burgoyne, J. (Hrsg.) (1999): Organizational Learning and Learning Organization. London 1999.

Ebers, M./Gotsch M. (1993): Institutionenökonomische Theorien der Organisation. In: Kieser, A. (Hrsg.): Organisationstheorien. Stuttgart 1993, S. 185–236.

Ethiraj, S. K. and Levinthal, D. (2004): Modularity and Innovation in Complex Systems. In: Management Science, Vol. 50 (2004), Nr. 2, S. 159–173.

Florida, R. (2002): The Rise of the Creative Class. New York 2002.

Ford, H. (1923): My Life and Work. Garden City, New York, London 1923.

Gadamer, H.-G. (1960): Wahrheit und Methode. Tübingen 1960.

Galbraith, J. R. (1983): Strategy and Organization Planning. In: Human Resource Management, Vol. 22 (1983), S. 63–77.

Garey, M. R./Johnson, D. S. (1979): Computers and Intractability: A Guide to the Theory of Incompleteness. New York 1979.

Gavetti, G. und Levinthal, D. (2000): Looking Forward and Looking Backward: Cognitive and Experiential Search. In: Administrative Science Quarterly, Vol. 45 (2000), S. 113–137.

Gell-Mann, M. (1995): What Is Complexity?. In: Complexity, Vol. 1 (1995), Nr. 1, S. 16–19.

Gell-Mann, M./Lloyd, S. (1996): Information Measures, Effective Complexity and Total Information. In: Complexity, Vol. 2 (1996), Nr. 1, S. 44–52.

Gilboa, I. (1989): Iterated Dominance: Some Complexity Considerations. In: Games and Economic Behavior, Vol. 1 (1989), S. 15–23.

Gödel, K. (1931): Über formal unentscheidbare Sätze der Principia Mathematica und verwandter Systeme. In: Monatshefte für Mathematik und Physik, Vol. 38 (1931), S. 173–198.

Gödel, K. (1951): Some Basic Theorems on the Foundations of Mathematics and Their Philosophical Implications. In: Gödel, K.: Collected Works, Band III. Oxford 1995, S. 304–323.

Hicks, R./Madrid, R./Milligan C./Pruneau, R./Kanaley, M./Dumas, Y./Lacroix, B./Desrosiers, J./Soumis F. (2005): Bombardier Flexjet Significantly Improves Its Fractional Aircraft Ownership Operations. In: Interfaces, Vol. 35 (2005), Nr. 1, S. 49–60.

Hilbert, D. (1900): Über den Zahlenbegriff. In: Jahresbericht der Deutschen Mathematiker-Vereinigung, Vol. 8 (1900), S. 180–184.

Hilbert, D. (1905): Über die Grundlagen der Logik und der Arithmetik. In: Krazer, A. (Hrsg.): Verhandlungen des dritten internationalen Mathematiker-Kongresses in Heidelberg vom 8. bis 13. August 1904. Leipzig 1905, S. 174–185.

Holland, J. (1975): Adaption in Natural and Artificial Systems. Cambridge, MA 1975.

Holland, J./Holyoak, K./Nisbett, R./Thagard, P. (1986): Induction: Process of Inference, Learning, and Discovery. Cambridge 1986.

Irle, M. (1971): Macht und Entscheidung in Organisationen. Frankfurt a.M. 1971.

Jensen, M. C./Mecklin, W.H. (1976): Theory of the Firm: Managerial Behavior and Ownership Structure In: Journal of Financial Economics, Vol. 3 (1979), S. 305–360.

Kauffman, S. A. (1988): The Evolution of Economic Webs. In: Anderson, P. W./Arrow, K. J./Pines, D., (Hrsg.): The Economy as an Evolving Complex System. Reading Mass. 1988, S. 125–146.

Kauffman, S. A. (1993): The Origins of Order. New York 1993.

Kelley, T. (2001): The Art of Innovation. New York et al. 1993.

Kelly, K. (1994): Out of Control. Reading, Mass. 1994.

Kieser, A. (1992): Kommentar zu Gomez, P./Bleicher, K./Brauchlin, E./Haller, M.: Multilokales Management: Zur Interpretation eines vernetzten Systems. Vortrag anläßlich der Hochschullehrertagung Betriebswirtschaft. St. Gallen 1992.

Kirsch, W. (1992): Kommunikatives Handeln, Autopoiese, Rationalität. München 1992.

Kolmogorov, A. N. (1963): On Tables of Random Numbers. In: Sankhaya, Indian Journal of Statistics, Vol. A25 (1963), S. 369–376.

Kolmogorov, A. N. (1965): Three Aproaches to the Quantitative Definition of Information. In: Problems of Information Transmission, Vol. 1 (1965), S. 1–7.

Langton, C. G. (1990): Computation at the Edge of Chaos:

Phase Transitions and Emergent Computation. In: Physica D, Vol. 42 (1990), S. 12–37.

Levinthal, D. (1997): Adaption on Rugged Fitness Landscapes. Management Science, Vol. 43 (1997), S. 934–950.

Levinthal, D. A./Warglien, M. (1999): Landscape Design: Designing for Local Action in Complex Worlds. In: Organization Science, Vol. 10 (1999), S. 342–357.

Lewin, R. (1999): Complexity: Life at the Edge of Chaos. 2. Aufl. New York 1999.

Lewis, M. W. (2000): Exploring Paradox: Towards A More Comprehensive Guide. In: Academy of Management Review, Vol. 25 (2000), Nr. 4.

Li, M./Vitányi, P. (1997): An Introduction to Kolmogorov Complexity. 2. Aufl. New York 1997.

Lomi, A./Larsen, E. R. (Hrsg.) (2001): Dynamics of Organizations: Computational Modeling and Organization Theories. Cambridge, MA. 2001.

Lyotard, J.-F. (1979): La condition postmoderne. Paris 1979.

Martin, R. (2004): The Design of Business. In: Rotman, Winter 2004, S. 6–10.

Martin-Löf, P. (1966): Definition of Random Sequences. In: Information and Control, Vol. 9 (1966), S. 602–619.

McKelvey, B. (1999): Avoiding Complexity Catastrophe in Coevolutionary Pockets: Strategies for Rugged Landscapes. In: Organization Science, Vol. 10 (1999), Nr. 3, S. 294–321.

McKelvey, B. (2004): Toward a complexity science of entrepreneurship. In: Journal of Business Venturing, Vol. 19 (2004), Nr. 3, S. 313–341.

Miller, R. A./Pople Jr., H. E./Myers, J. D. (1982): INTERNIST: An Experimental Computer-Based Diagnostic Consultant for General Internal Medicine. In: New England Journal of Medicine, Vol. 307 (1982), S. 468–476.

Mintzberg, H. (1979): The Structuring of Organizations. Englewood Cliffs 1979.

Mintzberg, H./Lampel, J./Quinn J. B./Ghoshal S. (2003): The Strategy Process. Englewood Cliffs 2003.

Moldoveanu, M. C./Bauer, R. (2004): On the Relationship Between Organizational Complexity and Organizational Structuration. In: Organization Science, Vol. 15 (2004), Nr. 1, S. 98–118.

Nagel, E./Newman, J. R. (1958): Gödel's Proof (revised edition 2001). New York 1958.

Oxford English Dictionary (1989): 2. Aufl. Oxford 1989.

Papadimitriou, C. (1994): Computational Complexity. Reading, MA et al. 1994.

Peteraf, M. A. (1993): The cornerstones of competitive advantage: A resource-based view. In: Strategic Management Journal, Vol. 14 (1993), S. 179–191.

Picot, A. (1982): Der Transaktionskostenansatz in der Organisationstheorie: Stand der Diskussion und Aussagewert. In: Die Betriebswirtschaft, 42. Jg (1982), S. 267–284.

Poole, M. S. and Van de Ven, A. H. (1989): Using Paradox to Build Management and Organization Theories. In: Academy of Management Review, Vol. 14 (1989), Nr. 4, S. 562–578

Prietula, M. J./Carley, K. M./Gasser, L. (Eds.) (1998): Simulating Organizations: Computational Models of Institutions and Groups. Menlo Park, CA 1998.

Probst, G. J. (1987): Selbst-Organisation. Berlin, Hamburg 1987.

Pugh, D. S./Hickson, D. J./Hinings, C. R./Turner, C. (1968): Dimensions of Organization Structure. In: Administrative Science Quaterly, Vol. 13 (1968), S. 539–560.

Pugh, D. S./Hickson, D. J./Hinings, C. R./Turner, C. (1969): The Context of Organization Structures. In: Administrative Science Quaterly, Vol. 14 (1969), S. 91–114.

Quinn, R. E./Cameron, K., (Eds.) (1988): Paradox and Transformation: Towards a Theory of Change in Organization and Management. Cambridge, MA. 1988.

Rescher, N. (1998): Complexity: A Philosophical Overview. New Brunswick, London 1998.

Rivkin, J. (2000): Imitation of Complex Strategies. In: Management Science, Vol. 46 (2000), S. 824–844.

Russell, B./Arthur W. (1903): The Principles of Mathematics. Cambridge 1903.

Sahoo, S./Kim, S./Kim, B.-I./Kraas B./Popov Jr., A. (2005): Routing Optimization for Waste Management. In: Interfaces, Vol. 35 (2005), Nr. 1, S. 24–36.

Schein, E. H. (1969): Process Consultation. Reading, Mass. 1969.

Scott, W. R. (1981): Organizations: Rational, Natural, and Open Systems. Englewood Cliffs 1981.

Senge, P. M. (1990): The Fifth Discipline. New York 1990.

Shannon, C. E. (1948): The Mathematical Theory of Communication, The Bell Journal System Technical Journal, Vol. 27 (1948), S. 379–423, 623–656.

Shannon, C. E. and Weaver W. (1949): The Mathematical Theory of Communication. Urbana, Ill. 1949; dt.: Mathematische Grundlagen der Informationstheorie. München, Wien 1976.

Simon, H. A. (1945): Adminstrative Behavior. New York 1945.

Simon, H. A. (1962): The Architecture of Complexity. Proceedings of the American Philosophical Society, Vol. 106 (1962), S. 467–482.

Solomonoff, R. J. (1964): A Formal Theory of Inductive Inference. In: Information and Control, Vol. 7 (1964), S. 1–22, 224–254.

Starbuck, W. H. (2003): The Origins of Organization Theory. In: Tsoukas, H./Knudsen, C., (Hrsg.): The Oxford Handbook of Organization Theory. Oxford, N. Y. 2003, S. 143–182.

Thiétart, R.-A. and Forgues, B. (1995): Chaos Theory and Organization. In: Organization Science, Vol. 6 (1995), Nr. 1, S. 19–31.

Thompson, J. D. (1967): Organizations in Action. New York 1967.

Turing, A. M. (1936): On Computable Numbers, with an Application to the Entscheidungsproblem. In: Proceedings of the London Mathematical Society, Vol. 2 (1936), Nr. 42, S. 230–265.

Van de Ven, A. H./Poole, S. (1989): Using Paradox to Build Management and Organization Theory. In: Academy of Management Review, Vol. 14 (1989), Nr. 4, S. 562–578.

Vaihinger, H. (1927): Die Philosophie des Als Ob. Aalen 1927.

Vattimo, G. (1983): La struttura delle rivoluzioni artistiche. In: Revista di Estetica, Vol. 14 (1983), Nr. 15, S. 188–194; dt.: Die Struktur künstlerischer Revolutionen. In: Vattimo, G.: Das Ende der Moderne. Stuttgart 1990, S. 98–119.

Waldrop, M. Mitchell (1992): Complexity: The Emerging Science at the Edge of Order and Chaos. New York 1992.

Westhoff, F. H./Yarbrough, B. V./Yarbrough, R. M. (1996): Complexity, Organization, and Stuart Kauffman's »The Origins of Order«. In: Journal of Economic Behavior and Organization, Vol. 29 (1996), S. 1–25.

Williamson, O. E. (1973): Markets and Hierarchies: Some Elementary Considerations. In: American Economic Review, Vol. 63 (1973), S. 316–325.

Williamson, O. E. (1975): Markets and Hierarchies: Analysis and Antitrust Implications. New York 1975.

Womack, J. P./Jones, D. T./Roos D. (1990): The Machine that Changed the World. New York: Rawson; dt.: Die zweite Revolution in der Autoindustrie. Frankfurt a. M. 1992.

Wolfram, S. (2001): A New Kind of Science. Champaign 2001.

Wright, S. (1931): Evolution in Mendelian Populations. In: Genetics, Vol. 16 (1931), S. 97–159.

Wright, S. (1932): The Role of Mutation, Inbreeding, Cross-Breeding, and Selection in Evolution. In: Proceedings XI International Congress of Genetics, Vol. 1 (1932), S. 356–366.