

[illegible]

Concepts–Practices–Perspectives

 Springer

Juan M. Duran

Computersimulationen in Wissenschaft und Technik

Konzepte – Praktiken – Perspektiven

NICHT ZITIEREN – NICHT KorrekturLESEN

Freitag , 17. August 2018

Springer

An Mama, Papa und Jo
für ihre bedingungslose Unterstützung und Liebe.

Zu meiner Biene
Ohne hätte ich diese Reise nicht machen können
Du.

An Mauri
In wahrer Freundschaft.

An Manuel
Mit Liebe und Bewunderung.

Vorwort

Die allgegenwärtige Präsenz von Computersimulationen in allen möglichen Forschungsbereichen beweist ihre Rolle als neue treibende Kraft für den Fortschritt der wissenschaftlichen und technischen Forschung. Nichts scheint sich dem Erfolgsbild zu entziehen, das Computersimulationen auf die Forschungsgemeinschaft und die breite Öffentlichkeit projizieren. Ein einfacher Weg

Um dies zu veranschaulichen, müssen wir uns fragen, wie die zeitgenössische Wissenschaft und Ingenieurwesen sieht ohne den Einsatz von Computersimulationen aus. Die Antwort wäre Sie weichen sicherlich von dem aktuellen Bild ab, das wir von der wissenschaftlichen und technischen Forschung haben.

So erfolgreich Computersimulationen auch sind, so sehr sind sie auch Methoden, die scheitern in ihrem Zweck, die Welt zu erforschen; und so viel wie Forscher nutzen Dabei werfen Computersimulationen wichtige Fragen auf, die im Mittelpunkt der zeitgenössischen Wissenschafts- und Ingenieurspraxis stehen. Insofern Computersimulationen ein fantastisches Forschungsthema für die Naturwissenschaften, die Sozialwissenschaften, die Ingenieurwissenschaften und, wie in unserem Fall, auch für die Philosophie. Studien zu Computersimulationen berühren viele verschiedene Facetten der wissenschaftlichen und technischen Forschung und evozieren philosophisch geprägte Interpretationsfragen mit engem Bezug zu Problemen in experimentelle Einstellungen und technische Anwendungen.

Dieses Buch wird dem Leser auf zugängliche und eigenständige Weise vorstellen, zu diesen verschiedenen faszinierenden Aspekten von Computersimulationen. Eine historische Studie zur Konzeptualisierung von Computersimulationen in den letzten sechzig Jahren eröffnet die weite Welt der Computersimulationen und ihrer Auswirkungen. Der Fokus Dann wird auf die Diskussion über ihre Methodologie, ihre Erkenntnistheorie und die ... verlagert Möglichkeiten eines ethischen Rahmens, unter anderem.

Der Umfang dieses Buches ist relativ breit gefächert, um den Leser damit vertraut zu machen die vielen Facetten von Computersimulationen. Das ganze Buch hindurch habe ich versucht, es zu tun ein gesundes Gleichgewicht zwischen den konzeptionellen Ideen, die mit der Philosophie der Computersimulationen verbunden sind, einerseits und ihrer Praxis in der Wissenschaft und andererseits aufrechtzuerhalten Ingenieurwesen andererseits. Zu diesem Zweck ist das Buch für einen breiten Leserkreis konzipiert Publikum, von Wissenschaftlern und Ingenieuren über politische Entscheidungsträger und Akademiker bis hin zum allgemeinen Publikum öffentlich. Es heißt alle willkommen, die sich für philosophische Fragen interessieren – und die denkbar sind Antworten – auf Fragen, die sich aus Theorie und Praxis von Computersimulationen ergeben. Es

Es muss erwähnt werden, dass das Buch zwar in einem philosophischen Ton geschrieben ist, sich jedoch nicht auf tiefgreifende philosophische Diskussionen einlässt. Vielmehr geht es darum, die Synergie zwischen technischen Aspekten von Computersimulationen und dem daraus entstehenden philosophischen Wert zu erforschen. In dieser Hinsicht sind die idealen Leser dieses Buches Forscher aller Disziplinen, die an Computersimulationen arbeiten, aber philosophische Neigungen haben. Das heißt natürlich nicht, dass professionelle Philosophen auf seinen Seiten keine Probleme und Fragen für ihre eigene Forschung finden würden.

Das Schöne an Computersimulationen ist, dass sie ein fruchtbares Forschungsfeld bieten, sowohl für Forscher, die die Simulationen verwenden, als auch für diejenigen, die darüber nachdenken. In dieser Hinsicht mag das Buch zwar einige Vorzüge haben, in vielerlei Hinsicht mangelt es aber auch. Beispielsweise geht es nicht um die Arbeit von Computersimulationen in den Sozialwissenschaften, einem sehr fruchtbaren Forschungsgebiet. Es geht auch nicht um die Verwendung von Computersimulationen in und für die Politikgestaltung, ihre Verwendung für die Berichterstattung an die breite Öffentlichkeit oder ihre Rolle in einer demokratischen Gesellschaft, in der die Praxis von Wissenschaft und Technik ein Gemeingut ist. Das ist sicherlich bedauerlich. Aber es gibt zwei Gründe, die das Buch hoffentlich von diesen Mängeln entschuldigen. Zum einen bin ich auf keinem dieser Forschungsgebiete Spezialist und daher wäre mein Beitrag von geringem Interesse gewesen. Jeder der genannten Bereiche bringt für sich spezifische Fragestellungen mit sich, die diejenigen, die an ihrer Studie beteiligt sind, am besten kennen. Der zweite Grund ergibt sich aus der Tatsache, dass, wie alle Forscher wissen, die Zeit – und in diesem Fall auch der Raum – ein Tyrann ist. Es wäre unmöglich, auch nur an der Oberfläche der vielen Bereiche zu kratzen, in denen Computersimulationen aktiv und erfolgreich sind.

Als allgemeine Regel für das Buch präsentiere ich ein bestimmtes Thema und diskutiere Probleme und mögliche Lösungen dafür. Kein Thema sollte so behandelt werden, dass es keinen Bezug zu einem anderen Thema im Buch hat, noch sollte eine vorgeschlagene Antwort als endgültig angesehen werden. In diesem Sinne zielt das Buch darauf ab, weitere Diskussionen anzuregen, anstatt eine geschlossene Reihe von Themen und Antworten auf deren Kernfragen bereitzustellen. Dennoch sollte jedes Kapitel eine eigenständige Diskussion eines allgemeinen Themas von Computersimulationen darstellen. Ich muss auch erwähnen, dass jedes Kapitel zahlreiche Verweise auf Fachliteratur enthält, die dem Leser die Möglichkeit geben, seine eigenen Interessen zu einem bestimmten Thema weiter zu verfolgen.

Das Buch ist wie folgt aufgebaut. In Kapitel 1 beschäftige ich mich mit der Frage „Was sind Computersimulationen?“ indem wir einen historischen Überblick über das Konzept geben. Wenn wir das Konzept der Computersimulation bis in die frühen 1960er Jahre zurückverfolgen, werden wir schnell erkennen, dass viele zeitgenössische Definitionen diesen frühen Versuchen viel zu verdanken haben. Ein genaues Verständnis der Geschichte des Konzepts wird sich als sehr wichtig für die Entwicklung eines soliden Verständnisses von Computersimulationen erweisen. Insbesondere identifiziere ich zwei Traditionen, eine, die den Schwerpunkt auf die Implementierung mathematischer Modelle auf dem Computer legt, und eine andere, bei der das gelbe hervorstechende Merkmal die Darstellungsfähigkeit der Computersimulation ist. Je nachdem, welcher Tradition die Forscher folgen, unterscheiden sich die Annahmen und Schlussfolgerungen, die aus Computersimulationen gezogen werden können. Das Kapitel endet mit einer Diskussion über die mittlerweile standardmäßige Klassifizierung von Computersimulationen.

Der Kern von Kapitel 2 besteht darin, die Bestandteile von Simulationsmodellen – also die Modelle, die den Computersimulationen zugrunde liegen – im Detail vorzustellen und zu diskutieren. Zu

Zu diesem Zweck diskutiere ich verschiedene Ansätze für wissenschaftliche und technische Modelle mit dem Ziel ist es, Simulationsmodelle als eine etwas andere Art zu etablieren. Sobald dies der Fall ist Nachdem dies abgeschlossen ist, werden in dem Kapitel drei Analyseeinheiten vorgestellt und diskutiert konstitutiv für Computersimulationen, nämlich die Spezifikation, der Algorithmus usw Der Computerprozess. Dieses Kapitel ist aufgrund seines Inhalts das technischste des Buches weitgehend aus Studien zum Software-Engineering und zur Informatik. Um zu Wenn man dies mit einer gewissen Philosophie in Einklang bringt, bringt es auch einige damit verbundene Probleme mit sich Analyseeinheiten – sowohl einzeln als auch im Verhältnis zueinander.

Der einzige Zweck von Kapitel 3 besteht darin, die Diskussion darüber vorzustellen, ob Computer Simulationen sind erkenntnistheoretisch gleichbedeutend mit Laborexperimenten. Die Bedeutung der Herstellung einer solchen Gleichwertigkeit hat ihre Wurzeln in einer Tradition, die Experimente als solide Grundlage für unsere Einsicht in die Welt ansieht. Da viel von Die von Computersimulationen geforderte Arbeit besteht darin, Wissen und Verständnis für Phänomene der realen Welt bereitzustellen, die andernfalls nicht möglich wären Natürlich stellt sich die Frage nach ihrer erkenntnistheoretischen Aussagekraft im Vergleich zu Laborexperimenten. Der philosophischen Tradition folgend, diese zu diskutieren Bei diesen Themen konzentriere ich mich auf das mittlerweile altbewährte Problem der „Materialität“ des Computers Simulationen.

Obwohl die Kapitel 4 und 5 unabhängig voneinander sind, teilen sie doch das Interesse, die erkenntnistheoretische Leistungsfähigkeit von Computersimulationen zu ermitteln. Während in Kapitel 4 die vielen Arten der Zuverlässigkeit von Computersimulationen erörtert werden, werden in Kapitel 5 die vielen epistemischen Funktionen aufgezeigt, die mit Computersimulationen verbunden sind. Diese beiden Kapitel stellen also meinen Beitrag für die vielen dar versucht, die epistemische Kraft von Computersimulationen zu begründen. Beachten wir das Diese Kapitel sind im Grunde eine Antwort auf Kapitel 2, in dem es um Computer geht Simulationen im Vergleich zu Laborexperimenten.

Als nächstes befasst sich Kapitel 6 mit Themen, die in der Literatur wohl weniger sichtbar sind zu Computersimulationen. Die Kernfrage hierbei ist, ob Computersimulationen sollte als drittes Paradigma der wissenschaftlichen und technischen Forschung verstanden werden – Theorie, Experiment und Big Data sind das erste, zweite und vierte Paradigma jeweils. Zu diesem Zweck diskutiere ich zunächst den Einsatz von Big Data in der wissenschaftlichen und technischen Praxis und was es bedeutet, ein Paradigma zu sein. Unter Berücksichtigung dieser Elemente Ich beginne eine Diskussion über die Möglichkeiten, kausale Beziehungen in der Big-Data-Wissenschaft und in Computersimulationen herzustellen, und was dies für die Etablierung von Kausalzusammenhängen bedeutet diese Methoden als Paradigmen der Forschung. Ich beende das Kapitel mit einem Vergleich zwischen Computersimulationen und Big Data mit besonderem Schwerpunkt auf dem Was unterscheidet sie.

Das letzte Kapitel des Buches, Kapitel 7, befasst sich mit einem Thema, das in der Literatur zur Technologieethik praktisch unerforscht ist, nämlich der Aussicht auf eine Ethik der Computersimulationen. Zugegebenermaßen interessiert sich die Literatur zu Computersimulationen mehr für deren Methodik und Erkenntnistheorie und viel weniger für sie die ethischen Implikationen, die mit dem Entwerfen, Implementieren und Verwenden von Computersimulationen einhergehen. Als Reaktion auf diesen Mangel an Aufmerksamkeit nähere ich mich diesem Kapitel als Überblick über die in der Fachliteratur behandelten ethischen Probleme.

x

Stuttgart, Deutschland,
August 2018

Vorwort

Juan M. Duran

Danksagungen

Wie so oft haben viele Menschen dazu beigetragen

Buch möglich. Zuerst möchte ich mich bei Marisa Velasco, P'yo García, bedanken und Paul Humphreys für ihre anfängliche Ermutigung, dieses Buch zu schreiben. Alle drei haben in meiner Ausbildung als Philosoph eine starke Präsenz gehabt, und dieses Buch ganz gewiss besitzt sie sehr. Allen dreien gilt mein Dank.

Dieses Buch begann in Argentinien und endete in Deutschland. Als Postdoc am Centro de Investigaciones de la Facultad de Filosofía y Humanidades (CIFYH), Universidad Nacional de Córdoba (UNC – Argentinien), finanziert vom National Scientific and Technical Research Council (CONICET), hatte ich die Gelegenheit, darüber zu schreiben und zu diskutieren erste Kapitel mit meiner Forschungsgruppe. Dafür danke ich Víctor Rodríguez, Jose Ahumada, Julián Reynoso, Maximiliano Bozzoli, Penelope Lodeyro, Xavier Huvelle, Javier Blanco und Maria Silvia Polzella. Andrés ist ein weiteres Mitglied dieser Gruppe, aber er verdient besondere Anerkennung. Andrés las jedes Kapitel des Buches, machte nachdenkliche Kommentare und korrigierte mehrere Fehler, die mir unbemerkt geblieben waren. Er hat auch viele der Formeln, die ich in der verwende, sorgfältig überprüft Buch. Dafür und für die unzähligen Diskussionen, die wir geführt haben, vielen Dank, Andy. Selbstverständlich liege ich für alle Fehler in der Verantwortung. Ein ganz herzlicher Dank geht an CIFYH, der UNC und CONICET für ihre Unterstützung der Geisteswissenschaften im Allgemeinen und mir insbesondere.

Ich habe das auch vielen Menschen zu verdanken, auch wenn sie nicht direkt dazu beigetragen haben Für das Buch zeigten sie ihre Unterstützung und Ermutigung durchweg und gut schlechte Tage. Meine ewige Dankbarkeit gilt meinem guten Freund Mauricio Zalazar und mir Schwester Jo. Vielen Dank, dass ihr da seid, wenn ich euch am meisten brauche. Meine Eltern Ich war auch eine ständige Quelle der Unterstützung und Liebe, vielen Dank, Mama und Papa Buch würde ohne dich nicht existieren. Dank geht auch an Víctor Scarafía und meine neuen Adoptivfamilie: die Pomper & die Ebers. Vielen Dank an alle, dass ihr so großartig seid. Besonderer Dank gilt den beiden Omas: Oma Pomper und Oma Eber. Ich liebe euch, meine Damen. Abschließend möchte ich Peter Ostritsch für seine Unterstützung in vielen Aspekten meines Lebens danken, vor allem aber davon haben sie nichts mit diesem Buch zu tun.

Das Buch endete am Institut für Wissenschafts- und Technikphilosophie für Computersimulation am Höchstleistungsrechenzentrum Stuttgart

(HLRS), Universität Stuttgart. Die Abteilung wurde von Michael Resch gegründet und Andreas Kaminski und gefördert durch das Ministerium für Wissenschaft, Forschung und Kunst Baden-Württemberg (MWK), dem ich für die angenehme Atmosphäre bei der Arbeit an dem Buch danke. Ich bedanke mich bei allen Mitgliedern des

Abteilung, Nico Formanek, Michael Hermann, Alena Wackerbarth und Hildrun

Lampe, ich werde die vielen grundlegenden philosophischen Diskussionen, die wir geführt haben, nie vergessen beim Mittagessen – und bei unserer neuen Espressomaschine – zu den unterschiedlichsten Themen. Ich fühle Besonders glücklich war es, ein Büro mit Nico und Michael zu teilen, gute Freunde und großartig Philosophen. Vielen Dank, dass Sie die Formeln überprüft haben, die ich in das Buch aufgenommen habe. Die Fehler liegen wiederum allein in meiner Verantwortung. Dank geht auch an Björn Schem-

Bera, ein wahrer verkleideter Philosoph, der für unsere Zeit so viele technische Fragen diskutiert über Computersimulationen, von denen einige einen Platz im Buch fanden. Von der Visualisierungsabteilung des HLRS geht der Dank an Martin Aumüller, Thomas Obst, Wolfgang Schotte und Uwe Woessner, die mir geduldig die vielen Details ihrer Arbeit erklärt und die Bilder für Augmented Reality und Virtual zur Verfügung gestellt haben

Die Realität wird im Kapitel über Visualisierung besprochen. Die Bilder des Tornados sind ebenfalls in diesem Kapitel wurden vom National Center for Supercomputing Applications der University of Illinois at Urbana-Champaign bereitgestellt. Dafür stehe ich in großer Schuld

Vielen Dank an Barbara Jewett für ihre Geduld, Zeit und großartige Hilfe bei der Suche nach den Bildern.

Ich möchte auch meiner ehemaligen Doktorvaterin, Ulla Pompe Alama, meinen Dank für die Ermutigung und Vorschläge zu frühen Entwürfen aussprechen. Besonderer Dank geht an Raphael van Riel und der Universität Duisburg-Essen für ihre Unterstützung bei einem Kurzfilm Semesterstipendium. Aus mehreren Gründen, die direkt und indirekt mit dem Buch zusammenhängen, habe ich Ich stehe in Schulden bei Mauricio Villasenor, Jordi Valverd u, Leandro Giri, Verónica Pedersen, Manuel Barrantes, Itatí Branca, Ramon Alvarado, Johannes Lenhard und Claus Beisbart. Vielen Dank an alle für Ihre Kommentare, Vorschläge und Ermutigungen während des verschiedenen Phasen des Buches und dafür, dass ich alle möglichen philosophischen Gespräche mit mir geführt habe. Angela Lahee, meine Redakteurin bei Springer, gebührt viel Anerkennung für sie Geduld, Ermutigung und hilfreiche Unterstützung bei der Erstellung dieses Buches. Allerdings hätte ich die Ideen in diesem Buch weiter verfeinert und, was ebenso wichtig ist, Mein Englisch, die Zeit, dem ein Ende zu setzen, ist gekommen.

Mein großer Dank geht an Tuncer Oren, mit dem ich viele Korrespondenzen über ethische und moralische Probleme von Computersimulationen geführt habe, die zu dem Ergebnis führten letztes Kapitel des Buches. Prof. Orens Liebe und Engagement für philosophische Studien zur Computersimulation ist eine Quelle der Inspiration.

Schließlich in Zeiten, in denen Wissenschaft und Technologie zweifellos von grundlegender Bedeutung sind Als Werkzeug für den Fortschritt der Gesellschaft ist es herzerreißend zu sehen, wie die derzeitige Regierung in Argentinien – und auch an vielen anderen Orten in Lateinamerika – Abstriche macht Förderung in den Bereichen Wissenschafts- und Technologieforschung, Geistes- und Sozialwissenschaften. ICH Mit ebenso großem Entsetzen beobachten wir die politischen Entscheidungen, die ausdrücklich auf die Zerstörung des Bildungssystems abzielen. Anschließend widme ich dieses Buch der argentinischen Wissenschaft und Technologiegemeinschaft, denn sie haben trotz ungünstiger Bedingungen immer wieder ihre Größe und Brillanz unter Beweis gestellt.

Danksagungen

xiii

Dieses Buch hat Cassandra zu viel zu verdanken. Sie hinterließ ihren Eindruck, als sie mein Englisch korrigierte, als sie mir vorschlug, einen ganzen Absatz noch einmal zu schreiben, und als sie einen geplanten Termin aufgab, den ich beim Fertigstellen eines Abschnitts vergessen hatte. Aus diesem Grund und aus Tausenden anderen Gründen ist ihr dieses Buch ausschließlich gewidmet.

Inhalt

Einleitung	1
Verweise	4
 1 Das Universum der Computersimulationen	 7
1.1 Was sind Computersimulationen?	8
1.1.1 Computersimulationen als Problemlösungstechniken.	15
1.1.2 Computersimulationen als Beschreibung von Verhaltensmustern	19
1.2 Arten von Computersimulationen 1.2.1	24
Zelluläre Automaten	26
1.2.2 Agentenbasierte Simulationen	29
1.2.3 Gleichungsbasierte Simulationen	32
1.3 Schlussbemerkungen	35
Verweise	35
 2 Analyseeinheiten I: Modelle und Computersimulationen	 41
2.1 Wissenschaftliche und technische Modelle 42	
2.2 Computersimulationen	46
2.2.1 Bestandteile von Computersimulationen	46
2.2.1.1 Spezifikationen	49
2.2.1.2 Algorithmen	53
2.2.1.3 Computerprozesse	66
2.3 Schlussbemerkungen 71	
Referenzen 72	
 3 Analyseeinheiten II: Laborexperimente und Computer	
Simulationen	77
3.1 Laborexperimente und Computersimulationen	78
3.2 Das Materialitätsargument	80
3.2.1 Die Identität des Algorithmus.	82
3.2.2 Materielles Kriterium	85
3.2.2.1 Die starke Version.	86

3.2.2.2 Die schwache Version.	87
3.2.3 Modelle als (Gesamt-)Mediatoren	90
3.3 Schlussbemerkungen	93
Referenzen	94
4 Vertrauenswürdige Computersimulationen	97
4.1 Wissen und Verstehen.	99
4.2 Vertrauen aufbauen	104
4.2.1 Genauigkeit, Präzision und Kalibrierung	104
4.2.2 Verifizierung und Validierung	109
4.2.2.1 Verifizierung	110
4.2.2.2 Validierung	111
4.3 Fehler und Undurchsichtigkeit	114
4.3.1 Fehler	115
4.3.1.1 Hardwarefehler	115
4.3.1.2 Softwarefehler	118
4.3.2 Epistemische Undurchsichtigkeit	121
4.4 Schlussbemerkungen	128
Verweise	128
5 Epistemische Funktionen von Computersimulationen	135
5.1 Sprachliche Formen des Verstehens.	135
5.1.1 Erklärungskraft	135
5.1.2 Vorhersagewerkzeuge	143
5.1.3 Explorationsstrategien	149
5.2 Nichtsprachliche Formen des Verstehens.	156
5.2.1 Visualisierung	156
5.3 Schlussbemerkungen	166
Verweise	167
6 technologische Paradigmen.	173
6.1 Die neuen Paradigmen	175
6.2 Big Data: Wie kann man große Datenmengen wissenschaftlich nutzen?	179
6.2.1 Ein Beispiel für Big Data	184
6.3 Der Kampf um die Kausalität: Big Data und Computersimulationen	187
6.4 Schlussbemerkungen	195
Verweise	195
7 Ethik und Computersimulationen.	201
7.1 Computerethik, Ethik im Ingenieurwesen und Ethik in der Wissenschaft.	201
7.2 Ein Überblick über die Ethik in Computersimulationen.	205
7.2.1 Williamson	205
7.2.2 Brey	209
7.2.3 Oren	211
7.3 Berufsausübung und ein Ethikkodex	212
7.3.1 Ein Ethikkodex für Forscher in Computersimulationen	214

Inhalt	xvii
7.3.2 Berufliche Pflichten	217
7.4 Schlussbemerkungen	218
Verweise	219

Einführung

Im Jahr 2009 entbrannte eine Debatte über die Frage, ob Computersimulationen neue philosophische Probleme mit sich bringen oder ob es sich lediglich um eine wissenschaftliche Neuheit handelt. Roman Frigg und Julian Reiss, zwei prominente Philosophen, die die Debatte entfachten, stellten fest, dass Philosophen weitgehend eine Form der philosophischen Neuheit von Computersimulationen angenommen haben, ohne sich tatsächlich mit der Frage nach ihrer Möglichkeit auseinanderzusetzen. Eine solche Annahme beruhte auf einer einfachen Verwirrung: Philosophen dachten, dass wissenschaftliche Neuheiten philosophische Neuheiten lizenzieren. Dies führte dazu, dass vor der Zunahme überbetonter und im Allgemeinen ungerechtfertigter Behauptungen über die philosophische Bedeutung von Computersimulationen gewarnt wurde. Dieses Wachstum spiegelte sich den Autoren zufolge in der zunehmenden Zahl von Philosophen wider, die davon überzeugt waren, dass die durch Computersimulationen genährte Wissenschaftsphilosophie eine völlig neue Erkenntnistheorie, eine überarbeitete Ontologie und eine neuartige Semantik erforderte.

Es ist wichtig darauf hinzuweisen, dass Frigg und Reiss weder Einwände gegen die Neuheit von Computersimulationen in der wissenschaftlichen und technischen Praxis noch gegen ihre Bedeutung für den Fortschritt der Wissenschaft erheben, sondern dass Simulationen, wenn überhaupt, nur wenige neue philosophische Fragen aufwerfen. In ihren eigenen Worten: „[d]ie philosophischen Probleme, die im Zusammenhang mit Simulationen auftauchen, sind nicht spezifisch für Simulationen und die meisten von ihnen sind Varianten von Problemen, die bereits in anderen Kontexten diskutiert wurden.“ Das soll nicht heißen, dass Simulationen nicht selbst neue Probleme aufwerfen. Diese spezifischen Probleme sind jedoch meist mathematischer oder psychologischer und nicht philosophischer Natur“ (Frigg und Reiss 2009, 595).

Ich teile die Verwirrung von Frigg und Reiss zu diesem Thema. Es ist kaum zu glauben, dass eine neue wissenschaftliche Methode – Instrument, Mechanismus usw. – so mächtig sie auch sein mag, allein die aktuelle Wissenschafts- und Technologiephilosophie derart gefährden könnte, dass sie neu geschrieben werden muss. Dies gilt jedoch nur, wenn wir die Behauptung akzeptieren, dass Computersimulationen dazu dienen, langjährige Disziplinen neu zu schreiben, was meiner Meinung nach nicht der Fall ist. Wenn wir in der Lage sind, alte philosophische Probleme anhand von Computersimulationen zu rekonstruieren und ihnen eine neue Bedeutung zu geben, dann stellen wir meiner Meinung nach im Grunde ihre philosophische Neuheit fest.

Stellen wir uns nun die Frage, inwiefern Computersimulationen eine philosophische Neuheit sind? Es gibt zwei Möglichkeiten, das Problem zu lösen. Entweder Computersimulation

Beziehungen werfen eine Reihe philosophischer Fragen auf, die sich dem philosophischen Standard entziehen Behandlung, in diesem Fall können sie unserem philosophischen Korpus hinzugefügt werden; oder sie etablierte philosophische Ideen in Frage stellen; in diesem Fall erweitert sich das aktuelle Korpus Standarddebatten in neue Bereiche. Der erste Fall wurde von (Humphreys) vorgeschlagen (2009), während der zweite Fall von mir selbst vertreten wurde (Duran, in Prüfung). Lassen Sie mich nun kurz diskutieren, warum Computersimulationen in vielerlei Hinsicht eine wissenschaftliche und philosophische Neuheit.

Der Kern von Humphreys' Argumentation besteht darin, anzuerkennen, dass wir entweder verstehen könnten Computersimulationen, indem sie sich darauf konzentrieren, wie die traditionelle Philosophie sie beleuchtet Studium (z. B. durch eine Modellphilosophie oder eine Experimentierphilosophie) oder durch Der Schwerpunkt liegt ausschließlich auf Aspekten von Computersimulationen, die in und ausmachen für sich genommen echte philosophische Herausforderungen. Es ist diese zweite Sichtweise die Fragen nach ihrer Neuheit, die dem Computer philosophische Bedeutung verleiht Simulationen.

Die Hauptbehauptung hier ist, dass Computersimulationen auch sonst hartnäckige Probleme lösen können Modelle und erweitern so unsere kognitiven Fähigkeiten. Aber eine solche Verstärkung kommt mit ein Preis „Für immer mehr Bereiche der Wissenschaft ist eine ausschließlich anthropozentrische Erkenntnistheorie nicht mehr angemessen, weil es mittlerweile überlegene, nichtmenschliche, epistemische Autoritäten gibt“ (Humphreys 2009, 617). Humphreys nennt dies das anthropozentrische Dilemma als Möglichkeit, aktuelle Trends in Wissenschaft und Technik zu veranschaulichen, bei denen Computersimulationen den Menschen aus dem Zentrum rücken Produktion von Wissen. Ihm zufolge zeigt ein kurzer Überblick über die Geschichte der Wissenschaftsphilosophie, dass der Mensch seit jeher im Mittelpunkt der Produktion steht des Wissens. Diese Schlussfolgerung schließt die Periode des logischen und empirischen Positivismus ein, in der die menschlichen Sinne die ultimative Autorität waren (616). Eine ähnliche Schlussfolgerung ergibt sich aus der Analyse von Alternativen zum Empirismus, wie etwa der von Quine und Kuhns Erkenntnistheorien.

Als Humphreys mit Behauptungen über die philosophische Neuheit von Computersimulationen konfrontiert wird, weist er darauf hin, dass die übliche empiristische Sichtweise dies verhindert hat eine völlige Trennung zwischen Menschen und ihrer Fähigkeit zu bewerten und zu produzieren wissenschaftliches Wissen. Das anthropozentrische Dilemma wird dann deutlich Genau diese Trennung: Es ist die Behauptung, dass der Mensch seine privilegierte Position als ultimative epistemische Autorität verloren hat.¹ Die Behauptung erhält schließlich ihre Unterstützung durch die Ansicht, dass die wissenschaftliche Praxis nur Fortschritte macht, weil neue Methoden für den Umgang mit großen Informationsmengen verfügbar sind. Angaben zum Umgang gem Humphreys ist der Schlüssel für den Fortschritt der heutigen Wissenschaft, der nur dann erreicht werden kann, wenn der Mensch aus dem Zentrum der epistemischen Aktivität entfernt wird (Humphreys). (2004, 8).

Das anthropozentrische Dilemma, so philosophisch relevant es auch an sich ist, bringt außerdem vier zusätzliche Neuheiten mit sich, die von der traditionellen Philosophie nicht analysiert werden Wissenschaft. Das sind epistemische Undurchsichtigkeit, die zeitliche Dynamik von Simulationen, Seman

¹ Humphreys unterscheidet weiter zwischen wissenschaftlicher Praxis, die vollständig von durchgeführt wird Computer – eines, das er das automatisierte Szenario nennt – und eines, in dem Computer nur teilweise vorkommen wissenschaftliche Tätigkeit erfüllen – also das Hybridszenario. Er beschränkt seine Analyse jedoch auf die Hybridszenario (Humphreys 2009, 616-617).

Tics und die Unterscheidung zwischen Praxis und Prinzip. Bei allen vier handelt es sich um neuartige philosophische Fragen, die durch Computersimulationen aufgeworfen werden; auf alle vier gibt es in traditionellen philosophischen Darstellungen von Modellen und Experimenten keine Antwort; und alle vier stellen eine Herausforderung für die Wissenschaftsphilosophie dar.

Die erste Neuheit ist die epistemische Undurchsichtigkeit, ein Thema, das derzeit große Aufmerksamkeit von Philosophen auf sich zieht. Obwohl ich dieses Thema in Abschnitt 4.3.2 ausführlicher bespreche, wird eine kurze Erwähnung der Grundannahmen hinter epistemischer Undurchsichtigkeit etwas Licht auf die Neuheit von Computersimulationen werfen. Epistemische Undurchsichtigkeit ist also die philosophische Position, die besagt, dass es für jeden Menschen unmöglich ist, alle epistemisch relevanten Elemente einer Computersimulation zu kennen. Humphreys stellt diesen Punkt folgendermaßen dar: „Ein Prozess ist für [einen kognitiven Agenten] X genau dann epistemisch undurchsichtig, wenn es aufgrund der Natur von “ (Humphreys 2009, 618). Um dieselbe Idee in eine andere Form zu bringen: Wenn ein kognitiver Agent die Computersimulation stoppen und einen Blick hinein werfen könnte, wäre er nicht in der Lage, die vorherigen Zustände des Prozesses zu kennen, die Simulation bis zum Stopppunkt zu rekonstruieren oder zukünftige Zustände anhand früherer Zustände vorhersagen. Epistemisch undurchsichtig zu sein bedeutet, dass aufgrund der Komplexität und Geschwindigkeit des Berechnungsprozesses kein kognitiver Akteur wissen kann, was eine Simulation zu einem epistemisch relevanten Prozess macht.

Eine zweite Neuheit, die mit epistemischer Undurchsichtigkeit zusammenhängt, ist die zeitliche Dynamik von Computersimulationen. Für dieses Konzept gibt es zwei mögliche Interpretationen. Entweder bezieht es sich auf die benötigte Rechenzeit, um das Simulationsmodell zu lösen, oder es steht für die zeitliche Entwicklung des Zielsystems, wie es im Simulationsmodell dargestellt wird.

Ein gutes Beispiel, das diese beiden Ideen vereint, ist eine Simulation der Atmosphäre: Das Simulationsmodell stellt die Dynamik der Atmosphäre für ein Jahr dar und die Berechnung dauert beispielsweise zehn Tage.

Diese beiden Neuheiten veranschaulichen gut, was für Computersimulationen typisch ist, nämlich die inhärente Komplexität von Simulationen an sich, wie es im Fall der epistemischen Undurchsichtigkeit und der ersten Interpretation der zeitlichen Dynamik der Fall ist; und die inhärente Komplexität der Zielsysteme, die Computersimulationen normalerweise darstellen, wie es bei der zweiten Interpretation der zeitlichen Dynamik der Fall ist. Diesen beiden Neuheiten ist gemeinsam, dass sie beide Computer als epistemische Autorität festigen, da sie in der Lage sind, zuverlässige Ergebnisse zu liefern, die kein Mensch oder keine Gruppe von Menschen allein erzielen könnte. Entweder weil der Rechenprozess zu komplex ist, um ihn zu verfolgen, oder weil das Zielsystem zu komplex ist, um ihn zu verstehen, werden Computer zur ausschließlichen Quelle für die Beschaffung von Informationen über die Welt.

Die zweite Interpretation der zeitlichen Dynamik ist auf die Neuheit der Semantik zugeschnitten, die die Frage stellt, wie Theorien und Modelle die Welt darstellen, und nun das Bild an einen Computeralgorithmus anpasst. Die Hauptfrage hier ist also, wie sich die Syntax eines Computeralgorithmus auf die Welt abbildet und wie eine bestimmte Theorie tatsächlich mit Daten in Kontakt gebracht wird.

Schließlich soll durch die Unterscheidung grundsätzlich/in der Praxis geklärt werden, was in der Praxis anwendbar ist und was nur grundsätzlich anwendbar ist. Für Humphreys ist es eine philosophische Fantasie zu sagen, dass im Prinzip alle mathematischen Modelle eine Lösung in Computersimulationen finden (623). Es ist eine Fantasie, weil es eindeutig falsch ist,

obwohl Philosophen ihre Möglichkeit behauptet haben – also im Prinzip. Humphreys schlägt stattdessen vor, dass Philosophen beim Umgang mit Computern eine bodenständigere Haltung bewahren und sich auf die technischen und empirischen Einschränkungen beschränken müssen, die Simulationen bieten können.

Meine Position ergänzt die von Humphreys in dem Sinne, dass sie zeigt, wie Computersimulationen etablierte Ideen in der Wissenschaftsphilosophie in Frage stellen. Zu diesem Zweck plädiere ich zunächst für eine bestimmte Art und Weise, Simulationsmodelle zu verstehen, die Art von Modellen, die Computersimulationen zugrunde liegen. Für mich fasst ein Simulationsmodell eine Vielzahl von Modellen zu einem „Supermodell“ zusammen. Das heißt, Simulationsmodelle sind eine Mischung verschiedener Arten von Computermodellen, die alle ihre eigenen Maßstäbe, Eingabeparameter und Protokolle haben. In diesem Zusammenhang behaupte ich drei Neuheiten in der Philosophie, nämlich Darstellung, Abstraktion und Erklärung.

Bezüglich der ersten Neuerung behaupte ich, dass die Vielfalt der Modelle impliziert, dass die Darstellung eines Zielsystems in dem Sinne ganzheitlicher ist, dass sie alle im Simulationsmodell implementierten Modelle umfasst. Um dieselbe Idee in eine etwas andere Form zu bringen: Die Darstellung des Simulationsmodells erfolgt nicht durch ein einzelnes implementiertes Modell, sondern durch die Kombination aller.

Die Herausforderung, die Computersimulationen für den Begriff der Abstraktion und Idealisierung mit sich bringen, besteht darin, dass letztere typischerweise eine Form der Vernachlässigung voraussetzt. Die Abstraktion zielt also darauf ab, konkrete Merkmale des Zielsystems zu ignorieren und sich auf deren formalen Aufbau zu konzentrieren. Idealisierungen hingegen gibt es in zwei Varianten: Während aristotelische Idealisierungen darin bestehen, Eigenschaften zu „beseitigen“, von denen wir glauben, dass sie für unsere Zwecke nicht relevant sind, beinhalten galiläische Idealisierungen absichtliche Verzerrungen. Um nun die erforderliche Modellvielfalt in einem einzigen Simulationsmodell zu implementieren, ist es wichtig, auf Techniken zu setzen, mit denen Informationen vor den Benutzern verborgen, den Modellen jedoch nicht vernachlässigt werden (Colburn und Shute 2007). Dies bedeutet, dass die Eigenschaften, Strukturen, Operationen, Beziehungen und dergleichen, die in jedem mathematischen Modell vorhanden sind, effektiv in das Simulationsmodell implementiert werden können, ohne explizit anzugeben, wie eine solche Implementierung durchgeführt wird.

Schließlich ist die wissenschaftliche Erklärung ein altherwürdiges philosophisches Thema, über das schon viel gesagt wurde. Was die Erklärung in Computersimulationen angeht, schlage ich jedoch eine etwas andere Betrachtungsweise vor, als die Standardbehandlung bietet. Ein interessanter Punkt hierbei ist, dass ich im Rahmen der klassischen Vorstellung, dass die Erklärung ein reales Phänomen sei, die Behauptung ablehne, dass die Erklärung in erster Linie auf den Ergebnissen von Computersimulationen beruht. In diesem Zusammenhang tauchen viele neue Fragen auf, die nach einer Antwort suchen. Auf wissenschaftliche Erklärungen gehe ich in Abschnitt 5.1.1 ausführlicher ein.

Wie ich bereits erwähnt habe, glaube ich, dass Computersimulationen neue Fragen für die Wissenschaftsphilosophie aufwerfen. Dieses Buch ist der lebende Beweis dieser Überzeugung. Aber auch wenn wir nicht an ihre philosophische Neuheit glauben, müssen wir Computersimulationen dennoch mit einem kritischen und philosophischen Blick als wissenschaftliche Neuheiten verstehen. Zu diesem Zweck präsentiert und diskutiert dieses Buch mehrere theoretische und philosophische Fragen, die im Mittelpunkt von Computersimulationen stehen. Nachdem wir das alles gesagt haben, können wir uns nun in ihre Seiten vertiefen.

Verweise

Colburn, Timothy und Gary Shute. 2007. „Abstraktion in der Informatik.“ Köpfe und Maschinen 17, Nr. 2 (Juni): 169–184.

Duran, Juan M. wird überprüft. „Die Neuheit der Computersimulationen: neue Herausforderungen für die Wissenschaftsphilosophie.“ in Prüfung.

Frigg, Roman und Julian Reiss. 2009. „Die Philosophie der Simulation: Heiße Neuigkeiten Probleme oder derselbe alte Eintopf?“ Synthese 169 (3): 593–613.

Humphreys, Paul W. 2004. Extending Ourselves: Computational Science, Empiricism und wissenschaftliche Methode. Oxford University Press.

———. 2009. „Die philosophische Neuheit von Computersimulationsmethoden.“ Synthese 169 (3): 615–626.

Kapitel 1

Das Universum der Computersimulationen

Das Universum der Computersimulationen ist riesig, floriert in fast allen wissenschaftlichen Disziplinen und widersetzt sich immer noch einer allgemeinen Konzeptualisierung. Von den frühen Berechnungen der Mondbahn durch Lochkartenmaschinen bis hin zu den jüngsten Versuchen, Quantenzustände zu simulieren, haben Computersimulationen eine einzigartig kurze, aber sehr reiche Geschichte.

Den ersten Einsatz einer Maschine zu wissenschaftlichen Zwecken können wir Ende der 1920er Jahre in England verorten. Genauer gesagt, es war im Jahr 1928, als der junge Astronom und Pionier im Maschineneinsatz Leslie J. Comrie die Bewegung des Mondes für die Jahre 1935 bis 2000 vorhersagte. In diesem Jahr nutzte Comrie intensiv einen Lochkartenautomaten von Herman Hollerith die Summe harmonischer Terme bei der Vorhersage der Mondbahn zu berechnen. Solche bahnbrechenden Arbeiten blieben nicht im Schatten und gelangten Mitte der 1930er-Jahre über den Ozean zur Columbia University in New York City. Dort gründete Wallace Eckert ein Labor, das Lochkarten-Tabelliermaschinen – heute von IBM gebaut – nutzte, um Berechnungen im Zusammenhang mit der astronomischen Forschung durchzuführen, einschließlich natürlich einer umfassenden Untersuchung der Bewegung des Mondes.

Sowohl Comries als auch Eckerts Verwendung von Lochkartenmaschinen haben einige Gemeinsamkeiten mit der heutigen Verwendung von Simulationen. Vor allem implementieren beide ein spezielles Modell, das das Verhalten eines Zielsystems beschreibt und von einer Maschine interpretiert und berechnet werden kann. Während Comries Berechnung Daten über die Bewegungen des Mondes lieferte, beschrieb Eckerts Simulation die Planetenbewegung.

Diese Methoden haben sicherlich Pionierarbeit geleistet und ihre jeweiligen Fachgebiete sowie viele andere Bereiche der Natur- und Sozialwissenschaften revolutioniert. Allerdings unterscheiden sich die Simulationen von Comrie und Eckert deutlich von heutigen Computersimulationen. Bei genauerem Hinsehen sind überall Unterschiede zu erkennen. Die Einführung siliziumbasierter Schaltkreise sowie die anschließende Standardisierung der Leiterplatte trugen erheblich zum Wachstum der Rechenleistung bei. Die Zunahme der Rechengeschwindigkeit, der Speichergröße und der Ausdruckskraft der Programmiersprache stellte die etablierten Vorstellungen über die Natur der Berechnung und ihren Anwendungsbereich energisch in Frage. Lochkartenautomaten wurden schnell veraltet, da sie langsam waren, ihre Ergebnisse unzuverlässig waren und ihre Programmierung eingeschränkt war.

und basierte auf einer starren Technologie (z. B. gab es nur sehr wenige austauschbare Module). In Tatsächlich besteht ein großer Nachteil der Lochkarte gegenüber modernen Computern darin, dass sie sind fehleranfällig und zeitaufwändige Maschinen und daher auch die Zuverlässigkeit ihrer Ergebnisse sowie deren Darstellungsgenauigkeit sind schwer zu begründen. Der vielleicht radikalste Unterschied zwischen Comries und Eckerts Simulationen ist jedoch der einerseits und modernen Computersimulationen andererseits ist der Automatisierungsprozess das zeichnet Letzteres aus. Bei heutigen Computersimulationen verlieren Forscher Gründe für ihren Einfluss und ihre Macht, in den Rechenprozess einzugreifen, und Dies wird mit zunehmender Komplexität und Rechenleistung an Bedeutung gewinnen.

Moderne Computer verändern viele Aspekte der Wissenschaft und Technik Üben Sie mit präziseren Berechnungen und genaueren Darstellungen. Genauigkeit, Rechenleistung und Fehlerreduzierung sind, wie wir sehen werden, die Hauptschlüssel von Computersimulationen, die die Welt erschließen.

Angesichts heutiger Computer ist es daher nicht richtig zu behaupten, Comries Vorhersage der Mondbewegung und Eckerts Lösung der Planetengleichungen seien Computersimulationen. Das heißt natürlich nicht, dass es sich überhaupt nicht um Simulationen handelt. Aber um der Art und Weise gerecht zu werden, wie Wissenschaftler und Ingenieure Wenn man den Begriff heute verwendet, reicht es nicht aus, ein spezielles Modell berechnen zu können oder um bestimmte Ergebnisse über ein Zielsystem zu erzielen. Geschwindigkeit, Speicher, Sprache Ausdruckskraft und die Fähigkeit zur (Neu-)Programmierung sind Hauptkonzepte für die moderne Vorstellung von Computersimulation.

Was sind dann Computersimulationen? Dies ist eine philosophisch motivierte Frage, auf die Wissenschaftler, Ingenieure und Philosophen unterschiedliche Antworten gefunden haben. Die Heterogenität ihrer Antworten macht deutlich, wie unterschiedlich jeder Forscher ist konzipiert Computersimulationen und wie sich ihre Definitionen von Generation zu Generation unterscheiden das nächste und wie schwierig es ist, zu einer einheitlichen Vorstellung zu kommen. Es ist wichtig, jedoch, um ein gutes Gespür für ihre Natur zu haben. Lassen Sie uns dies ausführlicher besprechen.

1.1 Was sind Computersimulationen?

Die neuere philosophische Literatur nutzt Computersimulationen als Hilfsmittel zur Überwindung Unvollkommenheiten und Grenzen der menschlichen Erkenntnis. Solche Unvollkommenheiten und Einschränkungen sind auf die natürlichen menschlichen Einschränkungen bei der Datenverarbeitung, -verarbeitung und -verarbeitung zugeschnitten Klassifizierung großer Datenmengen. Paul Humphreys, einer der ersten Zeitgenossen Philosophen betrachten Computersimulationen aus rein philosophischer Sicht als ein „Verstärkungsinstrument“, d

Der Mensch könnte es ohne Hilfe nicht alleine schaffen (Humphreys 2004, 110). In einem ähnlichen Sinne Margaret Morrison, eine weitere zentrale Figur in der Computerphilosophie Simulationen sind der Ansicht, dass sie zwar eine andere Form der Modellierung darstellen, „angesichts der verschiedene Funktionen der Simulation [...] man könnte es durchaus als eine Art von charakterisieren „erweiterte“ Modellierung“ (Morrison 2009, 47).

Beide Behauptungen sind grundsätzlich richtig. Computersimulationen berechnen, analysieren, Daten auf viele Arten rendern und visualisieren, die für keine Gruppe von Menschen unerreichbar sind.

Mann. Im Gegensatz dazu steht beispielsweise die Zeit, die ein Mensch benötigt, um Potenziale zu erkennen Antibiotika gegen Infektionskrankheiten wie Anthrax, mit einer Simulation des Ribosomen in Bewegung im atomaren Detail (Labor 2015). Oder, falls gewünscht, vergleichen Sie welche Reihe menschlicher Rechenfähigkeiten mit den an der Hochschule eingesetzten Supercomputern Performance Computing Center Stuttgart, Heimat des Cray XC40 Hazel Hen mit eine Spitzenleistung von 7,42 Petaflops und eine Speicherkapazität von 128 GB pro Knoten.¹

Wie Humphreys und Morrison betonten, gibt es verschiedene Bedeutungen Computersimulationen erweitern unsere Kapazitäten. Dies könnte durch die Erweiterung unserer Rechenfähigkeiten geschehen, wie Humphreys vorschlägt, oder durch die Verbesserung unserer Modellierung Fähigkeiten, wie Morrison vorschlägt.

Man würde natürlich geneigt sein zu glauben, dass Computersimulationen unsere Ergebnisse verstärken Rechenleistung und verbessern unsere Modellierungsfähigkeiten. Allerdings a Ein kurzer Blick auf die Geschichte des Konzepts zeigt etwas anderes. Für einige Autoren ein richtiger Die Definition muss die Wichtigkeit hervorheben, Lösungen für ein Modell zu finden. Zu anderen, Die richtige Definition konzentriert die Aufmerksamkeit auf die Beschreibung von Verhaltensmustern eines Zielsystems. Unter der ersten Interpretation versteht man die Rechenleistung der Maschine ermöglicht es uns, Modelle zu lösen, die andernfalls analytisch unlösbar wären. Darin Respekt, eine Computersimulation „verstärkt“ oder „verbessert“ unsere kognitiven Fähigkeiten durch Bereitstellung von Rechenleistung für Dinge, die außerhalb unserer kognitiven Reichweite liegen. Die Vorstellung Die Funktionsweise der Computersimulation hängt dann von der Physik des Computers ab und liefert die Idee, dass der technologische Wandel die Grenzen der wissenschaftlichen und technischen Entwicklung erweitert Ingenieursforschung. Eine solche Behauptung ist auch historisch begründet. Von Hollerith Lochkartenmaschinen bis hin zum Silizium-basierten Computer, der Steigerung des Physischen Die Leistungsfähigkeit von Computern hat es Wissenschaftlern und Ingenieuren ermöglicht, unterschiedliche Lösungen zu finden zu einer Vielzahl von Modellen. Lassen Sie mich diese erste Interpretation den problemlösenden Standpunkt zu Computersimulationen nennen.

Bei der zweiten Interpretation liegt der Schwerpunkt auf der Kapazität der Simulation ein Zielsystem beschreiben. Dafür verfügen wir über eine leistungsstarke Sprache, die Folgendes darstellt: bis zu einem gewissen akzeptablen Detaillierungsgrad, mehrere Beschreibungsebenen. In dieser Hinsicht, Eine Computersimulation „verstärkt“ oder „verbessert“ unsere Modellierungsfähigkeiten, indem sie eine genauere Darstellung eines Zielsystems liefert. So verstanden ist der Begriff von Computersimulationen sind auf die Art und Weise zugeschnitten, wie sie ein Zielsystem beschreiben, und damit von der verwendeten Computersprache, den Modularisierungsmethoden, den Techniken der Softwareentwicklung usw. Ich nenne diese zweite Interpretation die Beschreibung von Mustern Verhaltensperspektive bei Computersimulationen.

Da beide Standpunkte unterschiedliche – wenn auch nicht unbedingt unvereinbare – Interpretationen von Computersimulationen als Verstärker betonen, gibt es einige Unterschiede kann gezeichnet werden. Zunächst einmal sind Computersimulationen unter dem Gesichtspunkt der Problemlösung keine Experimente im herkömmlichen Sinne, sondern vielmehr die Manipulation eines Problems

¹ Es ist erwähnenswert, dass die Aktivität unseres neuronalen Netzwerks in einigen spezifischen Fällen schneller ist als alle anderen Supercomputer. Einer relativ neuen Veröffentlichung zufolge besteht Japans Fujitsu-K-Computer aus von 82.944 Prozessoren benötigt etwa 40 Minuten, um eine Sekunde neuronaler Netzwerkaktivität zu simulieren in realer, biologischer Zeit. Um die menschliche neuronale Aktivität teilweise zu simulieren, erstellen Forscher etwa 1,73 Milliarden virtuelle Nervenzellen, die mit 10,4 Billionen virtuellen Synapsen verbunden waren (Himeno 2013).

abstrakte und formale Struktur (dh mathematische Modelle). Tatsächlich für viele Befürworter
 Aus dieser Sicht ist die experimentelle Praxis auf das traditionelle Labor beschränkt
 Bei Computersimulationen handelt es sich eher um eine Praxis, bei der es um die Berechnung von Zahlen geht, eher
 um Mathematik und Logik. Die Beschreibung von Verhaltensmustern hingegen aus Sicht
 Andererseits ermöglicht es uns, Computersimulationen unkompliziert als Experimente zu behandeln
 Sinn. Die zugrunde liegende Intuition besteht darin, dass durch die Beschreibung des Verhaltens von a
 Mit dem Zielsystem sind Forscher in der Lage, etwas zu tun, das der traditionellen experimentellen Praxis sehr
 ähnlich ist, etwa Werte messen, Größen beobachten usw
 Entitäten erkennen.

Dieses Verständnis hat etwas mit der Methodik von Computersimulationen zu tun. Wie ich später erläutern
 werde, betrachtet man aus Sicht der Problemlösungstechnik eine Simulation als die direkte Implementierung eines
 Modells auf einem physischen Computer. Das heißt, mathematische Modelle werden auf dem Computersimpliziter
 implementiert. Der Standpunkt zur Beschreibung von Verhaltensmustern geht hingegen davon aus, dass
 Computersimulationen über eine eigene Methodik verfügen, die sich deutlich von allem unterscheidet, was wir im
 wissenschaftlichen und technischen Bereich gesehen haben. Diese methodischen

Unterschiede zwischen den beiden Standpunkten erweisen sich als zentral für spätere Auseinandersetzungen darüber
 die Neuheit von Computersimulationen in der wissenschaftlichen und technischen Forschung.

Ein weiterer Unterschied zwischen diesen beiden Standpunkten liegt in den Gründen für die Verwendung
 Computersimulationen. Während der problemlösende Standpunkt behauptet, dass die Verwendung
 Die Verwendung von Computersimulationen ist nur dann pragmatisch gerechtfertigt, wenn das Modell dies nicht kann
 Die Beschreibung von Verhaltensmustern lässt sich mit traditionelleren Methoden lösen und geht davon aus, dass
 Computersimulationen trotz ihrer analytischen Widerspenstigkeit wertvolle Einblicke in das Zielsystem bieten.
 Beachten wir, dass hier auch das auf dem Spiel steht
 ist die epistemische Priorität einer Methode gegenüber einer anderen. Wenn der Einsatz von Computersimulationen
 nur dann gerechtfertigt ist, wenn das Modell nicht analytisch gelöst werden kann – so viele
 Befürworter des Problemlösungsstandpunkts behaupten, dass analytische Methoden den rechnerischen epistemisch
 überlegen seien. Dies konfiguriert einen bestimmten Standpunkt bezüglich
 den Platz, den Computersimulationen auf der wissenschaftlichen und technischen Agenda einnehmen.
 Insbesondere wird die Zuverlässigkeit von Computersimulationen erheblich heruntergespielt
 Forschung auf unbekanntem Terrain. Darüber werden wir im weiteren Verlauf noch mehr zu sagen haben
 Buch.2

Schließlich kann die Lösung von Problemen in Computersimulationen je nach Standpunkt sehr unterschiedlich
 sein. Aus Sicht der Problemlösung alle damit verbundenen Probleme
 zu den Ergebnissen der Simulation (z. B. Genauigkeit, Berechenbarkeit, Darstellbarkeit usw.)
 kann aus technischen Gründen gelöst werden (z. B. durch Erhöhung der Geschwindigkeit und des Speichers,
 Änderung der zugrunde liegenden Architektur usw.). Stattdessen für den Verfechter der Beschreibung
 Aufgrund unterschiedlicher Verhaltensmuster werden dieselben Probleme völlig unterschiedlich behandelt. Falsche
 Ergebnisse werden beispielsweise durch die Analyse praktischer Überlegungen angegangen
 auf der Entwurfsebene, wie z. B. neue Spezifikationen für das Zielsystem, alternative Einschätzungen des
 Fachwissens, neue Programmiersprachen usw. Ebenso
 Falsche Ergebnisse können auf eine falsche Darstellung des Zielsystems am Ziel zurückzuführen sein

² Viele Philosophen haben versucht, die Natur von Computersimulationen zu verstehen. Was ich habe
 Die oben angebotene Beschreibung ist nur eine mögliche Charakterisierung. Weitere Informationen finden Sie im Folgenden
 Autoren (Winsberg 2010; Vallverdu 2014; Morrison 2015; Winsberg 2015; Saam 2016).

1.1 Was sind Computersimulationen?

11

Vorzeichen-, Spezifikations- und Programmierphasen (siehe Abschnitt 2.2) oder falsche Darstellungen in der Berechnungsphase (z. B. Fehler während der Rechenzeit – siehe Abschnitt 4.3). Das allgemeine Verständnis des Forschers sowie die Lösung dieser Probleme ändern sich erheblich, je nachdem, welchen Standpunkt er einnimmt.

Um einige der bisher gemachten Punkte zu veranschaulichen, nehmen Sie eine einfache, auf Gleichungen basierende Computersimulation der Dynamik eines Satelliten, der unter Gezeitenstress einen Planeten umkreist. Um eine solche Dynamik zu simulieren, beginnen Forscher typischerweise mit einem mathematischen Modell des Zielsystems. Ein gutes Modell liefert die klassische Newtonsche Mechanik, wie sie von MM Woolfson und GJ Pert in (Woolfson und Pert 1999b) beschrieben wurde.

Für einen Planeten der Masse M und einen Satelliten der Masse m (γM) auf einer Umlaufbahn mit der großen Halbachse a und der Exzentrizität e beträgt die Gesamtenergie

$$E = \gamma \frac{GMm}{2a} \quad (1.1)$$

und der Drehimpuls ist

$$H = \{GMa(1-e^2)\}^{1/2} m \quad (1.2)$$

Wenn E kleiner werden soll, muss a kleiner werden; aber wenn H konstant ist, dann muss e kleiner werden, das heißt, dass sich die Umlaufbahn abrunden muss. Die konstant bleibende Größe $a(1-e^2)$ wird durch eine 2 , das Semi-Latus-Rektum, wie in Abbildung 1.1 dargestellt. Der Planet Punktmasse P und den Satelliten durch eine Verteilung von drei Massen, jeweils $m/3$, an den Positionen S_1 , S_2 und S_3 beschrieben, die im freien Zustand ein gleichseitiges Dreieck bilden. Die Massen sind, wie gezeigt, durch Federn verbunden, die jeweils die unbelastete Länge l und die gleiche Federkonstante k haben (Abbildung 1.2). Somit ist eine Feder ständig auf die Länge l gedehnt 0 wird eine nach innen gerichtete Kraft ausüben, die gleich ist

$$F = k(l - l^0) \quad (1.3)$$

Es ist auch wichtig, ein dissipatives Element in das System einzuführen, indem man die Kraft von der Ausdehnungs- oder Kontraktionsrate der Feder abhängig macht, was das folgende Kraftgesetz ergibt:

$$F = k(l - l^0) + c \frac{dl}{dt} \quad (1.4)$$

wo die Kraft an den beiden Enden nach innen wirkt. Es ist der zweite Term in Gleichung 1.4, der die Simulation der Hystereseverluste im Satelliten liefert (18-19).

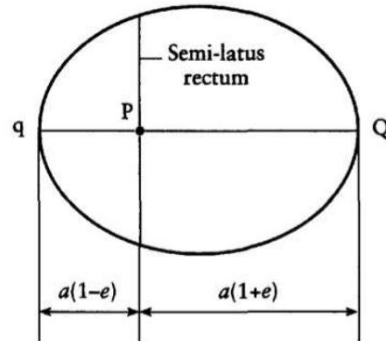


Abb. 1.1 Die elliptische Umlaufbahn eines Satelliten relativ zum Planeten in einem Brennpunkt. Die Punkte q und Q sind die dem Planeten am nächsten bzw. am weitesten entfernten Punkte. (Woolfson und Pert 1999b, 19)

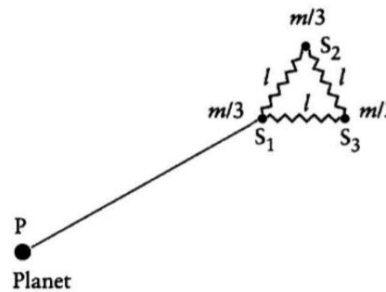


Abb. 1.2 Der Satellit wird durch drei Massen von jeweils $m/3$ beschrieben, die durch Federn mit jeweils der gleichen unverspannten Länge l verbunden sind. (Woolfson und Pert 1999b, 19)

Hierbei handelt es sich um ein Modell für eine Computersimulation eines Satelliten im Orbit um einen Planeten, der Gezeitenstress ausgesetzt ist. Der Satellit dehnt sich periodisch entlang des Radiusvektors aus, sofern die Umlaufbahn nicht kreisförmig ist. Da der Satellit nicht vollkommen elastisch ist, kommt es zu Hystereseeffekten und ein Teil der mechanischen Energie wird in Wärme umgewandelt und abgestrahlt. Dennoch gibt die Simulation grundsätzlich das Zielsystem vollständig vor.

Die Gleichungen 1.1 bis 1.4 sind eine allgemeine Beschreibung des Zielsystems. Da es darum geht, ein bestimmtes reales Phänomen mit konkreten Merkmalen zu simulieren, muss es durch die Festlegung der Werte für die Parameter der Simulation herausgegriffen werden. Im Fall von Woolfson und Pert verwenden sie den folgenden Satz von Parameterwerten (Woolfson und Pert 1999b, 20):

1. Anzahl der Körper = 4

2. Masse des ersten Körpers (Planet) = 2×10^{27} kg 3.

Masse des Satelliten = 3×10^{22} kg 4.

Anfangszeitschritt = 10 s 5.

Gesamtsimulationszeit = 125000 s 6. Als

Ursprung gewählter Körper = 1 7.

Toleranz = 100 m 8.

Anfangsabstand des Satelliten = 1×10^8 m 9. Länge

der Feder im ungedehnten Zustand = 1×10^6 m 10.

Anfangsexzentrizität = 0,6

Diese Parameter legen eine Computersimulation eines Satelliten von der Größe von Triton, dem größten Neptunmond, fest, der einen Planeten mit einer Masse nahe der Jupitermasse umkreist – natürlich einschließlich einer bestimmten Gezeitenspannung, Hystereseeffekten und so weiter. Wenn die Parameter geändert wurden, handelt es sich bei der Simulation natürlich um ein anderes Phänomen – allerdings immer noch um eine Zweikörperwechselwirkung unter Verwendung der Newtonschen Mechanik.

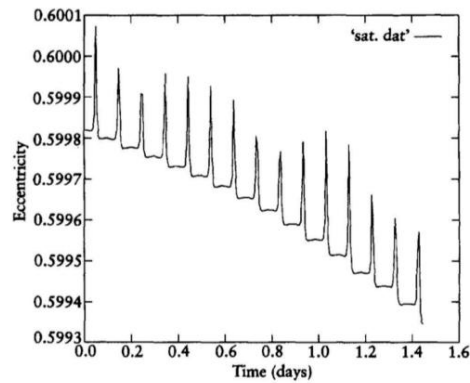


Abb. 1.3 Die Exzentrizität der Umlaufbahn als Funktion der Zeit (Woolfson und Pert 1999b, 20)

Hier ist ein Auszug aus dem Code, der den oben genannten mathematischen Modellen entspricht wie in FORTRAN von Woolfson und Pert.3 programmiert

```
PROGRAM NBODY
[...]
```

C DIE WERTE VON A UND E WERDEN ALLE 100 SCHRITTE BERECHNET
C UND WERDEN ZUSAMMEN MIT DER ZEIT GESPEICHERT.
C

```
      IST=IST+1
      IF((IST/100)*100.NE.IST)GOTO 50 IG=IST/100

      IF(IG.GT.1000)GOTO 50

C
C FINDEN SIE ZUERST DIE POSITION UND GESCHWINDIGKEIT DES MASSENZENTRUMS DES
C-SATELLIT.
```

³ Den vollständigen Code finden Sie unter (Woolfson und Pert 1999a).

```

C
DO 1 K=1,3
  POS(K)=0
  VEL(K)=0
DO 2 J=2,NB
  POS(K)=POS(K)+X(J,K)
  VEL(K)=VEL(K)+V(J,K)
2 WEITER
POS(K)=POS(K)*(NB-1.0)
VEL(K)=VEL(K)*(NB-1.0)
1 WEITER

C
C BERECHNEN SIE DEN ORBITALABSTAND
C
R=SQRT(POS(1)**2+POS(2)**2+POS(3)**2)

C
C BERECHNEN V**2
C
V2=VEL(1)**2+VEL(2)**2+VEL(3)**2

C
C EIGENENERGIE BERECHNEN
C
TOTM=CM(1)+CM(2)+CM(3)+CM(4)
EN=-G*TOTM/R+0.5*V2

[...]

      UNTERPROGRAMM STARTEN
      ABMESSUNG X(20,3),V(20,3),ASTORE(1000),TSTORE(1000),
      +ESTORE(1000),XTEMP(2,20,3),VTEMP(2,20,3),CM(20),XT(20,3),
      +VT(20,3),DEL,V(20,3)

[...]

      READ(5,'JWORIG

[...]

C
C ANFANGSGESCHWINDIGKEITEN WERDEN FÜR DIE DREI KOMPONENTEN DES BERECHNET
C SATELLIT, SO DASS DIE SPINWINKELGESCHWINDIGKEIT DES SATELLITEN IST
C UMGEFÄHR GLEICH DER ORBITALWINKELGESCHWINDIGKEIT.

C VV=SQRT(G*(CM(1)+CM(2)+CM(3)+CM(4))*(1-ECG)/0)
V(2,2)=VV*DIS2/
DV(3,2)=VV*DIS3*COS(WINKEL)/D [...]

ZURÜCKKEHREN
ENDE

```

Wie bereits erwähnt, besteht eines der Merkmale des Problemlösungsstandpunkts darin, dass das obige mathematische Modell direkt auf dem Computer implementiert werden kann. Das heißt, dass der hier gezeigte Code in vollem Umfang dem mathematischen Modell entspricht. Im Prinzip wird nichts – Relevantes – hinzugefügt und nichts – Relevantes – weggelassen. Daher besteht der einzige Grund für die Verwendung eines Computers darin, die Lösungsmenge des Modells auf schnellere und kostengünstigere Weise zu finden. Die Beschreibung von Verhaltensmustern hingegen erkennt die Existenz eines Prozesses zur Implementierung des Modells als Computersimulation an, der auch die Umwandlung des mathematischen Modells in eine ganz andere Art von Modell beinhaltet.

Wie wir sehen, haben beide Positionen gute Gründe. Der problemlösende Standpunkt ist richtig, wenn er behauptet, dass Computersimulationen das implementierte mathematische Modell widerspiegeln müssen, andernfalls treten Probleme bei der Darstellung, Zuverlässigkeit und dergleichen auf. Die Beschreibung von Verhaltensmustern hingegen spiegelt die wissenschaftliche und ingenieurwissenschaftliche Praxis eindeutiger wider.

Bevor wir fortfahren, ist hier ein guter Ort, um einige neue Terminologie einzuführen. Nennen wir „mathematische Modelle“ diejenigen Modelle, die in wissenschaftlichen und technischen Bereichen verwendet werden und die mathematische Sprache verwenden. Beispiele hierfür sind die obigen Gleichungen. Als „Simulationsmodelle“ bezeichnen wir die auf einem Computer implementierten Modelle

eine Computersimulation – die eine Programmiersprache nutzt.⁴ Ein Beispiel eines Simulationsmodells ist der oben gezeigte Code.

Zu Beginn dieses Kapitels habe ich zwischen zwei Gesichtspunkten des Computers unterschieden Simulationen. Einerseits die problemlösende Sichtweise, die das betont rechnerische Seite von Simulationen; andererseits die Beschreibung von Mustern von Verhaltenssicht, die den Schwerpunkt auf die Darstellung von Zielsystemen legt. Wie bereits erwähnt, vernachlässigt die problemlösende Sichtweise ebenso wenig die Darstellung des Zielsystems wie die Beschreibung von Verhaltensmustern versäumen es, Berechnungen als Kernthema von Computersimulationen zu betrachten. Keiner der Standpunkte spiegelt eine „Alles oder Nichts“-Position wider – ein gutes Beispiel dafür ist die gegebene Definition von Thomas H. Naylor, Donald S. Burdick und W. Earl Sasser, wo sie a verteidigen Ich schließe mich dem Standpunkt „Verhaltensmuster“ auf Seite 1361 von (Naylor et al. 1967) an und abonniere auch den Standpunkt zur Problemlösung weiter unten auf Seite 1319. Der Unterschied zwischen Diese beiden Standpunkte liegen wiederum in den Hauptmerkmalen begründet, die in jedem Bericht hervorgehoben werden. Lassen Sie uns sehen, ob wir diese Unterscheidung klarer machen können.⁵

1.1.1 Computersimulationen als Problemlösungstechniken

Unter dem Gesichtspunkt der Problemlösung weisen Computersimulationen typischerweise einige auf der folgenden Funktionen. Zunächst werden Simulationen für Fälle übernommen, in denen das Ziel vorliegt Das System ist zu komplex, um es allein zu analysieren – nennen Sie es das Komplexitätsmerkmal. Zweitens sind Simulationen für Fälle nützlich, in denen das zugrunde liegende mathematische Modell nicht vorhanden ist kann nicht analytisch gelöst werden – nennen Sie es das Unanalytizitätsmerkmal. Drittens mathematisch Modelle werden direkt auf dem Computer implementiert – nennen wir es die direkte Implementierung Besonderheit. Die Komplexitäts- und Unanalytizitätsmerkmale betonen unsere menschlichen Grenzen bei der Analyse bestimmter Arten mathematischer Modelle und verstärken sie gleichzeitig die Rechenleistungssimulationen als Tugend. Die direkte Implementierungsfunktion begleitet diese Ideen mit der Behauptung, dass es keine vermittelnde Methodik zwischen dem mathematischen Modell und dem physischen Computer gibt. Eher Gleichungen aus Das mathematische Modell wird einfacher auf der physikalischen Ebene implementiert – oder gelöst Computer in Form einer Computersimulation.

Die frühe Literatur zum Problemlösungsstandpunkt präsentiert einen eher einheitlichen Standpunkt Perspektive auf die Sache. Meistens handelt es sich dabei um professionelle Philosophen, Wissenschaftler, und Ingenieure sehen in der Rechenleistung von Simulationen den Schlüssel zur Erschließung ihrer Möglichkeiten

⁴ Streng genommen ist ein Simulationsmodell eine komplexere Struktur, die unter anderem besteht aus: einer Spezifikation, die in einer Programmiersprache als Algorithmus codiert und schließlich als implementiert wird ein Computerprozess. Obwohl dieselbe Spezifikation in verschiedenen Programmiersprachen geschrieben und von verschiedenen Computerarchitekturen implementiert werden kann, werden sie alle als gleich betrachtet Simulationsmodell. So verstanden, bestimmt die Programmiersprache allein nicht das Begriff des „Simulationsmodells“. Auf diese Fragen werde ich in Kapitel 2 ausführlicher eingehen.

⁵ Eine interessante Einführung in die Geschichte der Informatik findet sich im Werk von (Ceruzzi 1998; De Mol und Primiero 2014, 2015) und insbesondere auf Computersimulationen (Oren 2011b, 2011a).

epistemische Macht. Ein gutes erstes Beispiel ist die Definition von Claude McMillan und Richard Gonzales aus dem Jahr 1965. In ihrer Arbeit benennen die Autoren vier charakteristische Punkte von Simulationen, nämlich

1. Simulation ist eine Problemlösungstechnik.
2. Es handelt sich um eine experimentelle Methode.
3. Die Anwendung der Simulation ist bei der Lösung von Problemen des (a) Systemdesigns angezeigt (b) Systemanalyse.
4. Auf Simulation wird zurückgegriffen, wenn die betrachteten Systeme nicht analysiert werden können unter Verwendung direkter oder formaler Analysemethoden. (McMillan und Gonzalez 1965) ⁶

Diese Definition ist, soweit ich sie finden konnte, die erste, die offen vorgibt Computersimulationen als Problemlösungstechniken. Das liegt nicht nur daran, dass Autoren geben dies in ihrem ersten Punkt ausdrücklich an, sondern weil die Definition zwei übernimmt eines der drei Standardmerkmale dieser Sichtweise. Punkt 4 geht explizit auf die Verwendung ein von Simulationen zur Lösungsfindung für ansonsten unlösbare mathematische Modelle, während Punkt 3 die Einführung von Simulationen für Systemdesign und System vorschlägt Analyse, da sie zu komplex sind, um einzeln analysiert zu werden (d. h. die Komplexität).

Besonderheit).

Ein Jahr später präsentierten Daniel Teichroew und John Francis Lubin ihre eigene Definition. Interessanterweise hebt diese Definition drei Merkmale dieses Standpunkts hervor sichtbar als jede andere Definition in der Literatur. Die Autoren beginnen mit der Identifizierung Was sie „Simulationsprobleme“ nennen, also Probleme, die durch Simulationstechniken behandelt werden – wir werden als nächstes diskutieren, was diese Techniken sind. Eine Simulation Das Problem ist im Grunde ein mathematisches Problem mit vielen Variablen, Parametern usw Funktionen, die nicht analytisch behandelt werden können (d. h. das Komplexitätsmerkmal) und somit Computersimulationen sind die einzige verfügbare Ressource für Forscher (dh die Unanalytizitätsfunktion). Das dritte Merkmal, die direkte Implementierung eines mathematischen Modells, findet sich an mehreren Stellen im Artikel. Tatsächlich kategorisieren die Autoren zwei Arten von Modellen, nämlich Modelle mit kontinuierlicher Änderung (d. h. solche, die partielle Differentialgleichungen oder gewöhnliche Differentialgleichungen verwenden) und Modelle mit diskreter Änderung (d. h. jene Modelle, bei denen Änderungen im Zustand des Systems diskret sind) (Teichroew und Lubin 1966, 724). Für die Autoren werden beide Arten von Modellen direkt als Computersimulation umgesetzt. In den eigenen Worten der Autoren:

Simulationsprobleme zeichnen sich dadurch aus, dass sie mathematisch unlösbar sind und sich einer Lösung durch analytische Methoden widersetzen. Die Probleme betreffen normalerweise viele Variablen, viele Parameter, Funktionen, die sich mathematisch nicht gut verhalten, und Zufallsvariablen.

Daher ist die Simulation eine Technik des letzten Auswegs. Dennoch werden heute große Anstrengungen in den Bereich „Computer“ gesteckt Simulation“, weil es eine Technik ist, die trotz ihrer Schwierigkeiten, Kosten und Probleme Antworten liefert benötigte Zeit. (724)

Hier gibt es noch einen weiteren interessanten Anspruch hervorzuheben. Beachten wir, dass die Autoren die Meinung der Befürworter dieses Standpunkts deutlich machen

Computersimulationen: Sie sind eine Technik des letzten Auswegs.⁶ Das heißt, der Einsatz von

⁶ Was diesen letzten Punkt betrifft, so hat Prof. Oren 1982 in Ottawa ein NATO Advanced Study Institute eingerichtet, dessen Schwerpunkt auf der Auseinandersetzung mit dem Kontext für den Einsatz von Computersimulationen (persönliche Kommunikation) liegt. Siehe zum Beispiel die in (Oren, Zeigler und Elzas 1982; Oren 1984) veröffentlichten Artikel.

Computersimulationen sind nur dann gerechtfertigt, wenn keine Analysemethoden verfügbar sind. Aber Dabei handelt es sich eher um ein erkenntnistheoretisches Vorurteil gegenüber Computersimulationen als um eine etablierte Wahrheit. Neuere Arbeiten von Philosophen zeigen, dass in vielen Fällen Forscher bevorzugen Computersimulationen gegenüber Analysemethoden. Dies natürlich z die offensichtlichen Fälle, in denen das Zielsystem unlösbar ist – wie Teichroew und Lubin richtig aufzeigen – und wo analytische Lösungen nicht verfügbar sind. Vincent Ar dorel und Julie Jebeile argumentieren, dass Computersimulationen sogar überlegen sein könnten analytische Lösungen zur Erstellung quantitativer Vorhersagen. Nach Für diese Autoren „erschweren einige analytische Lösungen numerische Anwendungen oder.“ unmöglich (...) analytische Lösungen sind manchmal zu anspruchsvoll in Bezug auf das Problem, um das es geht (...) [und] Analysemethoden bieten keinen generischen Ansatz zum Lösen von Gleichungen wie [Computersimulationen]“⁷ (Ardourel und Jebeile 2017, 203).

Mittlerweile finden sich auch in der zeitgenössischen Literatur Verfechter des Problemlösungsstandpunkts. Eine weitgehend beanstandete Definition – die trotz der Änderung des Autors Geisteszustand hat es irgendwie geschafft, zum Standard in der Literatur zu werden – ist Humphreys' Arbeitsdefinition: „Eine Computersimulation ist jede computerimplementierte Methode zur Erforschung der Eigenschaften mathematischer Modelle, wo analytische Methoden vorhanden sind nicht verfügbar“ (Humphreys 1990, 501).

Humphreys nennt uns hier zwei Merkmale von Computersimulationen als Problemlöser. Dabei handelt es sich um Simulationen, bei denen es sich um mathematische Modelle handelt, die auf einem Computer implementiert werden. Sie werden verwendet, wenn keine Analysemethoden verfügbar sind. Bisher, Humphreys ist ein klassischer Verfechter der Problemlösungstechnik. Ein genauerer Blick auf die Definition zeigt jedoch, dass Humphreys' Sorgen auch die Art der Berechnung betreffen.

Hier erfahren Sie, warum.

Zuvor habe ich erwähnt, dass Naylor, Burdick und Sasser erklärt haben, dass Computersimulationen numerische Methoden sind, die auf dem Computer implementiert werden. Humphreys hingegen versteht Computersimulationen als computerimplementierte Methoden. Die Unterscheidung ist nicht überflüssig, da sie etwas über die Art der Berechnung eines Modells aussagt. Tatsächlich drängt Humphreys darauf, drei verschiedene Begriffe getrennt zu halten: numerische Mathematik, numerische Methoden und numerische Analyse. Numerische Mathematik ist die Zweig der Mathematik, der sich mit der Ermittlung numerischer Werte der Lösungen befasst zu einem gegebenen mathematischen Problem. Numerische Methoden hingegen sind numerische Mathematik, bei der es darum geht, eine Näherungslösung für das Modell zu finden. Schließlich ist die numerische Analyse die theoretische Analyse numerischer Methoden und der berechnete Lösungen (502). Numerische Methoden allein können das nicht direkt sein im Zusammenhang mit Computersimulationen. Es müssen mindestens zwei zusätzliche Funktionen enthalten sein. Zunächst müssen numerische Methoden auf ein konkretes wissenschaftliches Problem angewendet werden. Das ist wichtig, da es sich bei dem implementierten Modell nicht um irgendein Modell, sondern um eine bestimmte Art handelt (dh wissenschaftliche und technische Modelle). Auf diese Weise gibt es keinen Raum für Vermischungen Computersimulationen, die in einer wissenschaftlichen Einrichtung mit Computersimulation durchgeführt werden zu künstlerischen Zwecken durchgeführt. Zweitens muss die Methode real implementiert werden

⁷ Die Autoren identifizieren „numerische Methoden“ mit „Computersimulationen“ (Ardourel und Jebeile). 2017, 202). Wie ich als nächstes zeige, müssen diese beiden Konzepte getrennt bleiben. Dies ist jedoch nicht der Fall stellen einen Einwand gegen ihren Hauptanspruch dar.

sowohl am Computer als auch in Echtzeit berechenbar. Dieses zweite Merkmal stellt sicher, dass das Modell für die Berechnung geeignet ist und den Mindeststandards der wissenschaftlichen Forschung entspricht (z. B. dass die Berechnung innerhalb eines angemessenen Zeitrahmens endet, dass die Ergebnisse innerhalb eines bestimmten Bereichs genau sind usw.).

Obwohl Humphreys nur als Arbeitsdefinition vorgeschlagen wurde, stieß er auf heftige Einwände, die ihn praktisch dazu zwangen, seine ursprüngliche Position zu ändern. Ein Hauptkritiker war Stephan Hartmann, der einwendete, dass Humphreys' Definition die dynamische Natur von Computersimulationen verfehle. Hartmann bot dann seine eigene Definition an:

Simulationen stehen in engem Zusammenhang mit dynamischen Modellen. Konkreter ausgedrückt entsteht eine Simulation, wenn die Gleichungen des zugrunde liegenden dynamischen Modells gelöst werden. Dieses Modell soll die zeitliche Entwicklung eines realen Systems nachahmen. Anders ausgedrückt: Eine Simulation imitiert einen Prozess durch einen anderen Prozess. In dieser Definition bezieht sich der Begriff „Prozess“ ausschließlich auf ein Objekt oder System, dessen Zustand sich im Laufe der Zeit ändert. Wird die Simulation auf einem Computer durchgeführt, spricht man von einer Computersimulation (Hartmann 1996, 83 – Hervorhebung im Original).

Um diese Definition zu vereinfachen, könnten wir sagen, dass eine Computersimulation darin besteht, mithilfe eines physischen Computers die Lösungsmenge für ein dynamisches Modell zu finden. Lassen Sie uns einige interessante Annahmen hervorheben. Erstens wird davon ausgegangen, dass das dynamische Modell keine Unterschiede zu einem mathematischen Modell aufweist. So verstanden ist das von MM Wolfson und GJ Pert zur Simulation der Dynamik eines Satelliten, der unter Gezeitenstress um einen Planeten kreist, verwendete Modell das auf dem physischen Computer implementierte Modell. Zweitens macht sich Hartmann keine allzu großen Sorgen darüber, welche Methoden zur Lösung des dynamischen Modells verwendet werden. Papier und Bleistift, numerische Methoden und computerimplementierte Methoden scheinen alle gleichermaßen geeignet zu sein. Diese Bedenken ergeben sich aus der Annahme, dass dasselbe dynamische Modell sowohl von einem menschlichen Agenten als auch vom Computer gelöst wird. Ähnlich wie bei Naylor, Burdick und Sasser wirft eine solche Annahme Fragen über die Natur der Berechnung auf.

Es ist interessant festzustellen, dass Hartmanns Definition von der philosophischen Gemeinschaft herzlich aufgenommen wurde. Im selben Jahr präsentierten Jerry Banks, John Carson und Barry Nelson eine Definition ähnlich der von Hartmann, wobei sie ebenfalls die Idee der Dynamik eines Prozesses über die Zeit und der Darstellung als Nachahmung betonten. Sie definieren es wie folgt: „[Eine] Simulation ist die Nachahmung des Betriebs eines realen Prozesses oder Systems über einen längeren Zeitraum.“ Unabhängig davon, ob sie von Hand oder am Computer durchgeführt wird, umfasst die Simulation die Erzeugung einer künstlichen Geschichte eines Systems und die Beobachtung dieser künstlichen Geschichte, um Rückschlüsse auf die Betriebseigenschaften des realen Systems zu ziehen“ (Banks et al. 2010, 3). Francesco Guala folgt auch Hartmann bei der Unterscheidung zwischen statischen und dynamischen Modellen, der zeitlichen Entwicklung eines Systems und der Verwendung von Simulationen zur mathematischen Lösung des implementierten Modells (Guala 2002). In jüngerer Zeit hat sich Wendy Parker ausdrücklich darauf bezogen, indem sie eine Simulation als „eine zeitlich geordnete Folge von Zuständen, die als Darstellung einer anderen zeitlich geordneten Folge von Zuständen dient“ charakterisiert (Parker 2009, 486).

Trotz der Differenzen zwischen Humphreys und Hartmann sind sie sich nun auch in einigen Punkten einig. Tatsächlich betrachten beide Computersimulationen als Hochgeschwindigkeitsberechnungsgeräte, die unsere analytische Fähigkeit zur Lösung ansonsten unlösbarer mathematischer Modelle verbessern können. Nach Hartmanns anfänglichen Einwänden prägte Humphreys eine neue Definition, dieses Mal auf der Grundlage des Begriffs „computational“.

Vorlage. Ich werde im nächsten Abschnitt auf Vorlagen eingehen, da ich glaube, dass sich dieses neue Konzept der Computersimulation besser für die Beschreibung von Mustern eignet aus Verhaltenssicht.

Eine aufschlussreiche Zusammenfassung findet sich im Werk von Roman Frigg und Julian Reiss.

Den Autoren zufolge wird der Begriff der Computersimulation in der aktuellen Literatur in zweierlei Hinsicht definiert. Im engeren Sinne bedeutet „Simulation“

bezieht sich auf die Verwendung eines Computers zur Lösung einer Gleichung, die wir nicht analytisch lösen können. oder allgemeiner, um mathematische Eigenschaften von Gleichungen zu untersuchen, sofern diese analytisch sind Methoden scheitern“. Es gibt auch einen weiten Sinn, auf den sich der Begriff „Simulation“ bezieht der gesamte Prozess der Konstruktion, Verwendung und Begründung eines Modells, der analytisch unlösbare Mathematik beinhaltet“ (Frigg und Reiss 2009, 596). Für mich beide Sinne könnte als Teil der Sichtweise der Problemlösungstechniken des Computers einbezogen werden Simulationen.

Beide Kategorien sind sicherlich verdienstvoll und aufschlussreich. Beide erfassen im Allgemeinen die vielen Bedeutungen, die Philosophen des problemlösenden Standpunkts definieren Der Begriff der Computersimulation. Während sich der engere Sinn auf die Heuristik konzentriert Leistungsfähigkeit von Computersimulationen betont der weite Sinn die methodische, erkenntnistheoretische und pragmatische Aspekte von Computersimulationen als Problemlöser. Gehen wir nun zu einer anderen Art und Weise über, Computersimulationen zu konzeptualisieren.

1.1.2 Computersimulationen als Beschreibung von Verhaltensmustern

Die Sichtweise von Computersimulationen als Problemlösungstechniken steht im Gegensatz dazu Betrachtung von Simulationen als Beschreibung von Verhaltensmustern. Aus dieser Sicht geht es bei Computersimulationen in erster Linie um die Beschreibung des Verhaltens eines Ziels System, zu dem sie sich entwickeln bzw. entfalten. Wie bereits erwähnt, heißt das nicht, dass dies der Fall ist Die Rechenleistung von Simulationen wird in irgendeiner Weise heruntergespielt. Computersimulationen als Problemlöser haben diesen Punkt in dem Sinne richtig verstanden, dass Geschwindigkeit, Gedächtnis, und Kontrolle sind zentrale Faktoren, die die Neuheit von Simulationen in der Wissenschaft hervorheben und Ingenieurspraxis. Allerdings ist unter diesem Gesichtspunkt die Rechenleistung von Simulationen wird als Funktion der zweiten Ebene betrachtet. In diesem Sinne liegt der erkenntnistheoretische Wert von Computersimulationen nicht in ihrer Lösungsfähigkeit ein mathematisches Modell, dessen Wert sich aus der Beschreibung von Verhaltensmustern ergibt Zielsysteme.

Was sind nun Muster? Ich verstehe darunter Beschreibungen, die Strukturen, Eigenschaften, Leistung und das allgemeine Verhalten des Zielsystems in einem bestimmten Kontext widerspiegeln Sprache. Genauer gesagt werden diese Strukturen, Attribute usw. interpretiert als Konzepte, die in den Wissenschaften verwendet werden (z. B. H₂O, Masse usw.), kausale Zusammenhänge (z. B. die Kollision zweier Billardkugeln), natürliche und logische Notwendigkeiten (z. B. dass keine Bereicherung erfolgt Urankugel hat eine Masse von mehr als 100.000 Kilogramm⁸), Gesetze, Prinzipien und

⁸ Hier bedarf es einer Klarstellung. Ein Computer ist nicht technologisch beeinträchtigt, um eine Bereicherung zu simulieren Urankugel mit einer Masse von mehr als 100.000 Kilogramm. Eher die Art von Zwängen, die wir haben in Computern zu finden sind, hängen mit ihren eigenen physischen Einschränkungen und denen zusammen, die durch Theorien angezeigt werden

Konstanten der Natur. Kurz gesagt sind Muster Beschreibungen eines Zielsystems, die sich des wissenschaftlichen und technischen Vokabulars bedienen. Natürlich beruhen diese Muster auch auf Expertenwissen, „Tricks des Fachs“, früheren Erfahrungen sowie individuellen, gesellschaftlichen und institutionellen Präferenzen. In diesem Sinne und aus dieser Sicht sind Computersimulationen ein Konglomerat von Konzepten, Formeln und Interpretationen, die die Beschreibung der Verhaltensmuster eines Zielsystems ermöglichen.

Der Unterschied bei der Konzeptualisierung von Computersimulationen auf diese Weise im Gegensatz zum problemlösenden Standpunkt besteht darin, dass die physikalischen Merkmale des Computers nicht mehr den primären epistemischen Wert von Computersimulationen darstellen. Vielmehr ist es ihre Fähigkeit, Verhaltensmuster eines Zielsystems zu beschreiben, die die Last trägt. Beginnen wir in Anlehnung an den vorherigen Abschnitt mit einigen frühen Definitionen.

Im Jahr 1960 definierte Martin Shubik eine Simulation folgendermaßen:

Eine Simulation eines Systems oder eines Organismus ist der Betrieb eines Modells oder Simulators, der eine Darstellung des Systems oder Organismus darstellt. (...) Die Funktionsweise des Modells kann untersucht und daraus Eigenschaften abgeleitet werden, die das Verhalten des tatsächlichen Systems oder seines Subsystems betreffen. (Shubik 1960, 909)

Shubik hebt zwei Hauptmerkmale hervor, die im Mittelpunkt dieser Ansicht stehen. Das heißt, dass eine Simulation eine Darstellung oder Beschreibung des Verhaltens eines Zielsystems ist und dass auf Eigenschaften eines solchen Zielsystems geschlossen werden kann. Das erste Merkmal ist für diesen Standpunkt insofern von zentraler Bedeutung, als es ihm den Namen gibt. Die Betonung der Darstellungsfähigkeit von Simulationen im Gegensatz zu mathematischen Modellen lässt vermuten, dass sie sich irgendwie unterscheiden. Wie wir später sehen werden, liegt dieser Unterschied in der Anzahl der Transformationen, die ein mathematisches Modell – oder vielmehr eine Reihe mathematischer Modelle – durchläuft, um zu einer Computersimulation zu führen. Das zweite Merkmal hingegen hebt die Verwendung von Computersimulationen als Proxys hervor, um etwas über das Zielsystem zu verstehen. Dies bedeutet, dass Forscher aus den Ergebnissen der Simulation Rückschlüsse auf Eigenschaften des Zielsystems ziehen können.

Wir müssen feststellen, dass beide Merkmale in der Problemlösungsperspektive fehlen. Das Gegenteil ist jedoch nicht der Fall. Wie bereits erwähnt, widerspricht ein solches Verständnis von Computersimulationen nicht einigen Ansprüchen aus der Sicht der Problemlösungstechniken. Insbesondere die Fähigkeit, komplexe Modelle zu berechnen, ist ein Merkmal von Computersimulationen, das normalerweise in allen Definitionen vorhanden ist. Shubik sagt zum Beispiel: „Das Modell ist für Manipulationen zugänglich, die unmöglich, zu teuer oder undurchführbar wären, um sie an der Entität, die es darstellt, durchzuführen“ (909). Es ist interessant festzustellen, dass mit zunehmender Zeit die Bedenken hinsichtlich der Rechenleistung tendenziell verschwinden.

Fast zwei Jahrzehnte später, im Jahr 1979, formulierte G. Birtwistle die folgende Definition für Computersimulationen:

Simulation ist eine Technik zur Darstellung eines dynamischen Systems durch ein Modell, um Informationen über das zugrunde liegende System zu gewinnen. Wenn das Verhalten des Modells korrekt übereinstimmt

Berechnung. Da Forscher nun ein reales Zielsystem simulieren wollen, müssen sie es so genau wie möglich beschreiben. Handelt es sich bei diesem Zielsystem um ein natürliches System, etwa eine Urankugel, dann ist die Simulation aufgrund der Genauigkeit auf die Masse der Kugel beschränkt.

Wenn wir die relevanten Verhaltensmerkmale des zugrunde liegenden Systems kennen, können wir aus Experimenten mit dem Modell Rückschlüsse auf das System ziehen und uns so Katastrophen ersparen. (Birtwistle 1979, 1)

Ähnlich wie Teichroew und Lubin den Standpunkt der Problemlösung dargelegt haben, verdeutlicht auch Birtwistle die Hauptmerkmale des Standpunkts zur Beschreibung von Verhaltensmustern. Aus der obigen Definition wird deutlich, dass bei Computersimulationen die Darstellung eines Zielsystems im Mittelpunkt steht; Bei richtiger Darstellung können Forscher Rückschlüsse auf ein solches Zielsystem ziehen. Beachten wir auch, dass Computersimulationen im Gegensatz zu Teichroew und Lubin, die Computersimulationen als letzte Ressource betrachten, für Birtwistle ein entscheidender Teil der wissenschaftlichen Forschung sind, der hilft, Katastrophen zu verhindern. Die gegensätzlichen Einstellungen gegenüber Computersimulationen können keine zwei besseren Vertreter finden.

Eine weitere erwähnenswerte Definition stammt von Robert E. Shannon, einem Industrieingenieur, der sehr intensiv an der Klärung der Natur von Computersimulationen gearbeitet hat (siehe seine Arbeiten aus (Shannon 1975) und (Shannon 1978)).

Wir definieren Simulation als den Prozess, ein Modell eines realen Systems zu entwerfen und Experimente mit diesem Modell durchzuführen, um das Verhalten des Systems zu verstehen und/oder verschiedene Strategien für den Betrieb des Systems zu bewerten. Daher ist es von entscheidender Bedeutung, dass das Modell so konzipiert ist, dass das Modellverhalten das Reaktionsverhalten des realen Systems auf Ereignisse im Laufe der Zeit nachahmt. (Shannon 1998, 7)

Wieder können wir sehen, wie Shannon die Bedeutung der Darstellung eines Zielsystems sowie die Fähigkeit hervorhebt, unser Wissen aus Computersimulationen abzuleiten und zu bewerten. Der vielleicht herausragendste Aspekt von Shannons Definition ist die deutliche Betonung der Methodik von Computersimulationen. Für ihn ist es entscheidend, dass das Modell in der Simulation das Verhalten des Zielsystems nachahmt.

Es reicht nicht aus, wie andere Autoren meinen, dass das Modell das relevante Verhalten des Zielsystems korrekt beschreibt. Auf die Art und Weise, wie die Simulation konzipiert ist, muss geachtet werden, denn dort finden sich Gründe – und Probleme – für Rückschlüsse auf das Zielsystem.

Diese letztgenannten Ideen werden mehr oder weniger erfolgreich in der nachfolgenden Literatur zu diesem Standpunkt fortgesetzt. Ein gutes Beispiel ist das Buch von Paul Humphreys aus dem Jahr 2004, in dem er die Methodik von Computersimulationen detailliert beschreibt. Einige Jahre später unternahm Eric Winsberg ebenfalls einen interessanten Versuch, aufzuzeigen, wie sich Designentscheidungen auf erkenntnistheoretische Bewertungen auswirken. Laut Winsberg begründen aktuelle und vergangene Designentscheidungen unser Vertrauen in die Ergebnisse von Computersimulationen. Lassen Sie uns nun ihre

Positionen genauer diskutieren.⁹ Ich habe bereits erwähnt, dass Humphreys 1990 eine Arbeitsdefinition für Computersimulationen ausgearbeitet hat. Obwohl er es nur als Arbeitsdefinition vorgelegt hatte, erhielt er heftige Einwände, die ihn praktisch dazu zwangen, sein Original zu ändern

⁹ Es gibt viele andere zeitgenössische Autoren, die unsere Aufmerksamkeit verdienen. Am prominentesten ist die Arbeit von Claus Beisbart, der Computersimulationen als Argumente heranzieht (Beisbart 2012). Das heißt, eine Schlussfolgerungsstruktur, die eine Prämisse und eine Schlussfolgerung umfasst. Ein weiterer interessanter Fall ist Rawad El Skaf und Cyrille Imbert (El Skaf und Imbert 2013), die Computersimulationen als „sich entfaltende Szenarien“ konzipieren. Leider ist es mir aus Platzgründen nicht möglich, diese Autoren ausführlicher zu besprechen. Ausmaß.

Standpunkt zu Computersimulationen. Einer der Hauptkritiker war Stephan Hartmann, der darauf hinwies, dass seine Arbeitsdefinition die dynamische Natur des Computers verfehlte Simulationen. Nach Hartmanns anfänglichen Einwänden prägte Humphreys eine neue Definition, diesmal basierend auf dem Begriff des Computermodells.

Seiner neuen Charakterisierung zufolge basieren Computersimulationen auf einem zugrunde liegenden Rechenmodell, das Darstellungen eines Zielsystems beinhaltet. Anfangs Auf den ersten Blick sieht diese Definition den bisher besprochenen Standarddefinitionen sehr ähnlich. Allerdings steckt der Teufel im Detail. Um Humphreys' Auftritt voll und ganz zu würdigen, Wir müssen seine Definition des Rechenmodells, verstanden als Sextupel, analysieren:

<Berechnungsvorlage, Konstruktionsannahmen, Korrektursatz,
Interpretation, anfängliche Begründung, Ausgabedarstellung>¹⁰

Eine Rechenvorlage ist in der Tat das Ergebnis einer rechnerisch nachvollziehbaren Aufgabe theoretische Vorlage. Eine theoretische Vorlage wiederum ist von sehr allgemeiner Art mathematische Beschreibung, die in einer wissenschaftlichen Arbeit zu finden ist. Dazu gehören partielle Differentialgleichungen wie elliptische (z. B. Laplace-Gleichung), parabolische (z. B. die Diffusionsgleichung), hyperbolische Gleichungen (z. B. die Wellengleichung) und gewöhnliche Differentialgleichungen. Ein aufschlussreiches Beispiel einer theoretischen Vorlage ist Newtons zweites Gesetz, denn es beschreibt eine sehr allgemeine Einschränkung des Verhältnisses zwischen Kräften, Masse und Beschleunigung. Das Kernmerkmal der Theorie Der Vorteil von Vorlagen besteht darin, dass Forscher sie auf unterschiedliche Weise spezifizieren können. Für Beispielsweise könnte die Kraftfunktion im zweiten Newtonschen Gesetz entweder eine Gravitationsfunktion sein Kraft, eine elektrostatische Kraft, eine magnetische Kraft oder jede andere Art von Kraft.

Nun kann eine Rechenvorlage nicht einfach aus der Theorie herausgesucht werden Vorlage. Dies ist die Art von Funktion, die den Standpunkt zur Problemlösung vorantreibt, aber nicht die Beschreibung von Verhaltensmustern aus Sicht. Zum letztgenannten Standpunkt ist eine vollständige Methodik, die zwischen dem Rechenmodell und dem vermittelt theoretisches Modell, das erforscht werden muss. Konkret beinhaltet der Prozess der Konstruktion einer Vorlage eine Reihe von Idealisierungen, Abstraktionen, Einschränkungen usw Annäherungen an das Zielsystem, die Forscher berücksichtigen müssen. Darüber hinaus muss die Berechnungsvorlage irgendwann anhand der Daten validiert werden. Was passiert, wenn diese Daten nicht passen? Nun, die Antwort ist, dass Forscher verfügen über eine Reihe bewährter Methoden zur Korrektur der Rechenvorlage um genaue Ergebnisse zu gewährleisten. Laut Humphreys erfüllt die Konstruktion als Annahmen und Korrektursatz – Komponenten zwei und drei im Sextupel – genau diese Rollen. Ohne sie wäre die Berechnungsvorlage möglicherweise gar nicht vorhanden berechenbar.

Um nun eine genaue Darstellung des Zielsystems zu erhalten, müssen den Variablen, Funktionen und dergleichen in der Berechnungsvorlage ein Wert zugewiesen werden Deutung. Beispielsweise ist bei der ersten Ableitung einer Diffusionsgleichung die Interpretation der Funktion, die den Temperaturgradienten in einem perfekt isolierten zylindrischen Leiter darstellt, von zentraler Bedeutung für die Entscheidung, ob die Diffusionsgleichung gilt

¹⁰ Einzelheiten siehe (Humphreys 2004, 102-103)

tion stellt den Wärmefluss in einem gegebenen Metallstab korrekt dar (Humphreys 2004, 80). Die Interpretation der Rechenvorlage durch den Forscher ist Teil der Rechtfertigung für die Übernahme bestimmter Gleichungen, Werte und Funktionen. Laut Humphreys handelt es sich bei den Berechnungsvorlagen um „keine bloßen Vermutungen, sondern um Objekte, für die oft eine eigene Begründung für jede Idealisierung, jede Näherung und jedes physikalische Prinzip verfügbar ist, und diese Begründungen werden auf die Verwendung der Vorlage übertragen.“ (81).

Schließlich gibt es die Ausgabedarstellung, also die Visualisierung des Rechenmodells, in verschiedenen Varianten. Es kann sich um ein Datenarray, Funktionen, eine Matrix und, was für das Verständnis wichtiger ist, dynamische Darstellungen wie Videos oder interaktive Visualisierungen handeln. Wie wir in Abschnitt 5.2.1 ausführlich besprechen werden, spielen Visualisierungen eine grundlegende Rolle für unseren epistemischen Gewinn mithilfe von Computersimulationen und damit für ihren allgemeinen Erfolg als neuartige Methoden in der wissenschaftlichen und technischen Forschung.

Eric Winsberg ist der zweite Philosoph auf unserer Liste. Ihm zufolge gibt es zwei Kernmerkmale, die Computersimulationen sinnvoll von anderen Berechnungsformen unterscheiden. Erstens wird viel Aufwand in die Erstellung des Modells gesteckt, das als Grundlage für Computersimulationen dient, sowie in die Entscheidung, welche Simulationsergebnisse zuverlässig sind und welche nicht. Zweitens nutzen Computersimulationen eine Vielzahl von Techniken und Methoden, die es erleichtern, aus den Ergebnissen Rückschlüsse zu ziehen (Winsberg 2010). Wie weiter oben in diesem Abschnitt erläutert, sind diese beiden Merkmale typisch für die Beschreibung von Verhaltensmustern.

Darüber hinaus weist Winsberg zu Recht darauf hin, dass die Konstruktion von Computersimulationen von der Theorie geleitet, aber nicht bestimmt wird. Dies bedeutet, dass Computersimulationen zwar auf theoretischem Hintergrund basieren, sie jedoch typischerweise Elemente umfassen, die nicht direkt mit Theorien in Zusammenhang stehen oder Teil von Theorien sind. Ein Fall hierfür sind „Fiktionalisierungen“, also widersprüchliche Prinzipien, die in das Simulationsmodell mit dem Ziel einbezogen werden, die Verlässlichkeit und Vertrauenswürdigkeit seiner Ergebnisse zu erhöhen. Wie wir zuvor gesehen haben, vertrat Humphreys einen ähnlichen Punkt hinsichtlich der Konstruktionsannahmen und des Korrektursatzes. Anschließend veranschaulicht Winsberg Fiktionalisierungen anhand von zwei Beispielen: „künstliche Viskosität“ und „Vorticity Confinement“. In Simulationen der Fluidodynamik werden diese Techniken erfolgreich eingesetzt, obwohl sie keine realistischen Darstellungen der Natur von Fluiden bieten. Warum werden sie dann verwendet? Dafür gibt es mehrere Gründe, darunter natürlich auch, dass sie weitgehend Teil der Praxis von Modellbautechniken zur Fluidodynamik sind. Weitere Gründe sind die Tatsache, dass diese Fiktionalisierungen die Berechnung entscheidender Effekte erleichtern, die andernfalls verloren gehen würden, und dass die Ergebnisse von Simulationen zur Fluidodynamik ohne diese Fiktionalisierungen weder genau noch gerechtfertigt wären.

Die bisherigen Diskussionen zeigen, dass es einfach nicht möglich ist, das Konzept der Computersimulationen in ein konzeptionelles Korsett zu packen. Daher unsere Ausgangsfrage: „Was sind Computersimulationen?“ kann nicht eindeutig beantwortet werden. Es scheint, dass es letztendlich vom Engagement der Praktiker abhängen wird. Während der Problemlösungs-Standpunkt mehr daran interessiert ist, Lösungen für komplexe Modelle zu finden, geht es beim Beschreibungs-Verhaltensmuster-Standpunkt um die genaue Darstellung eines Zielsystems. Beide bieten gute Konzeptualisierungen von Computersimulationen, und beides

habe mit mehreren Problemen zu kämpfen. Lassen Sie uns als nächstes drei verschiedene Arten von Computersimulationen diskutieren, die in der wissenschaftlichen und technischen Praxis vorkommen.

1.2 Arten von Computersimulationen

Bevor wir auf die verschiedenen Klassen von Computersimulationen eingehen, wollen wir kurz eine kurze Klassifizierung von Zielsystemen besprechen, die typischerweise mit Computersimulationen in Verbindung gebracht werden. Abgesehen davon, dass diese Klassifizierung nicht erschöpfend ist – oder gerade deshalb – erhebt sie auch keinen Anspruch auf Einzigartigkeit. Andere Möglichkeiten zur Charakterisierung von Zielsystemen – zusammen mit den Modellen, die solche Zielsysteme darstellen – können zu einer neuen und verbesserten Taxonomie führen.

Nachdem wir alle üblichen Warnungen erwähnt haben, beginnen wir mit dem bekanntesten aller Zielsysteme, nämlich den empirischen Zielsystemen. Dabei handelt es sich um empirische Phänomene – oder Phänomene der realen Welt – in allen Formen und Ausprägungen. Beispiele hierfür sind unter anderem Mikrowellen-Hintergrundstrahlung und Brownsche Bewegung in der Astronomie und Physik, soziale Segregation in der Soziologie, Wettbewerb zwischen Anbietern in der Wirtschaft und Scramjets im Ingenieurwesen.

Verständlicherweise sind empirische Zielsysteme das am weitesten verbreitete Zielsystem in der Computersimulation. Dies liegt vor allem daran, dass Forscher sich ernsthaft mit dem Verständnis der empirischen Welt befassen und Computersimulationen eine neue und erfolgreiche Methode zur Erreichung dieser Ziele darstellen. Um nun empirische Zielsysteme abzubilden, werden in Computersimulationen Modelle implementiert, die reale Phänomene mit Hilfe von Gesetzen, Prinzipien und Theorien, die von der wissenschaftlichen Gemeinschaft akzeptiert werden, theoretisch untermauern. Das Newtonsche Modell der Planetenbewegung beschreibt beispielsweise das Verhalten zweier beliebiger Körper, die durch eine Handvoll Gesetze und Prinzipien miteinander interagieren. Leider lässt sich nicht jedes empirische Zielsystem so einfach und genau darstellen.

Häufiger stellen Computersimulationen reale Phänomene dar, indem sie eine Fülle von Elementen aus unterschiedlichen – und manchmal inkompatiblen – Quellen einbeziehen. Nehmen wir zum Beispiel Scramjets, Verbrennungs-Staustrahltriebwerke, bei denen die Verbrennung in einem Überschall-Luftstrom stattfindet. Die Verwendung von Navier-Stoke-Gleichungen ist typischerweise die Grundlage für Simulationen der Fluidodynamik. Allerdings komprimiert der Einlass eines Scramjets die einströmende Luft über eine Reihe von Stoßwellen, die durch die spezifische Form des Einlasses zusammen mit der hohen Fluggeschwindigkeit erzeugt werden, im Gegensatz zu anderen luftatmenden Fahrzeugen, die die einströmende Luft durch Kompressoren – oder andere – komprimieren bewegliche Teile. Simulationen von Scramjets können daher nicht vollständig durch Navier-Stoke-Gleichungen charakterisiert werden.

Stattdessen erzeugen die laminaren und turbulenten Grenzschichten zusammen mit der Wechselwirkung mit Stoßwellen ein dreidimensionales instationäres komplexes Strömungsmuster. Eine zuverlässige Simulation dessen, was innerhalb des Einlasses geschieht, wird dann mittels hochpräziser direkter numerischer Simulationen und Simulationen großer Wirbel erreicht. Es ist der

Modellentwurf, programmiert und gebaut von den Ingenieuren, und nicht nur die Navier-Stoke-Gleichungen, die eine zuverlässige Simulation ermöglichen (Barnstorff 2010).¹¹

Ein weiteres wichtiges Zielsystem ist das sogenannte hypothetische Zielsystem.

Dabei handelt es sich um Zielsysteme, in denen keine empirischen Phänomene beschrieben werden. Sie sind vielmehr entweder theoretisch oder imaginär. Ein theoretisches Zielsystem beschreibt Systeme oder Prozesse innerhalb des Universums, die durch eine Theorie bereitgestellt werden, sei es mathematisch (z. B. ein Torus), physikalisch (z. B. Luftwiderstand gleich Null) oder biologisch (z. B. unendliche Bevölkerungsfunktionen). Nehmen wir als Beispiel das berühmte Problem der Sieben Brücken von Königsberg oder das Problem des Handlungsreisenden.¹² So verstanden ist das Zielsystem nicht empirisch, sondern hat die Eigenschaften eines mathematischen oder logischen Systems. Eine Computersimulation, die diese Modelle implementiert, ist im Wesentlichen größtenteils theoretisch und dient in der Regel dazu, die zugrunde liegenden Eigenschaften des Modells zu untersuchen.

Imaginäre Zielsysteme hingegen stehen für nicht existierende, imaginäre Szenarien. Als ein solches Zielsystem gilt beispielsweise ein epidemischer Grippeausbruch in Europa. Dies liegt daran, dass ein solches Szenario wahrscheinlich nie eintreten wird, was jedoch nicht bedeutet, dass es nie eintreten wird. Die Simulation eines solchen Szenarios vermittelt Forschern das notwendige Verständnis der Dynamik eines Epidemieausbruchs für die Planung von Präventionsmaßnahmen und Eindämmungsprotokollen sowie für die Schulung des Personals. Imaginäre Systeme können wiederum in zwei weitere Arten unterteilbar sein, nämlich kontingent und unmöglich (Weisberg 2013). Ersteres steht für ein Szenario, das zufälligerweise nicht existiert. Letzteres steht für ein Szenario, das nomologisch unmöglich ist. Die Simulation eines Epidemieausbruchs ist ein Beispiel für Ersteres, während die Durchführung einer Simulation, die gegen die bekannten Naturgesetze verstößt, ein Beispiel für Letzteres ist.

Bei dieser Klassifizierung ist zunächst zu beachten, dass Computersimulationen zwar ein Zielsystem darstellen, aber Ergebnisse eines anderen Zielsystems liefern können. Hierbei handelt es sich um einen häufigen „Sprung“-Mechanismus, der harmlos sein oder Zweifel an den Ergebnissen aufkommen lassen könnte. Ein einfaches Beispiel soll zeigen, wie das möglich ist. Erwägen Sie die Simulation der Planetenbewegung mithilfe eines Newtonschen Modells. Jetzt sofort
 $G = 6,67 \times 10^{-11} \text{ kg}^{-1} \text{ s}^2 \text{ m}^3$ als Ausgangsbedingung. Das Beispiel zeigt eine Simulation, die implementiert zunächst ein empirisches Zielsystem, macht jedoch Ergebnisse eines nomologisch unmöglichen imaginären Zielsystems möglich. Nach unserem derzeitigen Wissensstand über das Universum gibt es keine solche Gravitationskonstante. Folglich können die Ergebnisse einer Simulation, die grundsätzlich empirisch hätten sanktioniert werden müssen (z. B. durch Validierung anhand empirischer Daten), nur theoretisch bestätigt werden.¹⁴

¹¹ Ich sollte auch erwähnen, dass es bei der Gestaltung und Programmierung von Computersimulationen noch mehrere andere Vorrichtungen gibt. In diesem Zusammenhang werden in Abschnitt 4.2 einige davon vorgestellt und erörtert, beispielsweise Kalibrierungsverfahren sowie Verifizierungs- und Validierungsmethoden.

¹² Das Problem lässt sich am besten so beschreiben, dass man eine Möglichkeit findet, jede der sieben Brücken der Stadt Königsberg nur einmal zu überqueren. Das 1736 von Euler gelöste Problem legte den Grundstein für die Graphentheorie.

¹³ Das Problem des Handlungsreisenden beschreibt einen Verkäufer, der zwischen N Städten reisen und dabei die Reisekosten so niedrig wie möglich halten muss. Das Problem besteht darin, die beste Optimierung der Route des Verkäufers zu finden.

¹⁴ Die Durchführung einer zweiten Computersimulation, die diese Ergebnisse bestätigen könnte, wird zur Standardpraxis (Ajelli et al. 2010).

In gewisser Weise sind diese Probleme Teil des allgemeinen Charmes und der Formbarkeit der Verwendung von Computersimulationen, aber sie müssen von Philosophen und damit auch von Wissenschaftsziologen ernst genommen werden. Wenn man sich die Praxis der Computersimulation jedoch genau anschaut, erkennt man, dass Forscher ein paar „Tricks“ haben, die helfen, mit Situationen wie „Springen“ umzugehen. Beispielsweise bestünde eine Lösung für die Simulation des Satelliten unter Gezeitenstress darin, G als globale Konstante mit dem Wert $6,67384 \times 10^{-11} \text{ m}^3 \text{ kg}^{-1} \text{ s}^{-2}$ festzulegen. Der Wert der variablen Masse des $^{\text{y}2}$. Leider ist dies nur eine palliative Lösung, da die Satelliten könnte auf jeden unrealistisch großen Wert gesetzt werden.

Auch hier könnten Forscher Unter- und Obergrenzen für die Größe des Satelliten und der Planetenmasse festlegen, aber diese Lösung wirft nur die Frage auf, ob es nicht eine andere Möglichkeit gibt, „die Simulation zu täuschen“.

Entweder durch Modellierung oder durch Instanziierung können Computersimulationen verschiedene Szenarien aus dem Kopf von Forschern erstellen. Wie verwandeln Forscher diese scheinbar desaströse Situation in etwas Positives? Die Antwort liegt meines Erachtens in der Art und Weise, wie Wissenschaftler und Ingenieure Computersimulationen als zuverlässige Prozesse anerkennen.

Das heißt, indem Gründe für die Annahme dargelegt werden, dass Computersimulationen ein zuverlässiger Prozess sind, der in den meisten Fällen korrekte Ergebnisse liefert. Auf diese Themen werde ich in Kapitel 4 näher eingehen.

Neben einer Klassifizierung von Zielsystemen schlage ich nun eine Klassifizierung von Computersimulationen vor. Im gleichen Sinne erhebt diese Klassifizierung weder Anspruch auf Vollständigkeit, Schlüssigkeit noch Einzigartigkeit. Hier teile ich Simulationen in drei Klassen ein, basierend auf der Standardbehandlung, die Computersimulationen in der Fachliteratur erhalten haben (Winsberg 2015). Dabei handelt es sich um zelluläre Automaten, agentenbasierte Simulationen und gleichungsbasierte Simulationen.

1.2.1 Zelluläre Automaten

Zelluläre Automaten sind das erste unserer Beispiele für Computersimulationen. Sie wurden in den 1940er Jahren von Stanislaw Ulam und John von Neumann entwickelt, als Ulam das Wachstum von Kristallen anhand eines einfachen Gitternetzwerks als Modell untersuchte und von Neumann sich mit dem Problem selbstreplizierender Systeme beschäftigte. Die Geschichte besagt, dass Ulam von Neumann vorschlug, die gleiche Art von Gitternetzwerk wie er zu verwenden und auf diese Weise einen zweidimensionalen Selbstreplikationsalgorithmus zu schaffen.

Zelluläre Automaten sind einfache Formen von Computersimulationen. Diese Einfachheit ergibt sich sowohl aus ihrer Programmierung als auch aus der zugrunde liegenden Konzeptualisierung. Ein standardmäßiger zellulärer Automat ist ein abstraktes mathematisches System, in dem Raum und Zeit als diskret betrachtet werden. Es besteht aus einem regelmäßigen Gitter von Zellen, von denen jede zu einem bestimmten Zeitpunkt einen beliebigen Zustand haben kann. Typischerweise unterliegen alle Zellen der gleichen Regel, die beschreibt, wie der Zustand einer Zelle zu einem bestimmten Zeitpunkt durch den Zustand ihrer selbst und ihrer Nachbarn im vorhergehenden Moment bestimmt wird. Stephen Wolfram definiert zelluläre Automaten folgendermaßen:

[...] mathematische Modelle für komplexe natürliche Systeme, die eine große Anzahl einfacher identischer Komponenten mit lokalen Wechselwirkungen enthalten. Sie bestehen aus einem Gitter von Standorten mit jeweils

eine endliche Menge möglicher Werte. Der Wert der Websites entwickelt sich synchron in diskreter Zeit Schritte nach identischen Regeln. Der Wert einer bestimmten Site wird durch die vorherige bestimmt Werte einer Nachbarschaft von Standorten in der Umgebung. (Wolfram 1984b, 1)

Obwohl es sich um eine eher allgemeine Charakterisierung dieser Klasse von Computersimulationen handelt, Die obige Definition gibt bereits erste Hinweise auf ihren Anwendungsbereich. Zelluläre Automaten werden in vielen Bereichen erfolgreich zur Modellierung eingesetzt soziale Dynamik (z. B. Verhaltensdynamik für kooperative Aktivitäten), Biologie (z. B. Muster einiger Muscheln) und chemische Typen (z. B. die Belousov-Zhabotinsky-Reaktion).

Eines der einfachsten und kanonischsten Beispiele für zellulare Automaten ist Con Ways Game of Life. Die Simulation ist bemerkenswert, weil sie einen Fall davon liefert Entstehung von Mustern und Selbstorganisationsdynamiken einiger Systeme. In dieser Simulation kann eine Zelle nur überleben, wenn sich in ihr zwei oder drei andere lebende Zellen befinden unmittelbare Nachbarschaft. Ohne diese Begleiter zeigt die Regel an, dass die Zelle stirbt entweder an Überfüllung, wenn es zu viele lebende Nachbarn hat, oder an Einsamkeit, wenn es zu wenige hat. Unter der Voraussetzung kann eine tote Zelle wieder zum Leben erwachen Es gibt genau drei lebende Nachbarn. In Wahrheit gibt es wenig Interaktion – als Ganzes was man von einem Spiel erwarten würde – neben dem Erstellen einer Erstkonfiguration und dem Beobachten wie es sich entwickelt. Aus theoretischer Sicht ist das Spiel des Lebens jedoch möglich Berechnen Sie jeden berechenbaren Algorithmus, was ihn zu einem bemerkenswerten Beispiel einer universellen Turing-Maschine macht. Im Jahr 1970 eröffnete Conways Spiel des Lebens ein neues Feld mathematische Forschung: das Gebiet der zellulären Automaten (Gardner 1970).

Elementare zelluläre Automaten liefern einige faszinierende Beispiele für die zeitgenössische Wissenschaft. Die Idee dieser Automaten besteht darin, dass sie auf einer unendlichen eindimensionalen Anordnung von Zellen mit nur zwei Zuständen basieren. In diskreten Zeitintervallen jede Zelle ändert seinen Zustand basierend auf seinem aktuellen Zustand und dem Zustand seiner beiden Nachbarn. Regel 30 ist ein typisches Beispiel dafür, dass aus einfachen, wohldefinierten Regeln komplexe, scheinbar zufällige Muster entstehen (siehe Abbildung 1.4). Zum Beispiel ein Muster, das Regel 30 ähnelt erscheint auf dem Gehäuse der Kegelschneckenart Conus textile (siehe Abbildung 1.5). Andere Beispiele basieren auf seinen mathematischen Eigenschaften, beispielsweise der Verwendung von Regel 30 als Zufall Zahlengenerator für Programmiersprachen und als mögliche Stromchiffre für Verwendung in der Kryptographie. Der Regelsatz, der den nächsten Status von Regel 30 regelt, wird angezeigt in Abbildung 1.4.

Aktuelles Muster,	111	110	101	100	011	010	001	000			
neuer Zustand für mittlere Zelle	0	0		0	1	1	1	1	0		

Abb. 1.4 Regel 30. <http://mathworld.wolfram.com/CellularAutomaton.html>

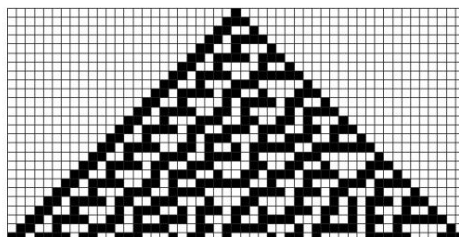


Abb. 1.5 Muster erstellt durch Regel 30. <http://mathworld.wolfram.com/CellularAutomaton.html>

Zelluläre Automaten verankern eine Reihe einzigartiger methodischer und erkenntnistheoretischer Tugenden. Um nur einige zu nennen: Sie sind fehleranfälliger, da sie exakte Ergebnisse des von ihnen implementierten Modells liefern. Da nahezu keine Approximationen mit dem Zielsystem vorliegen, kann jede Unstimmigkeit zwischen dem Modell und den empirischen Daten direkt dem Modell zugeschrieben werden, das das Regelwerk realisiert hat. Eine weitere epistemologische Tugend wird von Evelyn Fox-Keller hervorgehoben, die erklärt, dass zellulären Automaten eine theoretische Untermauerung im bekannten Sinne des Begriffs fehlt. Das heißt: „Was simuliert werden soll, ist weder ein etablierter Satz von Differentialgleichungen [...] noch die grundlegenden physikalischen Bestandteile (oder Teilchen) des Systems [...], sondern das Phänomen selbst“ (Fox Keller 2003, 208). Näherungen, Idealisierungen, Abstraktionen und dergleichen sind Konzepte, die den Praktiker zellulärer Automaten kaum beunruhigen.

Nun ist nicht alles gut für zellulare Automaten. Sie wurden aus mehreren Gründen kritisiert. Eine dieser Kritikpunkte berührt die metaphysischen Annahmen, die dieser Art von Simulation zugrunde liegen. Es ist beispielsweise nicht klar, ob die natürliche Welt tatsächlich ein diskreter Ort ist, wie die zellulären Automaten annehmen. Viele der heutigen wissenschaftlichen und technischen Arbeiten basieren auf der Beschreibung einer kontinuierlichen Welt.

Aus weniger spekulativen Gründen ist es eine Tatsache, dass zellulare Automaten in wissenschaftlichen und technischen Bereichen kaum vertreten sind. Der Grund dafür ist meines Erachtens teilweise kultureller Natur. Die Naturwissenschaften sind nach wie vor der akzeptierte Standpunkt zur Beschreibung der natürlichen Welt und werden in der Sprache der partiellen Differentialgleichungen und der gewöhnlichen Differentialgleichungen (PDE bzw. ODE) verfasst.

Natürlich konzentrieren sich die Befürworter zellulärer Automaten darauf, deren Relevanz zu zeigen. Fairerweise muss man sagen, dass viele zelluläre Automaten anpassungsfähiger und strukturell empirischen Phänomenen ähnlicher sind als PDEs und ODEs (Wolfram 1984a, vii). Annick Lesne, eine renommierte theoretische Physikerin, hat darauf hingewiesen, dass in vielen Naturphänomenen je nach Beobachtungsmaßstab diskretes und kontinuierliches Verhalten nebeneinander bestehen. Ihrer Meinung nach ist dies nicht nur ein Indikator für die metaphysische Grundlage vieler Naturphänomene, sondern auch für die Eignung zellulärer Automaten für die wissenschaftliche und technische Forschung (Lesne 2007). In ähnlicher Weise glaubt Gerard Vichniac, dass zelluläre Automaten nicht nur eine numerische Übereinstimmung mit einem physikalischen System anstreben, sondern auch versuchen, die Struktur des simulierten Systems, seine Topologie, seine Symmetrien und seine „tiefen“ Eigenschaften anzupassen (Vichniac 1984, 113). Tommaso Toffoli vertritt einen ähnlichen Standpunkt wie diese Autoren, bis zu dem Punkt, dass er einem Artikel den Titel gab:

„Zellulare Automaten als Alternative (und nicht als Annäherung an) Differential.“

Gleichungen in der Modellierungsphysik“ (Toffoli 1984) und hebt zelluläre Automaten als hervor
natürlicher Ersatz von Differentialgleichungen in der Physik.

Trotz dieser und der Bemühungen vieler anderer Autoren zu zeigen, dass die Welt so sein könnte
Während die meisten wissenschaftlichen und technischen Disziplinen zwar besser durch zellulare Automaten
beschrieben werden können, haben sie noch keinen vollständigen Wandel vollzogen. Die meiste Arbeit wurde erledigt
Diese Disziplinen basieren überwiegend auf agentenbasierten und gleichungsbasierten Simulationen. Wie
bereits erwähnt, werden in den Natur- und Ingenieurwissenschaften die meisten physikalischen und
chemischen Theorien in der Astrophysik, der Geologie, dem Klimawandel usw. verwendet
wie PDE und ODE implementieren, zwei Gleichungssysteme, die die Grundlage bilden
Gleichungsbasierte Simulationen. Soziale und wirtschaftliche Systeme hingegen sind es
mithilfe agentenbasierter Simulationen besser beschrieben und verstanden werden.

1.2.2 Agentenbasierte Simulationen

Zwar gibt es keine allgemeine Einigung über die Definition der Natur eines „Agenten“,
Der Begriff bezieht sich typischerweise auf eigenständige Programme, die ihre eigenen Aktionen steuern
basierend auf den Wahrnehmungen der Betriebsumgebung. Mit anderen Worten, agentenbasiert
Simulationen interagieren „intelligent“ mit ihren Kollegen und ihrer Umgebung.

Das relevante Merkmal dieser Simulationen besteht darin, dass sie zeigen, wie die Summe ausfällt
Das Verhalten eines Systems entsteht aus der kollektiven Interaktion seiner Teile. Diese Simulationen in
ihre Bestandteile zu zerlegen würde das Hinzugefügte entfernen

Wert, der durch die Berechnung der Agenten überhaupt erst bereitgestellt wurde. Es
Ein grundlegendes Merkmal dieser Simulationen ist also, dass das Zusammenspiel der
Verschiedene Agenten und die Umgebung bewirken ein einzigartiges Verhalten des Ganzen
System.

Gute Beispiele für agentenbasierte Simulationen stammen aus den Sozial- und Verhaltenswissenschaften,
wo sie weit verbreitet sind. Das vielleicht bekannteste Beispiel einer agentenbasierten Simulation ist
Schellings Modell der sozialen Segregation.¹⁵ A

Die sehr einfache Beschreibung von Schellings Modell besteht darin, dass zwei Gruppen von Agenten leben
in einem 2-D¹⁶, NXM-Matrix „Schachbrett“, in der Agenten zufällig platziert werden. Jede

¹⁵ Obwohl Schellings Modell heutzutage von Computern ausgeführt wird, warnte Schelling selbst
gegen seine Verwendung zum Verständnis des Modells. Stattdessen nutzte er Münzen oder andere Elemente, um zu zeigen, wie das geht
kam es zur Segregation. Hierzu sagt Schelling: „Ich kann Sie nicht genug dazu auffordern, das zu bekommen
Nickel und Pennys und machen Sie es selbst. Ich kann Ihnen ein oder zwei Ergebnisse zeigen. Ein Computer kann das
Es hundertmal für Sie testen, Variationen in Nachbarschaftsanforderungen, Gesamtverhältnissen, Größen von
Stadtteile usw. Aber es gibt nichts Schöneres, als es selbst zu verfolgen und zu sehen
der Prozess klappt von alleine. Es dauert ungefähr fünf Minuten – nicht mehr Zeit, als ich zum Beschreiben brauche
das Ergebnis, das Sie erhalten würden“ (Schelling 1971, 85). Schellings Warnung vor der Nutzung von Computern
ist eine amüsante Anekdote, die zeigt, wie es Wissenschaftlern manchmal nicht gelingen konnte, die Rolle von vorherzusagen
Computer in ihrem jeweiligen Fachgebiet.

¹⁶ Schelling führte auch eine 1-D-Version mit einer Population von 70 Agenten ein, wobei die vier nächstgelegenen Agenten sind
Nachbarn auf beiden Seiten, die Präferenz besteht darin, keine Minderheit zu sein, und die Migrationsregel besteht darin
dass, wer unzufrieden ist, sich zum nächstgelegenen Punkt begibt, der seinen Forderungen entspricht (149).

Ein einzelner Agent verfügt über eine 3x3-Nachbarschaft, die durch eine Nutzenfunktion ausgewertet wird

Das gibt die Migrationskriterien an. Das heißt, das Regelwerk, das angibt, wie es geht

Umzug – wenn möglich – bei Unzufriedenheit eines Agenten (siehe Abb. 1.6)

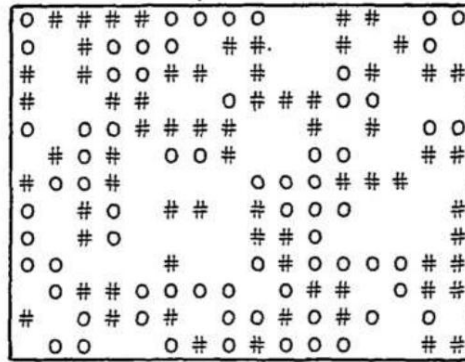


Abb. 1.6 Anfängliche Zufallsverteilung der Agenten in einem Schachbrett mit 13 Zeilen x 16 Spalten und einer Gesamtsumme von 208 Quadraten. (Schelling 1971, 155)

Schellings Segregationsmodell ist ein kanonisches Beispiel für agentenbasierte Simulationen.¹⁷ In der Literatur finden sich jedoch komplexere agentenbasierte Simulationen. Es

Mittlerweile ist es Standard, dass Forscher unterschiedliche Attribute, Präferenzen und insgesamt modellieren

Verhalten in den Agenten. Nigel Gilbert und Klaus Troitzsch listen die Menge der Attribute auf

die typischerweise von Agenten modelliert werden (Gilbert und Troitzsch 2005):

1. Wissen und Glaube: Da Agenten ihre Handlungen auf ihrer Interaktion mit basieren
Es ist von entscheidender Bedeutung, ihre Umgebung sowie andere Agenten modellieren zu können
Glaubenssystem. Die traditionelle Unterscheidung zwischen Wissen als wahren, gerechtfertigtem Glauben und
bloßem Glauben kann dann modelliert werden. Diejenigen, deren Informationen
fehlerhaft oder einfach falsch sein könnten, müssen modelliert werden, um in ihrer Umgebung agieren zu können
ganz anders als diejenigen Agenten, deren Informationen korrekt sind
des Wissens.
2. Schlussfolgerung: Wissen und Glaube sind möglich, weil Agenten schlussfolgern können
Informationen aus ihren eigenen Überzeugungen. Solche Schlussfolgerungen werden auf unterschiedliche
Weise modelliert, manchmal auf der Grundlage sehr intuitiver Annahmen. Zum Beispiel Agent A
könnte daraus schließen, dass eine „Nahrungsquelle“ in der Nähe von Agent B liegt, der weiß – oder einfach glaubt
– dass Agent B „etwas gegessen“ hat.
3. Ziele: Da Agenten größtenteils als autonome Einheiten programmiert sind,
Sie werden typischerweise von bestimmten Zielen angetrieben. Survival ist ein gutes Beispiel dafür
dies, da es möglicherweise die Erfüllung untergeordneter Ziele erfordert, wie z. B. den Erwerb

¹⁷

In Wahrheit könnte es, je nachdem, wie das Schelling-Modell konzipiert und programmiert ist, auch geeignet sein
als zelluläre Automaten. Vielen Dank, Andres Il ciyc, dass du mich darauf hingewiesen hast.

Energie-, Nahrungs- und Wasserquellen nutzen und Gefahren vermeiden. Die Modellierung dieser Nebenziele ist nicht einfach, da die Forscher entscheiden müssen, wie sie vorgehen wollen

Wägen Sie die Wichtigkeit und Relevanz mehrerer Ziele ab. Unterschiedliche Designentscheidungen führen zu unterschiedlichen zielorientierten Agenten und damit zu einem unterschiedlichen Gesamtbild

Verhalten des Systems. Beachten wir, dass die Ziele eines Agenten unterschiedlich sind

Attribut aus Wissen und Ableiten. Während es bei ersteren um die Führung geht

allgemeines Verhalten der Agenten in ihrer Umgebung, letzteres hängt davon ab gültig

oder wahre Informationen zur Steuerung ihres Verhaltens.

4. Planung: Um seine Ziele zu erreichen, muss ein Agent eine Möglichkeit haben

Bestimmen, welche Entscheidungen die besten sind. In der Regel handelt es sich um eine Reihe von Bedingungs-Aktionsregeln werden als Bestandteil des Agenten programmiert. Eine Nutzenfunktion ist beispielsweise

programmiert für die Befriedigung einer Energiequelle und für das, was als gilt

'Gefahr.' Bei der Planung geht es darum, abzuleiten, welche Maßnahmen zu einem gewünschten Ziel führen

Welcher Status erforderlich ist, bevor diese Aktion ausgeführt wird, und welche Aktionen dazu erforderlich sind

den gewünschten Zustand erreichen. Insofern ist die Planung sehr anspruchsvoll

Der Agent muss mehrere Optionen abwägen, einschließlich einer „Auszahlungsregel“.

ihre Entscheidungen, bestimmen, wo es irgendwann in der Zukunft sein muss,

und dergleichen. Es wurde eingewandt, dass die Agentenplanung für den Menschen nicht realistisch sei

Planung, weil die meisten menschlichen Handlungen von Routineentscheidungen bestimmt werden, eine inhärente

Tendenz zur Unterscheidung und sogar instinktive Urteile, die nicht modelliert werden können

ein kalkulierter Plan.

5. Sprache: Die Weitergabe von Informationen zwischen Agenten ist für jede agentenbasierte Simulation von zentraler

Bedeutung. Ein spannendes Beispiel ist das Multiagentenmodell von Ameisenkolonien von Alexis Drogoul und

Jacques Ferber (Drogoul, Ferber und Cambier 1992). Den Autoren zufolge können Agenten kommunizieren,

indem sie einen „Stimulus“ an den Körper weitergeben

Umfeld. Diese Reize können auf unterschiedliche Weise empfangen und weitergeleitet werden.

Wenn Ameisen diese Reize empfangen, aktivieren sie ein freundliches Verhalten. Wann jedoch

Nimmt ein Raubtier die Reize auf, löst es ein aggressives Verhalten aus. In dieser speziellen agentenbasierten

Simulation ist ein solcher Kommunikationsmechanismus sehr einfach

und zielt keineswegs darauf ab, irgendeine Bedeutung zu vermitteln. Weitere Beispiele für Modellierungssprachen

in agentenbasierten Simulationen sind die Aushandlung von Verträgen (Smith

und Davis 1981), Kommunikation von Entscheidungen und sogar ein bedrohlicher Agent

ein anderer mit „Tod“ (Gilbert und Troitzsch 2005).

6. Soziale Modelle: Einige agentenbasierte Simulationen, wie Schellings Segregationsmodell

Die zuvor besprochenen Methoden zielen darauf ab, die Wechselbeziehung zwischen Agenten in einem zu modellieren größere Umgebung. Auf dieser Grundlage sind Agenten in der Lage, anhand des Regelsatzes, ihrer Interaktion

mit anderen Agenten und der ursprünglichen Topologie ihre eigene Topologie zu erstellen

Setup und andere Parameter. Beispielsweise gilt im Schellingschen Segregationsmodell:

Die Agenten erzeugen je nach Seite des Gitters unterschiedliche Segregationstopologien.

die Nutzenfunktion und die Ausgangsposition der Agenten.

1.2.3 Gleichungsbasierte Simulationen

Die vielleicht am häufigsten verwendete Klasse von Computersimulationen in Wissenschaft und Technik sind die sogenannten gleichungsbasierten Simulationen. Im Grunde sind sie die Implementierung eines mathematischen Modells auf dem physischen Computer, das beschreibt ein Zielsystem. Denn der größte Teil unseres Verständnisses der Welt kommt durch die Verwendung mathematischer Beschreibungen dieser Simulationen in naturwissenschaftlichen und technischen Bereichen mit Abstand am beliebtesten. Natürlich gibt es viele Beispiele. Fluidodynamik, Festkörpermechanik, Strukturdynamik, Stoßwellenphysik und Molekularchemie sind nur einige Beispiele. William Oberkampf, Timothy G. Trucano und Charles Hirsch haben eine umfangreiche Liste ausgearbeitet, die sie als „Computational Engineering“ und „Computational Physics“ bezeichnen (Oberkampf, Trucano und Hirsch).

2003). Beachten wir, dass ihre Kennzeichnung nur Simulationen in der Physik hervorhebt ingenieurwissenschaftliche Bereiche. Obwohl es richtig ist zu sagen, dass die überwältigende Mehrheit von Gleichungsbasierten Simulationen in diesen Bereichen gefunden werden, werden sie jedoch nicht gerecht zu den unzähligen Simulationen, die auch in anderen wissenschaftlichen Bereichen zu finden sind. Um die Beispiele zu erweitern: Das Solow-Swan-Modell des Wirtschaftswachstums ist ein Beispiel für die Wirtschaft. Das Lotka-Volterra-Modell des Raubtier-Beute-Modells funktioniert sowohl für die Soziologie als auch für die Biologie.

Wie bereits erwähnt, implementiert diese Klasse von Simulationen mathematische Modelle auf dem Computer. Aber ist das einfach so? Aus Abschnitt 1.1 haben wir gelernt, dass diese Denkweise der problemlösenden Sichtweise der Computersimulation entspricht. Den Befürwortern zufolge gibt es kaum etwas, das zwischen dem mathematischen Modell vermittelt und deren Umsetzung am Computer als Computersimulation. Das Gegenteil ist der Fall. Die Sichtweise, die Beschreibung von Verhaltensmustern, geht davon aus, dass es tatsächlich eine gibt. Methodik, die die Implementierung einer Vielzahl mathematischer Modelle in den Computer ermöglicht. Um ein typisches Gleichungssystem besser zu verstehen Simulation – und um zu bestimmen, welcher Standpunkt näher an den tatsächlichen Praktiken liegt –, lasen wir analysieren kurz ein Beispiel einer aktuellen Simulation zum Alter der Sahara.

Zhongshi Zhang et al. Man ging davon aus, dass die Sahara im Tertiären Stadium – vor etwa 7 bis 11 Millionen Jahren – im späten Miozän entstand nach einer Trockenperiode in der nordafrikanischen Region (Zhang et al. 2014). Beweisen Aufgrund ihrer Hypothese beschloss Zhangs Team, den Klimawandel in diesen Regionen auf geologischen Zeitskalen und in den letzten 30 Millionen Jahren zu simulieren. Das Alter der Sahara, der Simulation zufolge ist es tatsächlich etwa 7 bis 11 Millionen Jahre alt. Mit diesem Ergebnis in der Hand, Zhang's et al. konnten sich den meisten Standardschätzungen widersetzen. Das Alter der Sahara beträgt bei ihrer Entstehung etwa 2 bis 3 Millionen Jahre die quartären Eiszeiten. Wie haben sie eigentlich eine solche komplexe empirische Untersuchung simuliert? System?

Erstens implementieren die Autoren kein einziges umfassendes Modell des Klimawandels Computer und berechnen Sie es, bis Sie die Ergebnisse erhalten. Das ist die Problemlösung Standpunkt, der Computersimulationen ausschließlich als Mittel zur Berechnung versteht. Computersimulationen ähneln einer Laborwerkbank, an der Wissenschaftler auf subtile Weise Teile der Theorie mit Datenbits und viel Fachwissen kombinieren Instinkt. Der Prozess ist tatsächlich komplex, chaotisch und in vielen Fällen nicht standardisiert. Zhangs Team nutzte eine Familie von Modellen, die jeweils unterschiedliche Aufgaben ausführten

und einen anderen Aspekt des Zielsystems darstellen. Sie nutzten niedrig- und hochauflösende Versionen des norwegischen Erdsystemmodells (NorESM-L) zur Berücksichtigung der Reihe geologischer Epochen und das Community Atmosphere Model Version 4 (CAM4) als Atmosphärenkomponente von NorESM-L. Tatsächlich ist das NorESM-L-Modell an sich eine Hierarchie kleiner Modelle – oder bloßer Komponenten eines größeren Modells –, die Land, Meereis, Ozean usw. darstellen.

Tatsächlich gibt es kein großartiges Modell, das uns etwas über das Alter der Sahara sagen könnte. Stattdessen ist es ein Flickenteppich aus Modellen – einige bekannt und gut etabliert, andere spekulativ – Gesetze, Prinzipien, Daten und Teile der Theorie, die die Simulation des Zhang-Teams prägen. Dies sollte nicht überraschen, da allgemein davon ausgegangen wird, dass es keine allgemeine Theorie gibt, die Computersimulationen untermauert oder leitet. Darüber hinaus umfassen Simulationen typischerweise nicht-linguistische Informationen, wie z. B. Designentscheidungen, mögliche Modellverzerrungen, identifizierte Unsicherheiten und Haftungsausschlüsse „nicht in diesem Modell enthalten“. Bentsen et al. liefern bei der Beschreibung von CAM4 ein gutes Beispiel für einen solchen Haftungsausschluss: „Indirekte Auswirkungen von Aerosolen auf Mischphasen- und Eiswolken (z. B. (Hoose et al. 2010)) sind in der aktuellen Version von CAM4 nicht enthalten.“ -Oslo“ (Bentsen et al. 2013, 689).

Obwohl ihnen eine vollständige theoretische Untermauerung fehlt, sind diese Simulationen immer noch äußerst zuverlässig, da sie ein spezifisches Zielsystem darstellen und typischerweise durch Standardverifizierungs- und Validierungsmethoden validiert werden (siehe Abschnitt 4.2.2). In dieser Hinsicht haben Zhang et al. erinnern uns ständig daran, dass das Modell bei der Simulation des vorindustriellen Klimas gut funktioniert, dass CAM4 die Muster moderner afrikanischer Niederschläge einigermaßen gut simuliert, und andere ähnliche bestätigende Standpunkte der Modelle. Solche Erinnerungen können Einwände gegen die Ergebnisse der Simulation natürlich nicht verhindern. Kritiker von Zhangs Arbeit weisen insbesondere auf den Mangel an Beweisen zur Validierung ihrer Ergebnisse hin. Stefan Kropelin ist ein Hauptkritiker der Verwendung von Computersimulationen für solche Zielsysteme. Er gibt zu, dass das Modell zwar interessant ist, es sich jedoch hauptsächlich um „numerische Spekulationen auf der Grundlage fast nicht vorhandener geologischer Beweise (...) handelt. Nichts, was man in der Sahara finden kann, ist älter als 500.000 Jahre, und nicht einmal im Hinblick auf das Klima der Sahara.“ Unser Wissen über die letzten 10.000 ist voller Lücken“ (Kropelin 2006). Die Antwort von Zhang et al. ist, dass die Beweise für den frühen Beginn der Sahara-Dürre höchst umstritten sind. Auch Mathieu Schuster ist mit Kröpelins Dateninterpretation nicht einverstanden. Ihm zufolge „ist es zwar wahr, dass zu wenig über die antike Geologie der Region bekannt ist [...], die Tschad-Studie von 2006 [...] sowie diejenigen, die eine Zunahme von Staub und Pollen aus Sedimenten meldeten, enthielten „starke Beweise zur Stützung unserer neuen Erkenntnisse“ (Schuster 2006). Tatsächlich bestätigt die Simulation von Zhang und seinem Team einige Behauptungen, die bereits in der Literatur vertreten sind. Anil Gupta und sein Team behaupten, dass es im Indischen Ozean vor etwa 7 bis 8 Millionen Jahren zu einem verstärkten Aufschwung gekommen sei (Gupta et al. 2004); und Gilles Ramstein und sein Team nutzten Modellexperimente, um zu zeigen, dass die Sommertemperaturen in Eurasien als Reaktion auf die Tethys-Schrumpfung ansteigen, was auch die Monsunzirkulation verstärken würde (Ramstein et al. 1997).

Zu behaupten, dass Computersimulationen unzuverlässig sind oder dass ihre Ergebnisse nicht mit dem Zustand der Welt korrelieren, erfordert mehr als nur die Behauptung, dass dies nicht der Fall ist

„Beweise“, die die Unzuverlässigkeit der Simulation unterstützen.¹⁸ Andere Indikatoren für Auch Zuverlässigkeit spielt eine zentrale Rolle. Zum Beispiel die Fähigkeit der Simulation direkte oder verwandte Phänomene erklären und vorhersagen. Laut Zhang et al. sind ihre Simulationen zeigen, dass der afrikanische Sommermonsun dadurch drastisch abgeschwächt wurde Das Tethys-Meer schrumpfte während des Torton-Stadiums und ermöglichte die Veränderung der mittleres Klima der Region. Die Forscher spekulieren, dass dieser Klimawandel „wahrscheinlich die während des Jahres beobachteten Veränderungen in der asiatischen und afrikanischen Flora und Fauna verursacht hat.“ gleichen Zeitraum, mit möglichen Verbindungen zur Entstehung der frühen Hominis in Nordafrika“ (Zhang et al. 2014, 401). Interessanterweise konnten Forscher zu einer solchen Schlussfolgerung nur durch die Durchführung von Computersimulationen gelangen.

Erlauben Sie mir, diesen Abschnitt mit einer kurzen Beschreibung der allgemeinen Rechenmethoden zur Lösung der gleichungsbasierten Simulationen zu beenden. Abhängig vom Problem und der Verfügbarkeit der Ressourcen kommen eine oder mehrere der folgenden Methoden zur Anwendung: Analysemethoden, numerische Analyse und stochastische Techniken.

- **Exakte Lösungen:** Dies ist die einfachste Methode von allen. Es besteht aus der Durchführung der in der Simulation spezifizierte Operationen auf ähnliche Weise wie ein Mathematiker würde es mit Stift und Papier tun. Das heißt, wenn die Simulation darin besteht, 2+2 zu addieren, dann muss das Ergebnis 4 sein – im Gegensatz zu einer Näherungslösung. Computer haben die gleiche Fähigkeit, die genauen Lösungen für bestimmte Operationen zu finden wie jeder andere Rechenmechanismus, einschließlich unseres Gehirns. Die Wirksamkeit davon Die Methode hängt jedoch davon ab, ob die Größe des „Wortes“ in einem Computer groß ist groß genug, um die mathematische Operation auszuführen.¹⁹ Wenn die Operation überschreitet seine Größe, dann greifen Rundungs- und Kürzungsmechanismen für die ein Betrieb möglich, allerdings mit Einbußen bei der Genauigkeit.
- **Computerimplementierte numerische Methoden:** Unter dieser Methode versteht man computerimplementierte Methoden zur Berechnung des Simulationsmodells durch Näherung. Obwohl mathematische Studien zur numerischen Analyse bereits vor dem Einsatz von Computern durchgeführt wurden, gewinnen sie mit der Einführung von Computern für wissenschaftliche und technische Zwecke an Bedeutung. Diese Methoden werden zur Lösung von PDE und verwendet ODE-Gleichungen und umfassen lineare Interpolation, die Runge-Kutta-Methode, die Unter anderem die Adams-Moulton-Methode, das Lagrange-Interpolationspolynom, die Gaußsche Eliminierung und die Euler-Methode. Es sei darauf hingewiesen, dass es sich bei jeder Methode um eine Methode handelt Wird zum Lösen einer bestimmten Art von PDE und ODE verwendet, je nachdem, wie viele Ableitungen beinhalten die unbekannte Funktion von n Variablen.
- **Stochastische Techniken:** für Dimensionen höherer Ordnung sowohl exakte Lösungen als auch Computerimplementierte numerische Methoden werden unerschwinglich teuer hinsichtlich Rechenzeit und Ressourcen. Stochastische Techniken basieren auf Methoden, die Pseudozufallszahlen verwenden; das heißt, von einem Numeri erzeugte Zahlen

¹⁸ Dies gilt insbesondere für die traditionelle Bedeutung von „Beweis“ (dh empirisch fundiert).

Kröpelin bezieht sich auf. Zu den weiteren Beweisformen gehören auch Ergebnisse etablierter Simulationen, Verifizierung und Validierung, Konvergenz von Lösungen usw.

¹⁹ Ein „Wort“ stellt die minimale Dateneinheit dar, die von einer bestimmten Computerarchitektur verwendet wird. es ist ein Gruppe von Bits fester Größe, die vom Prozessor als Einheit verarbeitet werden.

cal engine.²⁰ Die bekannteste stochastische Methode ist die Monte-Carlo-Methode. Dies ist besonders nützlich für die Simulation von Systemen mit vielen gekoppelten Graden der Freiheit wie Flüssigkeiten, ungeordnete Materialien, stark gekoppelte Festkörper und Zellstrukturen, um nur einige zu nennen.

1.3 Schlussbemerkungen

Der einzige Zweck dieses Kapitels bestand darin, sich mit der Frage zu befassen: „Was ist ein Computer?“ Simulation? Dies ist natürlich eine wichtige Frage, da sie die Grundlage dafür bildet Vieles von dem, was später in diesem Buch über Computersimulationen besprochen wird. Dafür Aus diesem Grund befasst sich der erste Teil des Kapitels mit einigen historischen Bemerkungen zum Es gibt viele Versuche, Computersimulationen zu definieren, unabhängig davon, ob sie von Ingenieuren, Wissenschaftlern oder Philosophen angeboten werden. In diesem Zusammenhang habe ich zwei Arten von Definitionen unterschieden. Diese die die Rechenleistung von Computersimulationen betonen – der sogenannte Problemlösungstechnik-Standpunkt – und solche, die Computersimulationen voraussetzen, Als Hauptmerkmal wird die Fähigkeit zur Darstellung eines gegebenen Zielsystems bezeichnet – Beschreibung von Verhaltensmustern aus Sicht. Obwohl es eine Handvoll Definitionen gibt wo beide Standpunkte kombiniert werden und wohl einer passt, der nicht zu unserem passt Im Allgemeinen sind sich Forscher verschiedener Fachgebiete bei der Konzeptualisierung von Computern einig Simulationen als die eine oder andere Sichtweise.

Der zweite Teil dieses Kapitels befasste sich mit drei verschiedenen Arten von Computersimulationen, wie sie standardmäßig in der Literatur zu finden sind. Dies sind zelluläre Automaten, agentenbasierte Simulationen und gleichungsbasierte Simulationen. Wie bereits gewarnt, ist dies weder ein noch ein weder eine umfassende Taxonomie noch eine eindeutige Klassifizierung. Es könnte relativ einfach sein um zu zeigen, wie eine agentenbasierte Simulation als zelluläre Automaten interpretiert werden könnte (z. B. wenn man sich auf ihre Natur als Agenten/Zellen konzentriert) oder als gleichungsbasierte Simulation (z. B. wenn die innere Struktur eines Agenten aus Gleichungen besteht). Der Schlüssel ist zu sehen welches Merkmal der Computersimulation hervorgehoben wird. Hier biete ich einige an Kriterien für eine fundierte Charakterisierung jedes Typs. Eine letzte Warnung wird jedoch hinsichtlich der auf jede Art zugeschnittenen Methodik und Erkenntnistheorie ausgesprochen. Es ist nicht Es ist schwierig zu zeigen, dass jede Art von Computersimulation spezifische und unterschiedliche Aspekte mit sich bringt methodische und erkenntnistheoretische Bedenken und erfordern daher eine andere Behandlung auf ihre eigene Weise. Auf die Erinnerung an dieses Buch konzentriere ich meine Aufmerksamkeit ausschließlich auf den sogenannten gleichungsbasierten Simulationen.

²⁰ Das Präfix „Pseudo“ spiegelt die Tatsache wider, dass diese Methoden auf einem Algorithmus basieren, der produziert Zahlen auf rekursiver Basis und wiederholt schließlich die erzeugte Zahlenreihe. Reiner Zufall kann in Computern niemals erreicht werden.

Verweise

- Ajelli, Marco, Bruno Gonçalves, Duygu Balcan, Vittoria Colizza, Hao Hu, José J. Ramasco, Stefano Merler und Alessandro Vespignani. 2010. „Vergleich groß angelegter rechnerischer Ansätze zur Epidemiemodellierung: agentenbasierte versus strukturierte Metapopulationsmodelle.“ *BMC-Infektionskrankheiten* 10 (190): 1–13.
- Ardourel, Vincent und Julie Jebeile. 2017. „Über die vermutete Überlegenheit analytischer Lösungen gegenüber numerischen Methoden.“ *Europäische Zeitschrift für Wissenschaftstheorie* 7 (2): 201–220.
- Banks, Jerry, John Carson, Barry L. Nelson und David Nicol. 2010. *Diskrete Ereignissystems simulation*. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall.
- Barnstorff, Kathy. 2010. X-51A macht den längsten Scramjet-Flug.
- Beisbart, Claus. 2012. „Wie können Computersimulationen neues Wissen hervorbringen?“ *Europäische Zeitschrift für Wissenschaftstheorie* 2:395–434.
- Bentsen, M., I. Bethke, JB Debernard, T. Iversen, A. Kirkevåg, P. Seland, H. Drange et al. 2013. „Das norwegische Erdsystemmodell, NorESM1-M – Teil 1: Beschreibung und grundlegende Bewertung des physikalischen Klimas.“ *Geowissenschaftliche Modellentwicklung* 6, Nr. 3 (Mai): 687–720.
- Birtwistle, GM 1979. *DEMOS Ein System zur diskreten Ereignismodellierung auf Simula*. (Nachdruck 2003). Die MacMillan Press.
- Ceruzzi, Paul E. 1998. *Eine Geschichte des modernen Computing*. MIT Press. ISBN: 0-262-53203-4.
- De Mol, Liesbeth und Giuseppe Primiero. 2014. „Facing Computing als Technik: Auf dem Weg zu einer Geschichte und Philosophie des Computing.“ *Philosophie & Technologie* 27 (3): 321–326.
- . 2015. „Wenn Logik auf Technik trifft: Einführung in logische Fragen in der Geschichte und Philosophie der Informatik.“ *Geschichte und Philosophie der Logik* 36 (3): 195–204.
- Drogoul, Alexis, Jacques Ferber und Christophe Cambier. 1992. „Multiagentensimulation als Werkzeug zur Modellierung von Gesellschaften: Anwendung auf die soziale Differenzierung in Ameisenkolonien.“ In „*Simulating Societies*“, herausgegeben von G. Nigel Gilbert, 49–62. Guilford: Universität Surrey.
- El Skaf, Rawad und Cyrille Imbert. 2013. „Entfaltung in den empirischen Wissenschaften: Experimente, Gedankenexperimente und Computersimulationen.“ *Synthese* 190 (16): 3451–3474.
- Fox Keller, Evelyn. 2003. „Modelle, Simulationen und „Computerexperimente“.“ In *The Philosophy of Scientific Experimentation*, herausgegeben von Hans Radder, 198–215. University of Pittsburgh Press.

- Frigg, Roman und Julian Reiss. 2009. „Die Philosophie der Simulation: Heiße Neuigkeiten Probleme oder derselbe alte Eintopf?“ *Synthese* 169 (3): 593–613.
- Gardner, Martin. 1970. „Die fantastischen Kombinationen von John Conways neuem Solitaire Spiel „Leben“. *Scientific American* 223 (4): 120–123.
- Gilbert, G. Nigel und Klaus G. Troitzsch. 2005. *Simulation für den Sozialwissenschaftler*. 2. Aufl. LCCB: HM51 .G54 2005. Maidenhead, England; New York, NY: Offene Universitätspresse. ISBN: 978-0-335-21600-0.
- Guala, Francesco. 2002. „Modelle, Simulationen und Experimente.“ In *modellbasiert Begründung: Wissenschaft, Technologie, Werte*, herausgegeben von L. Magnani und NJ Nersessian, 59–74. Kluwer-Akademiker.
- Gupta, Anil K., Raj K. Singh, Sudheer Joseph und Ellen Thomas. 2004. „Indisch Ozean-Hochproduktivitätsereignis (10–8 Ma): Verbunden mit der globalen Abkühlung oder dem Beginn des indischen Monsuns?“ *Geologie* 32 (9): 753.
- Hartmann, Stephan. 1996. „Die Welt als Prozess: Simulationen im Natürlichen und Sozialwissenschaften.“ In *Modellierung und Simulation in den Sozialwissenschaften von der Philosophy of Science Point of View*, herausgegeben von R. Hegselmann, Ulrich Müller, und Klaus G. Troitzsch, 77–100. Springer.
- Himeno, Ryutaro. 2013. „Größte neuronale Netzwerksimulation, die mit K erreicht wurde.“ *Computer*.
- Hoose, Corinna, Jon Egill Kristjánsson, Jen-Ping Chen und Anupam Hazra. 2010. „Eine auf klassischer Theorie basierende Parametrisierung der heterogenen Eiskeimbildung durch Mineralstaub, Ruß und biologische Partikel in einem globalen Klimamodell.“ *Journal of the Atmospheric Sciences* 67, Nr. 8 (August): 2483–2503.
- Humphreys, Paul W. 1990. „Computersimulationen.“ *PSA: Proceedings of the Biennial Meeting of the Philosophy of Science Association* 2:497–506.
- . 2004. *Extending Ourselves: Computational Science, Empiricism, and Scientific Method*. Oxford University Press.
- Kroepelin, S. 2006. „Revisiting the Age of the Sahara Desert.“ 312, Nr. 5777 (Mai): 1138b–1139b.
- Labor, Los Alamos National. 2015. *Größte Computational Biology Simulation*. Imitiert die wichtigste Nanomaschine des Lebens.
- Lesne, Annick. 2007. „Die diskrete versus kontinuierliche Kontroverse in der Physik.“ *Mathematische Strukturen in der Informatik* 17 (2): 185–223.
- McMillan, Claude und Richard F. Gonzalez. 1965. *Systemanalyse: Ein Computer Ansatz für Entscheidungsmodelle*. Homewood/Ill: Irwin.
- Morrison, Margaret. 2009. „Modelle, Messung und Computersimulation: Die Das Gesicht des Experimentierens verändern.“ *Philosophische Studien* 143 (1): 33–57.

- Morrison, Margaret. 2015. *Rekonstruktion der Realität. Modelle, Mathematik und Simulationen*. Oxford University Press.
- Naylor, Thomas H., JM Finger, James L. McKenney, Williams E. Schrank und Charles C. Holt. 1967. „Verifizierung von Computersimulationsmodellen.“ *Management Science* 14 (2): 92–106.
- Oberkampf, William L., Timothy G. Trucano und Charles Hirsch. 2003. *Verifizierung, Validierung und Vorhersagefähigkeit in Computational Engineering und Physik*. Sandia National Laboratories.
- Oren, Tuncer. 1984. „Modellbasierte Aktivitäten: Ein Paradigmenwechsel.“ In *Simulation und Model-Based Methodologies: An Integrative View*, herausgegeben von Tuncer Oren, B. P. Zeigler und MS Elzas, 3–40. Springer.
- . 2011a. „Eine kritische Überprüfung von Definitionen und etwa 400 Modellierungstypen und Simulation.“ *SCS M&S Magazine* 2 (3): 142–151.
- . 2011b. „Die vielen Facetten der Simulation anhand einer Sammlung von etwa 100 Definitionen.“ *SCS M&S Magazine* 2 (2): 82–92.
- Oren, Tuncer, BP Zeigler und MS Elzas, Hrsg. 1982. *Tagungsband der NATO Advanced Study Institute für Simulation und modenbasierte Methoden: An Integrative Sicht*. NATO ASI-Serie. Springer-Verlag.
- Parker, Wendy S. 2009. „Ist Materie wirklich wichtig?“ *Computersimulationen, Experimente und Materialität*. *Synthese* 169 (3): 483–496.
- Ramstein, Gilles, Frederic Fluteau, Jean Besse und Sylvie Joussaume. 1997. „Auswirkungen von Orogenese, Plattenbewegung und Land-Meer-Verteilung auf das eurasische Klima.“ *Wandel in den letzten 30 Millionen Jahren*. 386, Nr. 6627 (April): 788–795.
- Saam, Nicole J. 2016. „Was ist eine Computersimulation?“ Eine Rezension eines Leidenschaftlichen Debatte.“ *Zeitschrift für Allgemeine Wissenschaftstheorie*: 1–17. ISSN: 15728587. doi:10.1007/s10838-016-9354-8.
- Schelling, Thomas C. 1971. „Zur Ökologie der Mikromotive.“ *Nationale Angelegenheiten* 25 (Fallen).
- Schuster, M. 2006. „Das Zeitalter der Sahara.“ *Wissenschaft* 311, Nr. 5762 (Februar): 821–821. ISSN: 0036-8075, 1095-9203. doi:10.1126 / **Wissenschaft. 1120161**. <http://science.sciencemag.org/content/311/5762/821.voll>.
- Shannon, Robert E. 1975. *Systemsimulation: Kunst und Wissenschaft*. Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall.
- . 1978. „Design und Analyse von Simulationsexperimenten.“ Im *Verfahren der 10. Konferenz zur Wintersimulation – Band I*, 53–61. IEEE-Presse.

- . 1998. „Einführung in die Kunst und Wissenschaft der Simulation.“ In *Proceedings of the 30th Conference on Winter Simulation*, 7–14. Los Alamitos, CA, USA: IEEE Computer Society Press.
- Shubik, Martin. 1960. „Simulation der Industrie und des Unternehmens.“ *The American Economic Review* 50 (5): 908–919.
- Smith, Reid G. und Randall Davis. 1981. „Rahmen für die Zusammenarbeit bei der verteilten Problemlösung.“ *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics* 11 (1): 61–70. ISSN: 0018-9472. doi:10.1109/TSMC.1981.4308579.
- Teichroew, Daniel und John Francis Lubin. 1966. „Computersimulation – Diskussion der Technik und des Sprachvergleichs.“ *Mitteilungen der ACM* 9, Nr. 10 (Oktober): 723–741. ISSN: 0001-0782.
- Toffoli, Tommaso. 1984. „CAM: Eine leistungsstarke Zellularautomatisierungsmaschine.“ *Physica D: Nichtlineare Phänomene* 10 (1-2): 195–204. ISSN: 01672789. doi:10.1016/0167-2789(84)90261-6.
- Vallverdu, Jordi. 2014. „Was sind Simulationen?“ Ein erkenntnistheoretischer Ansatz.“ *Procedia Technology* 13:6–15.
- Viñichac, Gérard Y. 1984. „Simulation der Physik mit zellulären Automaten.“ *Physica D: Nichtlineare Phänomene* 10 (1-2): 96–116. ISSN: 01672789. doi:10.1016/0167-2789(84)90253-7.
- Weisberg, Michael. 2013. *Simulation und Ähnlichkeit*. Oxford University Press.
- Winsberg, Eric. 2010. *Wissenschaft im Zeitalter der Computersimulation*. University of Chicago Press.
- . 2015. „Computersimulationen in der Wissenschaft.“ In *der Stanford Encyclopedia of Philosophy*, herausgegeben von Edward N. Zalta.
- Wolfram, Stephen. 1984a. "Vorwort." *Physica 10D*: vii–xii.
- . 1984b. „Universalität und Komplexität in zellulären Automaten.“ *Physica D: Nichtlineare Phänomene*: 1–35.
- Woolfson, Michael M. und Geoffrey J. Pert. 1999a. *Eine Einführung in Computersimulationen*. Oxford University Press.
- . 1999b. *SATELLIT.FÜR*.
- Zhang, Zhongshi, Gilles Ramstein, Mathieu Schuster, Camille Li, Camille Contoux und Qing Yan. 2014. „Austrocknung der Sahara durch Schrumpfung des Tethys-Meeres im späten Miozän.“ *Natur* 513, Nr. 7518 (September): 401–404.

Kapitel 2

Analyseeinheiten I: Modelle und Computersimulationen

Theorien, Modelle, Versuchsanordnungen, Prototypen: Dies sind einige der typischen Analyseeinheiten, die in wissenschaftlichen und technischen Standardarbeiten zu finden sind. Naturwissenschaften und Ingenieurwesen sind natürlich mit anderen, ebenso entscheidenden Analyseeinheiten bevölkert, die unsere Beschreibung und unser Wissen über die Welt erleichtern. Dazu gehören Hypothesen, Vermutungen, Postulate und eine Vielzahl theoretischer Mechanismen. Computersimulationen sind die Neuerwerbungen im wissenschaftlichen und technischen Bereich, die als neuartige Analyseeinheiten gelten.¹ Welche Bestandteile von Computersimulationen bilden eine solche neue Einheit? Was unterscheidet sie von anderen Analyseeinheiten? Antworten auf diese Fragen finden Sie hier.

Im vorigen Kapitel habe ich unser Interesse auf Computersimulationen gerichtet, die Gleichungen implementieren, wie sie regelmäßig in Naturwissenschaften und Technik vorkommen und verwendet werden. Ziel dieses Kapitels ist es, diese allgemeinen Bemerkungen zu präzisieren. Zu diesem Zweck wird im ersten Abschnitt der Begriff des wissenschaftlichen und technischen Modells erläutert, da er die Grundlage gleichungsbasierter Simulationen darstellt. Ich habe auch erwähnt, dass ihre Implementierung nicht direkt auf dem physischen Computer erfolgt – erinnern Sie sich, dass dies eine Grundannahme aus der Sicht der Beschreibung von Verhaltensmustern war –, sondern vielmehr durch eine geeignete Methodik für Computersimulationen vermittelt wird. Im zweiten Teil dieses Kapitels wird ausführlich dargelegt, wie Modelle als „Simulationsmodelle“ implementiert werden. Zu diesem Zweck präsentiere und diskutiere ich drei Hauptbestandteile von Computersimulationen, nämlich Spezifikationen, Algorithmen und Computerprozesse. Anschließend werde ich wichtige soziale, technische und philosophische Probleme vorstellen, die sich aus dieser Charakterisierung ergeben. Ich hoffe, dass wir dadurch den Status von Computersimulationen als eigenständige Analyseeinheiten festigen.

¹ Big Data – das ich in Kapitel 6 bespreche – und maschinelles Lernen sollten ebenfalls als neuartige Analyseeinheiten in Wissenschaft und Technik einbezogen werden.

2.1 Wissenschaftliche und technische Modelle

Die heutige wissenschaftliche und technische Forschung hängt stark von Modellen ab. Aber was ist ein „wissenschaftliches Modell“? und was ist ein „technisches Modell“? sind sie unterschiedlich? Und Wie können sie untersucht werden? Auf den ersten Blick können diese Fragen beantwortet werden viele verschiedene Möglichkeiten. Tibor Müller und Harmund Müller haben neunzehn aufschlussreiche Beispiele für die unterschiedlichen Formen des Modellbegriffs geliefert in der Literatur (Müller und Müller 2003,1-31). Einige Konzepte betonen die Verwendung und den Zweck von Modellen. Ein Beispiel ist Canadarm 2 – früher die Raumstation Remote Manipulator System (SSRMS) – das ursprünglich als Modell für konzipiert wurde Unterstützung und Wartung an Bord der Internationalen Raumstation und dann entstand der Roboterarm, den wir heute kennen. Einige andere Vorstellungen sind interessanter beim Verständnis des erkenntnistheoretischen Inputs eines Modells. Zum Beispiel ein Newtonianer Modell bietet Einblick in die Planetenbewegung, während ein ptolemäisches Modell schafft es nicht. Darüber hinaus unterstreichen einige Definitionen den propädeutischen Wert von Modelle über alles andere. Im letzteren Fall ist das ptolemäische Modell ebenso wertvoll als Newtonsches Modell, da beide unterschiedliche wissenschaftliche Standards veranschaulichen.

Eine Standardmethode zur Entwicklung von Modellen hängt von deren Materialeigenschaften – oder deren Mangel – ab davon. Als Materialmodelle werden solche Modelle bezeichnet, die im einfachen Sinne physikalisch sind Sinne wie Modelle aus Holz, Stahl oder anderen Materialien (z. B. Canadarm); und nennen konzeptionelle oder abstrakte Modelle diejenigen Modelle, die das sind Produkt von Abstraktionen, Idealisierungen oder Fiktionalisierungen eines Zielsystems, wie z unter anderem theoretische Modelle, phänomenologische Modelle und Datenmodelle (z. B. das Newtonsche und Ptolemäische Modell des Planetensystems).²

Auf den ersten Blick scheinen Materialmodelle eher der Vorstellung von Laborexperimenten zu entsprechen als abstrakte Modelle, die wiederum eher Computersimulationen ähneln. Als wir Wie wir in Abschnitt 3 besprechen werden, haben einige Philosophen diese Unterscheidung zur Begründung herangezogen ihre Behauptungen über die erkenntnistheoretische Kraft von Computersimulationen. Speziell, Es wurde argumentiert, dass die Abstraktheit von Computersimulationen ihre Fähigkeit verringert, Rückschlüsse auf die Welt zu ziehen, und dass sie daher epistemisch dem Labor unterlegen sind Experimentieren. Es stellt sich jedoch heraus, dass ebenso viel Abstraktion im Spiel ist bei Laborexperimenten ebenso wie bei Computersimulationen – wenn auch naturgemäß nicht in der gleichen Menge. Das Umgekehrte trifft hingegen nicht zu. Computer Simulationen haben keinen Nutzen für Materialmodelle, da sie nur implementiert werden können konzeptionelle Modelle. Lassen Sie uns diese Ideen nun kurz diskutieren.

Materielle Modelle sollen manchmal ein „Stück“ der Welt sein und als solches eine mehr oder weniger genaue Nachbildung eines empirischen Zielsystems. Nehmen Sie als Beispiel die Verwendung eines Lichtstrahls zum Verständnis der Natur des Lichts. In einem solchen Fall ist die Materialmodell und Zielsystem haben offensichtliche Eigenschaften und Beziehungen gemeinsam: das Modell und Zielsystem bestehen aus den gleichen Materialien. In diesem speziellen Fall Der Unterschied zwischen einem Modell eines Lichtstrahls und einem Lichtstrahl an sich ist nur programmatisch: Es gibt keine wirklichen Unterschiede, außer dass es einfacher ist

² Eine hervorragende Behandlung von Modellen und Computersimulationen finden Sie in der Arbeit von Margaret Morrison (Morrison 2015).

für den Forscher, das Modell zu manipulieren, als ein echter Lichtstrahl. Dies gilt insbesondere dann, wenn zwischen Modell und Zielsystem Maßstabsunterschiede bestehen. In manchen Fällen ist es viel einfacher, eine Taschenlampe einzuschalten, als zu versuchen, etwas Sonnenlicht einzufangen, das durch das Fenster fällt.

Natürlich müssen Materialmodelle nicht immer aus den gleichen Materialien wie das Zielsystem bestehen. Betrachten Sie zum Beispiel die Verwendung eines Wellenbeckens, um die Natur des Lichts zu verstehen. Der Wellentank ist im eigentlichen Sinne ein Materialmodell, da er aus Metall, Wasser, Sensoren usw. besteht. Allerdings unterscheidet sich sein grundlegender Materialaufbau erheblich von seinem Zielsystem, das leicht ist. Was könnte Wissenschaftler zu der Annahme veranlassen, dass das Wellenbecken ihnen helfen könnte, die Natur des Lichts zu verstehen? Die Antwort ist, dass Wellen in einem Wellenbecken leicht reproduziert und manipuliert werden können und daher sehr nützlich für das Verständnis der Wellennatur von Licht sind.

Hier haben wir ein Beispiel für ein Materialmodell – den Ripple Tank –, das in Bezug auf sein Zielsystem bestimmte Abstraktions- und Idealisierungsebenen aufweist.

Das Argument ist einfach. Da sich das Medium, in dem sich die Wellen im Wellenbecken ausbreiten (z. B. Wasser), vom Zielsystem (z. B. Licht) unterscheidet, muss es eine abstrakte Darstellung auf hoher Ebene geben, die diese beiden miteinander verbindet. Dies geht einher mit den Maxwell-Gleichungen, der D'Alembert-Wellengleichung und dem Hook-Gesetz. Da die beiden Systeme (d. h. Wasserwellen und Lichtwellen) denselben Gesetzen folgen und durch denselben Gleichungssatz dargestellt werden können, können Forscher ein Materialmodell einer Art verwenden, um ein materiell anderes Modell zu verstehen.

Nun können Materialmodelle trotz der vielfältigen Interpretationsmöglichkeiten niemals auf einem Computer implementiert werden. Der Grund liegt erwartungsgemäß rein in der Materialität: Als Computersimulation eignen sich nur konzeptionelle Modelle. Konzeptuelle Modelle sind eine abstrakte – und manchmal formale – Darstellung eines Zielsystems und stehen als solche auf der entgegengesetzten ontologischen Seite materieller Modelle. Das bedeutet, dass sie immateriell sind, nicht dem Verfall unterliegen – auch wenn sie vergesslich sind – und in gewissem Sinne außerhalb von Zeit und Raum existieren, genau wie Mathematik und Vorstellungskraft.

Es besteht allgemeine Übereinstimmung darin, diese Art von Modellen als interpretierte Strukturen zu postulieren, die das Nachdenken über die Welt erleichtern.³ Eine solche Struktur umfasst eine breite Palette von Elementen, darunter Gleichungen, theoretische Begriffe, mathematische Konzepte und Techniken, politische Ansichten und Metaphern andere.⁴ Darüber hinaus sind sich Philosophen darüber einig, dass diesen Modellen als Teil ihrer inhärenten Strukturen unterschiedliche Ebenen von Abstraktionen, Idealisierungen und Annäherungen zugeordnet sind.⁵ Ein Beispiel

³ Für zwei hervorragende Bücher über wissenschaftliche Modelle siehe (Morgan und Morrison 1999; Gelfert 2016).

⁴ Wissenschaftliche Modelle und Theorien enthalten manchmal Begriffe ohne spezifische Interpretation, wie „Schwarzes Loch“, „Mechanismus“ und dergleichen. Diese werden als Metaphern bezeichnet und typischerweise dazu verwendet, die durch diese Begriffe entstandene Lücke zu schließen. Ihre Verwendung besteht darin, bei den Benutzern des Modells eine Art kreative Reaktion hervorzurufen, die mit der wörtlichen Sprache nicht zu übertreffen ist. Darüber hinaus besteht eine besondere Beziehung zwischen metaphorischer Sprache und Modellen, die Feinheiten über Modelle als Metaphern beinhaltet (Bailer Jones 2009, 114). Hier habe ich kein Interesse daran, diese Seite des Modellierens zu erkunden.

⁵ Die philosophische Behandlung von Abstraktion, Idealisierungen und Annäherungen ist in der gesamten Literatur ziemlich ähnlich. Die Abstraktion zielt darauf ab, konkrete Merkmale des Zielsystems zu ignorieren und sich auf deren formalen Aufbau zu konzentrieren. Idealisierungen hingegen gibt es in zwei Varianten: Aristotelische Idealisierungen, die darin bestehen, Eigenschaften zu „entfernen“, von denen wir glauben, dass sie nicht vorhanden sind

wird einige der bisher verwendeten Begriffe beleuchten. Betrachten Sie ein mathematisches Modell von der Planetenbewegung. Physiker beginnen damit, einige Theorien zusammenzuführen (z. B. ein Newtonsches Modell), die bereits die Planetenbewegung abstrahieren und idealisieren, Bits von empirischen Beweisen (z. B. aus Beobachtungen gewonnene Daten), die vorab ausgewählt werden und nachbearbeitet und als solche einer Reihe methodischer, epistemologischer und ethischer Entscheidungen unterworfen, und schließlich eine Geschichte, die das konzeptualisiert und strukturiert Modell als Ganzes.

Aufgrund seiner Einfachheit und Eleganz wird diese Art, Modelle zu verstehen, von einer Vielzahl von Forschern aller Disziplinen bevorzugt. Beachten wir die Stärken
Vorhandensein einer repräsentativen Verbindung mit dem Zielsystem. Modelle abstrakt, idealisieren und approximieren, da ihre Funktion darin besteht, ein Zielsystem darzustellen
Machen Sie es so genau wie möglich und lassen Sie unnötige Details weg. Philosophen haben systematisch auf das überwältigende Bedürfnis von Modellen zur Darstellung aufmerksam gemacht. Die Gründe, Es wird angenommen, dass sie auf unserer Vorstellung vom Fortschritt der Wissenschaft beruhen. Das heißt, die Wissenschaft wäre in der Lage, das Verständnis der Welt mit Modellen, die einiges ausführen, besser voranzutreiben erkenntnistheoretische Funktion (z. B. Erklärung, Vorhersage, Bestätigung). Solche erkenntnistheoretischen Funktionen wiederum werden als repräsentative Verbindungen zum Objekt verstanden Welt.

Nichtrepräsentationsmodelle, also Modelle, die andere Rollen als die Repräsentation eines Zielsystems erfüllen – etwa eine propädeutische, pragmatische und ästhetische Rolle –, sind: Allerdings gewinnt es in der Modellphilosophie rasch an Bedeutung.⁶ Hier
Wir sind jedoch hauptsächlich an Modellen interessiert, die mehr oder weniger genau darstellen: das vorgesehene Zielsystem. Der Grund liegt teilweise darin, dass die meisten Praxis und Theorie
Viele Computersimulationen werden immer noch mit Modellen durchgeführt, die ein Zielsystem repräsentieren, auch weil es nur wenige Studien zur nicht-repräsentativen Seite davon gibt
Computersimulationen. Allerdings zeichnen sich drei Arten von Modellen ab, die auf ihrer Darstellungsfähigkeit basieren, nämlich phänomenologische Modelle, Datenmodelle, und theoretische Modelle. ⁷

Ein Standardbeispiel für phänomenologische Modelle ist das Flüssigkeitstropfenmodell der Atomkern. Dieses Modell beschreibt mehrere Eigenschaften des Atomkerns, wie z
B. Oberflächenspannung und Ladung, ohne tatsächlich einen zugrunde liegenden Mechanismus zu postulieren. Hier liegt das Hauptmerkmal phänomenologischer Modelle: Sie ahmen beobachtbare Eigenschaften nach, anstatt sich auf eine dem Zielsystem zugrunde liegende Struktur zu stützen. Eine solche Charakteristik sollte jedoch nicht darauf hindeuten, dass bestimmte Aspekte phänomenologischer Modelle nicht aus der Theorie ableitbar wären. Viele Modelle beinhalten Prinzipien und Gesetze der Theorie, bleiben aber phänomenologisch.

für unsere Zwecke relevant; und galiläische Idealisierungen, die absichtliche Verzerrungen beinhalten. Wie für Näherungen sind aus bestimmten Gründen eine ungenaue Darstellung eines Merkmals des Zielsystems wie praktische Einschränkungen bei der Herangehensweise an ein System oder die Handhabbarkeit.

⁶ Die Arbeit von Ashley Kennedy zur erklärenden Rolle nichtrepräsentativer Modelle (Kennedy 2012) und von Tarja Knuuttila über die materielle Dimension von Modellen, die sie zu Objekten macht Wissen und ermöglicht es ihnen, zwischen verschiedenen Menschen und verschiedenen Praktiken zu vermitteln (Knuuttila 2005).

⁷ Es versteht sich von selbst, dass auch diese drei Modelle nicht alle Modelle der Wissenschaft erschöpfen und Technik oder die vielen Dimensionen, die Philosophen zur Analyse des Begriffs verwenden. Sie sind, Allerdings gibt es eine ziemlich gute Charakterisierung der Art von Modellen, die für eine Computersimulation geeignet sind.

Das Flüssigkeitstropfenmodell ist wiederum das Beispiel. Während die Hydrodynamik dafür verantwortlich ist Oberflächenspannung und Elektrodynamik sind für die Ladung verantwortlich. Dennoch bleibt das Flüssigkeitstropfenmodell ein phänomenologisches Modell.

Warum sollten Wissenschaftler und Ingenieure an solchen Modellen interessiert sein? Ein Grund ist dass die Nachahmung der Funktionen eines Zielsystems manchmal einfacher zu handhaben ist als die Theorie eines solchen Zielsystems. Grundlegende Theorien wie die Quantenelektrodynamik für kondensierte Materie oder die Quantenchromodynamik (QCD) für Kernenergie Physik ist leichter zugänglich, wenn ein phänomenologisches Modell anstelle des verwendet wird Theorie selbst.⁸

Eine interessante Tatsache über phänomenologische Modelle ist, dass Forscher darüber verfügen haben manchmal ihren Platz in wissenschaftlichen und technischen Disziplinen heruntergespielt. Zu Für viele ist ein grundlegender Grund für die Verwendung von Modellen, dass sie zugrunde liegende Elemente postulieren Mechanismen von Phänomenen aufzuklären und auf diese Weise sinnvolle Aussagen zu ermöglichen über das Zielsystem. Modelle, die lediglich beschreiben, was wir beobachten, wie etwa phänomenologische Modelle, verfügen nicht über eine solche grundlegende Eigenschaft. Fritz London, einer der Brüder, die das phänomenologische London-London-Modell entwickelt haben Supraleitung, bestand darauf, dass ihr Modell nur als vorübergehend betrachtet werden dürfe Ersatz, bis eine theoretische Annäherung ausgearbeitet werden konnte.

Den phänomenologischen Modellen ähneln Datenmodelle. Den Mangel teilen sie beide theoretischen Untermauerung und erfassen daher nur beobachtbare und messbare Merkmale eines Phänomens.⁹ Trotz dieser Ähnlichkeit gibt es auch Unterschiede, die ausmachen ein Datenmodell, das es wert ist, für sich genommen studiert zu werden. Zunächst einmal phänomenologisch Modelle basieren auf der Bewertung des Verhaltens des Zielsystems Datenmodelle basieren auf den rekonstruierten Daten, die aus Beobachtungen und gesammelt wurden Messen interessanter Eigenschaften des Zielsystems. Ein weiterer wichtiger Unterschied liegt in ihrer Methodik. Datenmodelle zeichnen sich durch eine Sammlung von Daten aus gut organisierte Daten, und daher unterscheiden sich Design und Konstruktion von phänomenologischen Modellen. Insbesondere erfordern Datenmodelle mehr statistische und mathematische Maschinen als jedes andere Modell, da die gesammelten Daten gefiltert werden müssen auf Rauschen, Artefakte und andere Fehlerquellen.

Daher unterscheiden sich die Probleme im Zusammenhang mit Datenmodellen deutlich von denen anderer Modellarten. Ein Standardproblem besteht beispielsweise darin, zu entscheiden welche Daten nach welchen Kriterien entfernt werden müssen. Ein damit verbundenes Problem besteht darin, zu entscheiden, welche Kurvenfunktion alle bereinigten Daten repräsentiert. Wird es eine Kurve sein? oder mehrere Kurven? Und welche Datenpunkte sollten außer Acht gelassen werden, wenn nein? Passt die Kurve zu allen? In der Regel werden Probleme beim Einpassen der Daten in eine Kurve behandelt mit statistischer Inferenz und Regressionsanalyse.

Viele Beispiele für Datenmodelle stammen aus der Astronomie, wo sie weit verbreitet sind um Sammlungen großer Datenmengen zu finden, die durch Beobachtung und Messung gewonnen werden astronomische Ereignisse. Solche Daten werden nach bestimmten Parametern wie Helligkeit, Spektrum, Himmelsposition, Zeit, Energie und dergleichen klassifiziert. Ein übliches Problem für die Die Aufgabe eines Astronomen besteht darin, zu wissen, welches Modell aus einem gegebenen Datenstapel erstellt werden kann.

⁸ Zu den Gründen, warum dies der Fall ist, siehe (Hartmann 1999, 327).

⁹ Wie wir in Abschnitt 6.2 sehen werden, unternehmen Forscher große Anstrengungen, um die Struktur dahinter zu finden große Datenmengen.

Nehmen Sie als Beispiel das Datenmodell des virtuellen Observatoriums, ein weltweites Projekt, bei dem Metadaten werden zur Klassifizierung von Observatoriumsdaten und zur Erstellung von Modellen verwendet Daten und Simulation neuer Daten.¹⁰

Betrachten Sie nun eine andere Art von Modell, eines, das einen zugrunde liegenden theoretischen Mechanismus des Zielsystems postuliert, und nennen Sie es theoretisches Modell. Traditionell Vertreter dieser Art von Modellen sind Navier-Stoke-Modelle der Dynamik von Flüssigkeiten, Newtons Gleichungen der Planetenbewegung und Schellings Modell der Segregation. So verstanden verkörpern theoretische Modelle Wissen, das aus etablierten Theorien stammt, und sie untermauern die tiefen Strukturen des Zielsystems. Aus mehreren Gründen waren diese Art von Modellen die Favoriten unter Forschern. Da Datenmodelle und phänomenologische Modelle jedoch immer mehr an Bedeutung gewinnen

Bei den neuen Technologien sind sie epistemisch auf einer Ebene mit der Theorie positioniert Modelle.

Schließlich werden Modelle im Ingenieurwesen manchmal anders behandelt als Modelle in den Naturwissenschaften. Der Grund dafür liegt darin, dass sie als Vorbilder für gedacht sind eher „tun“ als „darstellen“. Leider verdeckt diese Dichotomie die Tatsache ist, dass alle Arten von Modellen zu einem bestimmten Zweck verwendet werden und in dieser Hinsicht sowohl zum „Tun“ als auch zum „Darstellen“ dienen. Darüber hinaus denken setzt auf diese Weise eine Unterscheidung zwischen Wissenschaft und Technik voraus, die im Bereich der Computersimulationen scheint weitgehend aufgelöst zu sein. Woher kommt das Soziologie endet und Ingenieurwesen beginnt in einer Simulation, die Schelling umsetzt Modell der Segregation? Sicher, es gibt die Wissenschaften und es gibt die Ingenieurwissenschaften, und in vielen Fällen können diese beiden breiten Disziplinen gut unterschieden werden.¹¹ Aber da Es gibt auch viele Kreuzungen. Ich glaube, Computersimulationen sind einer davon Überschneidung. Aus diesem Grund und im Rest dieses Buches behandle ich wissenschaftliche Modelle und Motormodelle auf ähnliche Weise entwickeln.¹²

2.2 Computersimulationen

2.2.1 Bestandteile von Computersimulationen

Im vorherigen Kapitel habe ich die Klasse der interessierenden Computersimulationen auf gleichungsbasierte Simulationen eingegrenzt. William Oberkamp, Timothy G. Trucano und

¹⁰ Unter den internationalen Gruppen, die an observatorischen Datenmodellen arbeiten, gibt es die Internationale Virtual Observatory Alliance (Alliance 2018); und die Analyse des interstellaren Mediums isolierter Galaxien (AMIGA) (interstellar Medium of Insulated GALaxies 2018)

¹¹ Dies gilt insbesondere für Materialmodelle. Zum Beispiel das konzeptionelle Modell von Canadarm umfasste Begriffe, die eindeutig aus dem Ingenieurwesen und den Naturwissenschaften stammten. Aber Vieles davon war eine Mischung aus beidem. Doch erst mit dem mechanischen Arm wird es unverkennbar zu einem technischen Artefakt. An diesem Punkt liegt ein Großteil der schweren Arbeit in der Philosophie der Technologie durchgeführt wird.

¹² Gute Arbeiten zum Verständnis der Modellierung im Ingenieurwesen finden sich in (Meijers 2009), insbesondere Teil IV: Modellierung in den Ingenieurwissenschaften.

Charles Hirsch macht auf diese Art von Computersimulationen im Bereich „Computational Engineering and Physics“ aufmerksam, zu denen unter anderem Computational Fluid Dynamics, Computational Solid Mechanics, Strukturdynamik, Stoßwellenphysik und Computational Chemistry gehören.¹³ Der Grund für die Kennzeichnung Computersimulationen

Auf diese Weise soll ihre doppelte Abhängigkeit betont werden. Einerseits besteht eine Abhängigkeit von den Naturwissenschaften, der Mathematik und den Ingenieurwissenschaften. Andererseits, Sie verlassen sich auf Computer, Informatik und Computerarchitektur. Gleichungsbasierte Simulationen erstrecken sich natürlich auch auf andere Forschungsgebiete. Im

In den Biowissenschaften beispielsweise sind gleichungsbasierte Simulationen in der synthetischen Biologie wichtig, und in der Medizin gab es unglaubliche Fortschritte bei der In-silico-Klinik

Versuche. Erwähnenswert sind auch die zahlreichen Simulationen im Bereich der Wirtschaftswissenschaften und Soziologie.

Philosophen haben weitgehend erkannt, wie wichtig es ist, die Methodik von Computersimulationen zu studieren, um ihren Platz in der wissenschaftlichen und technischen Forschung zu verstehen. Eric Winsberg ist der Meinung, dass die Glaubwürdigkeit des Computers

Simulationen beruhen nicht allein auf den ihnen von der Theorie gelieferten Referenzen, sondern auch und vielleicht zu einem großen Teil von etablierten Referenzen im Modellbau

Techniken, die bei der Konstruktion der Simulation eingesetzt wurden.¹⁴ Ebenso Margaret

Morrison geht davon aus, dass Darstellungsungenauigkeiten zwischen Simulationsmodellen und Mathematische Modelle können in verschiedenen Modellierungsstadien wie Kalibrierung und Prüfung aufgelöst werden.¹⁵ Darüber hinaus hat Johannes Lenhard überzeugend argumentiert, dass die

Der Prozess der Simulationsmodellierung erfolgt in Form einer explorativen Zusammenarbeit zwischen Experimentieren und Modellieren (Lenhard 2007). Ich bin überzeugt, dass Winsberg,

Morrison und Lenhard haben mit ihren Interpretationen recht. Winsberg hat recht, wenn er darauf hinweist heraus, dass die Zuverlässigkeit von Computersimulationen vielfältige Quellen hat und daher kann nicht auf das theoretische Modell beschränkt werden, aus dem die Simulationen stammen. Morrison hat Recht, wenn er uns von der Darstellungsfähigkeit der Simulation überzeugt

Das Modell kann auch während der Modellierungsphase angegangen werden. Und Lenhard ist genau richtig unter Hinweis auf die relative Autonomie von Computersimulationen gegenüber Modellen, Daten und Phänomene.

Es stimmt zwar, dass einige Forscher für ihre Simulationen „Standard“ verwenden.

Es ist nicht ungewöhnlich, dass viele andere Forscher Software entwerfen

und ihre eigenen Simulationen programmieren. Der Grund dafür ist, dass die Programmierung eigener Simulationen mehr als nur eine intellektuelle Befriedigung mit sich bringt, sie ist sogar gut

epistemische Gründe dafür. Indem Sie sich an der Gestaltung und Programmierung beteiligen

Durch Computersimulationen erfahren Forscher, was entworfen und implementiert wird, und haben daher eine bessere Vorstellung davon, was zu erwarten ist

Begriffe wie Fehler, Unsicherheiten und dergleichen. Tatsächlich sind die Forscher umso engagierter bei der Gestaltung, Programmierung und Implementierung von Computersimulationen, desto besser Sie sind darauf vorbereitet, ihre Simulationen zu verstehen.

¹³ Dies findet sich in (Oberkamp, Trucano und Hirsch 2003).

¹⁴ Siehe zum Beispiel seine Arbeit in (Winsberg 2010).

¹⁵ Weitere Informationen zu diesen Ideen finden Sie in (Morrison 2009).

Es gibt zwei allgemeine Quellen, die die Methodik von Computersimulationen speisen. Einerseits gibt es formale Regeln und systematische Methoden, die dies ermöglichen formale Äquivalenz zwischen mathematischen Modellen und Simulationsmodellen. Dies wird durch einige Diskretisierungsmethoden veranschaulicht, die die Transformation kontinuierlicher Daten ermöglichen Funktionen in ihre diskreten Gegenstücke. Beispiele für Diskretisierungsverfahren sind die Runge-Kutta-Methode und Euler-Methode.¹⁶ Darüber hinaus gibt es viele formale Entwicklungssprachen, die auf die Analyse von Designs und die Identifizierung von Schlüsselmerkmalen abzielen der Modellierung, einschließlich Fehlern und Falschdarstellungen. Solche Sprachen wie Z-Notation, VDM oder LePUS3 verwenden typischerweise eine gewisse formale Programmiersprachensemantik (d. h. denotationale Semantik, operative Semantik und axiomatische Semantik) für die Entwicklung von Computersimulationen und Computersoftware im Allgemeinen.

Die zweite Quelle für eine Methodik von Computersimulationen hat eine eher praktische Seite. Der Entwurf und die Programmierung von Computersimulationen hängen nicht allein davon ab auf formaler Maschinerie, sondern stützen sich auch auf das sogenannte Expertenwissen (Collins und Evans 2007). Zu diesem Wissen gehören „Tricks“, „Know-how“, „vergangene Erfahrungen“ und eine Vielzahl nicht formaler Mechanismen zum Entwerfen und Programmieren ihrer Simulationen. Es ist nicht einfach, die Form und Verwendung dieses Wissens genau festzulegen hängt von vielen Faktoren ab, etwa von Gemeinschaften, Institutionen und dem persönlichen Bildungshintergrund. Shari Lawrence Pfleeger und Joanne M. Atlee berichten, dass Expertenwissen, So präsent und notwendig es im Leben von Computersoftware auch ist, ist es dennoch subjektiv und abhängig von den aktuell verfügbaren Informationen, wie etwa zugänglichen Daten und dem tatsächlichen Entwicklungsstand der Softwareeinheit.¹⁷ In diesem Zusammenhang ist es nicht verwunderlich, dass viele Entscheidungen über Computersoftware traditionell getroffen wurden des Expertenforschers werden nun von automatisierten Algorithmen durchgeführt.

Eine Synthese dieser beiden Quellen besteht darin, sich auf gut dokumentierte Software zu verlassen Pakete. Einerseits wurden viele dieser Pakete formal geprüft; Andererseits sind die an ihrer Entwicklung beteiligten Teams die Experten des jeweiligen Themas. Ein typisches Beispiel sind Zufallszahlengeneratoren, die das Herzstück der Stochastik bilden Simulationen wie Monte-Carlo-Simulationen. Für diese Softwarepakete ist dies der Fall Es ist wichtig, formell zu zeigen, dass sie sich so verhalten, wie sie spezifiziert wurden, z Auf diese Weise kennen Forscher die Grenzen seiner Funktionalität – erzeugte untere und obere Pseudozufallszahlen – mögliche Fehler, Wiederholungen und dergleichen. Auswahl der Die richtige Zufallszahlengenerierung der Engine ist eine wichtige Entwurfsentscheidung, ebenso wie die Genauigkeit und die Präzision der Ergebnisse hängen davon ab.¹⁸

Die beiden oben genannten Quellen sind in den vielen Phasen des Entwurfs und der Programmierung von Computersimulationen vorhanden. Nicht-formale Routinen zu vernachlässigen, z führt beispielsweise zu der falschen Vorstellung, dass es eine axiomatische Methode zum Entwerfen gibt Computersimulationen. Ebenso wird das Vorhandensein von Systematik nicht anerkannt und formaler Methoden führt zu einer Sicht auf Computersimulationen als unstrukturiertes, unbegründete Disziplin. Die Herausforderung besteht also darin, die Rolle jedes Einzelnen zu verstehen spielt in der komplexen Aktivität der Methodik von Computersimulationen eine Rolle. Es ist

¹⁶ Für eine Diskussion über Diskretisierungstechniken siehe (Atkinson, Han und Stewart 2009), (Gould, Tobochnik und Christian 2007) und (Butcher 2008) unter anderem in einer sehr umfangreichen Literatur.

¹⁷ Weitere Informationen zum Lebenszyklus von Computersoftware finden Sie in (Pfleeger und Atlee 2009).

¹⁸ Die Loci Classici zu diesem Thema sind (Knuth 1973) und (Press et al. 2007)

Es stimmt auch, dass es trotz der vielfältigen Möglichkeiten, Computersimulationen zu entwerfen und zu programmieren, eine standardisierte Methodik gibt, die die Grundlage für viele Computersimulationen bildet. Es ist schwer vorstellbar, dass ein Team aus Wissenschaftlern und Ingenieuren ihre allgemeinen Methoden jedes Mal ändert, wenn sie eine neue Computersimulation entwerfen und programmieren. Man könnte sagen, die Methodik für Computersimulationen basiert auf Idealen der Verhaltensstabilität, Zuverlässigkeit, Robustheit und Kontinuität in Design und Programmierung.¹⁹

Im Folgenden diskutiere ich eine Methodik für Computersoftware im Allgemeinen und für Computersimulationen im Besonderen.²⁰ Die Idee besteht darin, einen allgemeinen Überblick darüber zu erhalten, was ein typisches Simulationsmodell ausmacht und was es bedeutet, eine Computersimulation zu sein. Ich werde auch einige Themen ansprechen, die die Aufmerksamkeit von Philosophen erregt haben. Ich hoffe, dass wir am Ende dieses Abschnitts davon überzeugt sind, dass Computersimulationen eine neue Analyseeinheit für Wissenschaft und Technik darstellen.

2.2.1.1 Spezifikationen

Jedes wissenschaftliche Instrument erfordert die Aufklärung seiner Funktionalität und Bedienbarkeit, seines Designs und seiner Einschränkungen. Die Art der hier dargelegten Informationen stellt die Spezifikation dieses wissenschaftlichen Instruments dar. Nehmen Sie zum Beispiel das Quecksilber-Glaskthermometer mit der folgenden Spezifikation:

1. Geben Sie Quecksilber in einen Glaskolben, der an einem Glasrohr mit engem Durchmesser befestigt ist. Das Volumen des Quecksilbers in der Röhre muss viel geringer sein als das Volumen im Kolben. Kalibrieren Sie Markierungen auf dem Rohr, die je nach der abgegebenen Wärme variieren. Füllen Sie den Raum über dem Quecksilber mit Stickstoff.
 2. Dieses Thermometer kann nur zum Messen von Flüssigkeiten, Körpertemperatur und Wetter verwendet werden; es darf nicht über 50°C oder unter -10°C messen; es hat ein Intervall von 0,5°C zwischen den Werten und eine Genauigkeit von $\pm 0,01^\circ\text{C}$; das Quecksilber im Thermometer erstarrt bei $-38,83^\circ\text{C}$; 3. Anweisungen für die
- korrekte Verwendung des Thermometers: Führen Sie die Quecksilberlampe am Ende des Thermometers in die zu messende Flüssigkeit (unter dem Arm oder draußen, aber nicht in direktem Sonnenlicht) ein und ermitteln Sie den durch die Höhe angezeigten Wert der Quecksilberbarren und so weiter.

¹⁹ Ein gutes Beispiel dafür, allerdings auf der Ebene der Computerhardware, ist von Neumanns Architektur, die seit seinem Bericht von 1945 ein Standard im Computerdesign ist (von Neumann 1945). Natürlich müssen auch die durch den technologischen Wandel bedingten Veränderungen in der Computerarchitektur berücksichtigt werden.

²⁰ Ich möchte darauf hinweisen, dass ich zwar nur drei Bestandteile von Computersimulationen vorstelle, die Möglichkeit von bis zu sechs jedoch bereits diskutiert wurde. Giuseppe Primiero kennt bis zu sechs „Abstraktionsebenen“, auf denen Rechensysteme untersucht werden, nämlich Absicht, Spezifikation, Algorithmus, Anweisungen in Programmiersprachen auf hoher Ebene, Assembler-/Maschinencode-Operationen und eine Ausführung (Primiero 2016). Es gibt viele philosophische Ansätze zur Natur von Spezifikationen, Algorithmen und Computerprozessen, auf die ich hier nicht näher eingehen kann. Eine kurze Referenzliste würde sicherlich Folgendes umfassen: (Copeland 1996; Piccinini 2007, 2008; Primiero 2014; Zenil 2014).

Zusätzlich zu diesen Spezifikationen kennen wir typischerweise relevante Informationen über das Zielsystem. Im Fall des Thermometers könnte es wichtig sein zu wissen, dass Wasser bei 0°C seinen Zustand von flüssig in fest ändert; dass, wenn die Flüssigkeit nicht ordnungsgemäß isoliert ist, die Messung durch eine andere Temperaturquelle verzerrt sein kann; dass das Nullte Gesetz der Thermodynamik die Messung der physikalischen Eigenschaft „Temperatur“ rechtfertigt, und so weiter.

Neben der Bereitstellung der notwendigen Informationen für den Bau eines Instruments ist die Spezifikation auch von grundlegender Bedeutung für die Feststellung der Zuverlässigkeit des Instruments und der Richtigkeit seiner Ergebnisse. Jede missbräuchliche Verwendung des Thermometers, also jede Verwendung, die ausdrücklich gegen seine Spezifikationen verstößt, kann zu ungenauen Messungen führen. Umgekehrt bedeutet die Aussage, dass ein Thermometer die erforderliche Messung durchführt, dass die Messung präzise und genau ist und dass es sich bei den erhaltenen Werten um zuverlässige Messungen handelt, auch, dass die Messung innerhalb der vom Thermometer vorgegebenen Spezifikationen durchgeführt wurde Hersteller.

Ein anekdotischer Fall von Missbrauch eines Instruments wurde von Richard Feynman während seiner Zeit im Forschungsausschuss zur Untersuchung der Challenger-Katastrophe angesprochen. Er erinnert sich an das folgende Gespräch mit dem Hersteller einer Infrarot-Scannerpistole:

Sir, Ihre Scanpistole hat nichts mit dem Unfall zu tun. Es wurde von den Leuten hier auf eine Weise verwendet, die im Widerspruch zu den Verfahren in Ihrer Bedienungsanleitung steht, und ich versuche herauszufinden, ob wir den Fehler reproduzieren und feststellen können, wie hoch die Temperaturen an diesem Morgen tatsächlich waren. Dazu muss ich mehr über Ihr Instrument wissen. (Feynman 2001, 165-166)

Die Situation war für den Hersteller wahrscheinlich sehr beängstigend, da er möglicherweise angenommen hatte, dass die Scanpistole nicht wie angegeben funktionierte. Das war tatsächlich nicht der Fall. Stattdessen war es das Material der O-Ringe des Shuttles, das bei kaltem Wetter weniger widerstandsfähig wurde und daher an einem ungewöhnlich kalten Tag in Cape Canaveral nicht mehr richtig abdichtete. Der Punkt hier ist, dass die Spezifikation für Feynman wie auch für jeden anderen Forscher eine wichtige Information über die ordnungsgemäße Gestaltung und Verwendung eines Instruments darstellt.

So verstanden erfüllen Spezifikationen sowohl einen methodischen Zweck als auch eine epistemische Funktionalität. Methodisch gesehen dienen sie als „Blaupausen“ für das Design, die Konstruktion und den Einsatz eines Instruments. Epistemisch gesehen fungiert es als Aufbewahrungsort und Aufbewahrungsort unseres Wissens über dieses Instrument, seine möglichen Ergebnisse, Fehler usw. In diesem Zusammenhang verfolgt die Spezifikation ein doppeltes Ziel. Es liefert relevante Informationen für den Bau eines Instruments sowie Einblick in seine Funktionalität. Am obigen Beispiel des Thermometers veranschaulicht Punkt 1, wie ein Thermometer aufgebaut und kalibriert wird. Punkt 2 veranschaulicht die oberen und unteren Grenzen, innerhalb derer das Thermometer misst und als zuverlässiges Instrument verwendet werden kann. Punkt 3 veranschaulicht den richtigen Einsatz des Thermometers für erfolgreiche Messungen.

Im Kontext von Computersimulationen²¹ spielen Spezifikationen eine ähnliche Rolle wie bei Instrumenten: Sie sind Beschreibungen des Verhaltens, der Komponenten und der Fähigkeiten

²¹ Es ist zu beachten, dass die Unterschiede zwischen der Spezifikation einer Computersimulation und jeder anderen Computersoftware minimal sind. Dies liegt daran, dass Computersimulationen eine Art Computersoftware sind. In dieser Hinsicht liegt der konkreteste Unterschied in der Art der Modellimplementierung.

Verknüpfungen der Computersimulation entsprechend dem Zielsystem. Brian Cantwell Smith, ein Philosoph, der sich für die Grundlagen des Rechnens interessiert, definiert es als „eine formale Beschreibung in einer formalen Standardsprache, die anhand des Modells spezifiziert wird, in dem das gewünschte Verhalten beschrieben wird.“ (Cantwell Smith 1985, 20). Das verwendete Beispiel ist ein Milchabgabesystem, das minimal als Milch spezifiziert werden kann Lieferwagen, der jedes Geschäft auf dem kürzesten Weg anfährt.

Lassen Sie uns hier einen Moment innehalten und Cantwell Smiths Definition analysieren. Obwohl Aufschlussreich ist, dass diese Definition nicht das erfasst, was Forscher heute als „Spezifikation“ bezeichnen. Dafür gibt es zwei Gründe. Erstens ist es reduktiv. Zweitens ist es nicht umfassend genug. Es ist reduktiv, weil der Begriff der Spezifikation identifiziert wird mit einer formalen Beschreibung des Verhaltens des Zielsystems. Das bedeutet, dass Das beabsichtigte Verhalten der Simulation wird anhand einer formalen Maschinerie beschrieben. Die Softwareentwicklung hat jedoch deutlich gemacht, dass Spezifikationen nicht vollständig sein können formalisiert. Vielmehr müssen sie als eine Art „halbformale“ Beschreibung des Verhaltens einer Computersoftware aufgefasst werden. In diesem letzteren Sinne sowohl formal als auch In der Spezifikation existieren nicht formale Beschreibungen nebeneinander. Mit anderen Worten: mathematisch und logische Formeln koexistieren mit Designentscheidungen in einfacher natürlicher Sprache, Ad-hoc Lösungen zur rechnerischen Traktabilität und dergleichen. Dazu kommt noch die Dokumentation für den Computercode, die Kommentare der Forscher dazu und so weiter. Obwohl es das gibt Es herrscht allgemeine Übereinstimmung darüber, dass eine vollständige Formalisierung der Spezifikation ein wünschenswertes Ziel ist nicht immer erreichbar, insbesondere bei sehr komplexen Spezifikationen dass Computersimulationen voraussetzen.

Die Definition ist nicht hinreichend umfassend in dem Sinne, dass sie das Eigentliche spezifiziert Das Verhalten einer Simulation ist nicht unabhängig davon, wie sie implementiert wird. Eine Spezifikation beschreibt nicht nur das beabsichtigte Verhalten der Simulation gemäß des Zielsystems, sondern berücksichtigt auch praktische und theoretische Randbedingungen des physischen Computer. Dies bedeutet, dass Bedenken hinsichtlich der Berechenbarkeit, Leistung, Effizienz und Robustheit des physischen Computers normalerweise auch Teil der Spezifikation der Simulation sind. Im obigen Beispiel der Milchlieferungssimulation: Die Spezifikation erfasst nur die allgemeinen Aspekte des Zielsystems, also diejenigen, die sind für den Forscher wichtiger, unabhängig von den Einzelheiten der Lieferung Milch wird tatsächlich durchgeführt. So viel ist richtig. Hinzu kommen die Einschränkungen Es müssen auf die physische Beschaffenheit des Computers zugeschnittene Elemente hinzugefügt werden. Infolgedessen wird die Spezifikation mit neuen Entitäten und Beziehungen gefüllt, alternativen Lösungen zum Probleme und ein insgesamt anderer Ansatz als eine rein formale Lösung würde bereitstellen.

Eine genauere Vorstellung davon, was Spezifikationen ausmacht, gibt Shari Pfleeger und Joanne Atlee.²² Diese Mathematiker und Informatiker glauben, dass jeder Bei der Programmspezifikation geht es um die Beschreibung externer sichtbarer Eigenschaften einer Softwareeinheit sowie der Zugriffsfunktionen, Parameter, Rückgabewerte usw. des Systems Ausnahmen. Mit anderen Worten: Die Spezifikation berücksichtigt beides, nämlich das modellierte Ziel System sowie der Softwareeinheit.

Dabei handelt es sich um ein Modell, das ein Zielsystem für allgemeine wissenschaftliche und technische Zwecke beschreibt.

²² Siehe (Pfleeger und Atlee 2009).

Es gibt eine Reihe allgemeiner Attribute und Funktionen, die typischerweise als enthalten sind Teil der Spezifikation. Das Folgende ist eine Auswahlliste:

Zweck: Es dokumentiert die Funktionalität jeder Zugriffsfunktion, Änderung von Variablen, Zugriff auf E/A usw. Dies sollte so detailliert erfolgen, dass andere Entwickler erkennen können, welche Funktionalitäten ihren Anforderungen entsprechen;

Voraussetzungen: Hierbei handelt es sich um Annahmen, die das Modell beinhaltet und erfüllen muss anderen Entwicklern zur Verfügung stehen, um zu erfahren, unter welchen Bedingungen das Gerät ordnungsgemäß funktioniert. Zu den Vorbedingungen gehören Werte von Eingabeparametern, Zustände globaler Ressourcen, andere Softwareeinheiten usw.;

Protokolle: Dazu gehören Informationen über die Reihenfolge, in der der Zugriff funktioniert aufgerufen werden sollen, die Mechanismen, in denen Module Nachrichten austauschen usw. Für Beispielsweise muss ein Modul, das auf eine externe Datenbank zugreift, ordnungsgemäß autorisiert sein;

Nachbedingungen: Alle möglichen sichtbaren Auswirkungen des Zugriffs auf Funktionen werden dokumentiert, einschließlich Rückgabewerte, Ausnahmen, Ausgabedateien usw. Nachbedingungen sind wichtig, weil sie dem aufrufenden Code mitteilen, wie er angemessen auf eine bestimmte Situation reagieren soll Ausgabe der Funktion;

Qualitätsmerkmale: Daran werden die Leistung und Zuverlässigkeit des Modells sichtbar an Entwickler und Benutzer. Am Beispiel des um einen Planeten kreisenden Satelliten In Abschnitt 1.1 muss der Benutzer die TOLERANCE-Variable angeben, d. h. die maximaler absoluter Fehler, der in jeder Positionskoordinate toleriert werden kann. Wenn das ist zu niedrig eingestellt, kann das Programm sehr langsam werden;

Designentscheidungen: Die Spezifikation ist auch der Ort, an dem politische, ethische und politische Entscheidungen getroffen werden Entwurfsentscheidungen werden im Rahmen des Simulationsmodells umgesetzt.

Fehlerbehandlung: Es ist wichtig, den Arbeitsablauf der Softwareeinheit festzulegen und wie man sich in ungewöhnlichen Situationen verhält, z. B. bei ungültigen Eingaben oder Fehlern während des Berechnung, Umgang mit Fehlern usw. Die funktionalen Anforderungen der Spezifikation müssen klar darlegen, was die Simulation in diesen Situationen tun muss. Eine gute Die Spezifikation muss bestimmten Grundsätzen der Robustheit, Korrektheit, Vollständigkeit, Stabilität und ähnlichen Anforderungen folgen.

Dokumentation: Alle zusätzlichen Informationen müssen ebenfalls in der Spezifikation dokumentiert werden, z. B. Besonderheiten der verwendeten Programmiersprachen, Bibliotheken und Beziehungen gehalten durch Strukturen, implementierte Zusatzfunktionen usw.;

In diesem Sinne und ähnlich wie bei wissenschaftlichen Instrumenten spielen Spezifikationen eine zentrale Rolle Rollen: Sie spielen eine methodische Rolle als Blaupause für das Design, die Programmierung, und Durchführung der Simulation. Zu dieser Rolle gehört die Verknüpfung der Darstellung und des Wissens über das Zielsystem mit dem Wissen über das Zielsystem

Computersystem (d. h. die Architektur, das Betriebssystem, die Programmiersprachen usw. des Computers). Dies bedeutet, dass Spezifikationen dazu beitragen, diese beiden Wissensarten zu „überbrücken“. Dabei handelt es sich natürlich nicht um einen gespenstischen oder mysteriösen Zusammenhang, sondern vielmehr um die Grundlage der beruflichen Tätigkeit von Informatikern und Ingenieuren: Eine Simulation muss möglichst detailliert spezifiziert werden, bevor sie in einen Algorithmus programmiert wird, denn das spart Zeit, Geld, Ressourcen und, was noch wichtiger ist, verringert das Auftreten von Fehlern, falschen Darstellungen und die Wahrscheinlichkeit von Fehlkalkulationen.

Es spielt auch eine erkenntnistheoretische Rolle in dem Sinne, dass Spezifikationen ein Depot und Speicher unseres Wissens über das Zielsystem und, wie gerade erwähnt, auch über die Softwareeinheit sind. Spezifikationen sind in diesem Sinne eine kognitiv transparente Einheit in dem Sinne, dass Forscher stets nachvollziehen können, was dort beschrieben wurde. Tatsächlich kann man argumentieren, dass es sich um die transparenteste Einheit in einer Computersimulation handelt. Dies wird sofort deutlich, wenn man es mit dem Algorithmus und dem Computerprozess vergleicht: Ersterer ist zwar noch kognitiv zugänglich, aber in einer Programmiersprache geschrieben, die für einen Menschen ungeeignet ist, ihm durchgehend zu folgen; Letzteres wiederum versperrt den Zugriff auf die Computersimulation und deren zeitliche Entwicklung.

Lassen Sie uns diese Punkte anhand eines Beispiels veranschaulichen. Betrachten Sie die Spezifikation einer einfachen Simulation, wie etwa der in Abschnitt 1.1 besprochenen Simulation des umlaufenden Satelliten unter Gezeitenstress. Eine mögliche Spezifikation umfasst Informationen über das Verhalten des Satelliten, beispielsweise die Tatsache, dass er sich entlang des Radiusvektors ausdehnt. Es enthält auch mögliche Einschränkungen für die Simulation. Woolfson und Pert weisen darauf hin, dass bei einer nicht kreisförmigen Umlaufbahn die Belastung des Satelliten variabel ist und er sich daher entlang des Radiusvektors periodisch ausdehnt und zusammenzieht. Aus diesem Grund und weil der Satellit nicht perfekt elastisch ausgelegt ist, kommt es zu Hystereseeffekten und ein Teil der mechanischen Energie wird in Wärme umgewandelt, die abgestrahlt wird. Eine interessante Ad-hoc-Lösung für die Elastizität des Satelliten besteht darin, ihn durch drei Massen darzustellen, die jeweils denselben Wert haben und durch Federn derselben unverspannten Länge verbunden sind. Selbstverständlich sind auch eine Reihe von Gleichungen in der Spezifikation enthalten.²³

Diese und andere Elemente müssen dann zusammen mit einigen Informationen über den physischen Computer in die Spezifikation aufgenommen werden. Ein einfaches Beispiel für diesen letzten Punkt ist, dass die Masse des Jupiter nicht auf einem Computer dargestellt werden kann, dessen Architektur auf einem 32-Bit-System basiert. Der Grund dafür ist, dass die Masse des Jupiter $1,898 \times 10^{27}$ kg beträgt und diese Zahl nur in 128 Bit oder höher dargestellt werden kann.

Fahren wir nun mit dem Studium des Algorithmus, also der logischen Struktur, fort verantwortlich für die Interpretation der Spezifikation in einer geeigneten Programmiersprache.

2.2.1.2 Algorithmen

Die meisten unserer täglichen Aktivitäten lassen sich als einfache Regelwerke beschreiben, die wir systematisch wiederholen. Wir stehen morgens zu einer bestimmten Zeit auf, putzen uns die Zähne,

²³ Weitere philosophische Fragen zu Spezifikationen finden Sie unter (Turner 2011).

Duschen und mit dem Bus zur Arbeit fahren. Natürlich ändern wir unsere Routine, aber gerade so weit, dass sie in gewisser Weise vorteilhafter wird: Wir verbringen mehr Zeit im Bett, verkürzen den Abstand zwischen den Stationen und stellen alle im Haus zufrieden.

In gewisser Weise fängt diese Routine den Sinn dessen ein, was wir einen Algorithmus nennen, da sie eine Reihe wohldefinierter Regeln systematisch immer wieder wiederholt. Jean-Luc Chabert, ein Historiker, der sich viel mit dem Begriff des Algorithmus beschäftigt hat, definiert ihn als „eine Reihe von Schritt-für-Schritt-Anweisungen, die ganz mechanisch ausgeführt werden müssen, um ein gewünschtes Ergebnis zu erzielen“ (Chabert 1994, 1). Eine Routine ist eine Art Algorithmus, oder genauer gesagt, sie könnte in einen Algorithmus umgewandelt werden. Aber an sich ist es kein Algorithmus. Wir müssen diesen Begriff also präzisieren.

Lassen Sie uns zunächst anerkennen, dass die Vorstellung eines Algorithmus existierte, lange bevor ein Wort zu seiner Beschreibung geprägt wurde. Tatsächlich haben Algorithmen eine weitreichende Geschichte, die bis zu den Babyloniern und ihrem Einsatz zur Entschlüsselung von Rechtsfragen, zu Lateinlehrern, die Algorithmen zur Ausarbeitung von Grammatikkenntnissen nutzten, und zu Hellsehern zur Vorhersage der Zukunft zurückreicht. Ihre Popularität beginnt in der Mathematik – die Methoden von Euler und Runge-Kutta sowie die Fourier-Reihe sind nur einige Beispiele – und breitet sich bis in die Informatik und Ingenieurwissenschaften aus. An dieser letzten Station liegt unser Interesse an Algorithmen. Kurz gesagt, für uns ist Algorithmus gleichbedeutend mit Computeralgorithmus.²⁴

Nun basieren Computeralgorithmen auf der Idee, dass sie Teil eines systematischen, formalen und endlichen Verfahrens – mathematisch und logisch – zur Implementierung spezifischer Befehlssätze sind. Chabert definiert sie in Anlehnung an die *Eyclopaedia Britannica* als „ein systematisches mathematisches Verfahren, das – in einer endlichen Anzahl von Schritten – die Antwort auf eine Frage oder die Lösung eines Problems liefert“ (2). Nach dieser Interpretation gilt das folgende kollisionsfreie Partikel-in-Zellen-System, wie es von Michael Woolfson und Geoffrey Pert vorgestellt wurde, als Algorithmus:

1. Konstruieren Sie ein geeignetes Gitter im ein-, zwei- oder dreidimensionalen Raum, innerhalb dessen das System definiert werden kann. [...]
2. Bestimmen Sie die Anzahl der Superteilchen, sowohl Elektronen als auch Ionen, und weisen Sie ihnen Positionen zu. Um eine möglichst geringe zufällige Fluktuation in den Feldern zu erreichen, ist es erforderlich, möglichst viele Partikel pro Zelle zu haben. [...]
3. Unter Verwendung der Dichten an Gitterpunkten gilt die Poisson-Gleichung: $\nabla^2 \psi = \rho/\epsilon_0$

...

25 N. Wenn die gesamte Simulationszeit nicht überschritten wird, kehren Sie zu 3 zurück.

²⁴ Es gibt einen interessanten etymologischen Ursprung für das Wort „Algorithmus“. Aufzeichnungen zeigen, dass das Wort teilweise von al-Khwarizmi stammt, einem persischen Mathematiker aus dem 9. Jahrhundert und Autor des ältesten bekannten Werks der Algebra. Die Welt kommt auch vom lateinischen *algorismus* und dem altgriechischen *ἀλγόριθμος*, was „Zahl“ bedeutet.

²⁵ Eine ausführlichere Diskussion der Prozessschritte für rein elektrostatische Felder kann erfolgen finden Sie hier (Woolfson und Pert 1999, 115).

Bei näherer Betrachtung erkennt man, dass das Beispiel sowohl mathematische Maschinen als auch Aussagen in einfachem Englisch beinhaltet. In gewisser Weise ähnelt es eher einer Spezifikation für ein kollisionsfreies Partikel-in-Zellen-System als einem richtigen Computeralgorithmus. Und doch gilt es nach Chaberts Definition als Algorithmus. Was wir brauchen, ist eine genauere Definition.

In den 1930er Jahren wurde das Konzept des Computeralgorithmus im Kontext der Computerprogrammierung populär gemacht. In diesem neuen Kontext erfuhr der Begriff einige Änderungen gegenüber seiner ursprünglichen mathematischen Formulierung, vor allem in der zugrunde liegenden Sprache: von der Mathematik zu einer Vielzahl syntaktischer und semantischer Konstruktionen. Das war jedoch noch nicht alles. Eine Auswahlliste mit den neuen Funktionen umfasst:

1. Ein Algorithmus ist definiert als ein endlicher und organisierter Satz von Anweisungen, der die Lösung eines Problems liefern soll und der bestimmte Sätze von Bedingungen erfüllen muss;
2. Der Algorithmus muss in einer bestimmten Sprache geschrieben werden können; 3. Der Algorithmus ist ein Verfahren, das Schritt für Schritt ausgeführt wird; 4. Die Aktion bei jedem Schritt wird streng durch den Algorithmus und die Eingabedaten bestimmt und die in den vorherigen Schritten erhaltenen Ergebnisse;
5. Unabhängig von den Eingabedaten wird die Ausführung des Algorithmus nach einer endlichen Anzahl von Schritten beendet; 6. Das Verhalten des Algorithmus wird während der Implementierung auf der Computermaschine physikalisch instanziiert.²⁶

Es sei darauf hingewiesen, dass es vielen Strukturen in der Informatik und den Ingenieurwissenschaften gleichermaßen gelingt, sich als Algorithmen mit diesen Merkmalen zu qualifizieren. Pseudocodes (z. B. Algorithmus 1) sind unser erstes Beispiel. Hierbei handelt es sich um Beschreibungen, die die meisten der oben genannten Bedingungen erfüllen, mit der Ausnahme, dass sie nicht auf der physischen Maschine umsetzbar sind. Der Grund dafür ist, dass sie in erster Linie für die menschliche Lektüre gedacht sind, mit einer Prise formaler Syntax. Aus diesem Grund findet man Pseudocode recht häufig in den Spezifikationen eines Zielsystems, da er den Übergang in einen Algorithmus erleichtert.²⁷

²⁶ Dies sind einige, aber nicht alle Merkmale, die Chabert Algorithmen zuschreibt. Ein mehr Eine ausführliche Geschichte der Computeralgorithmen finden Sie in (Chabert 1994, 455).

²⁷ Für eine ausführliche Diskussion der verschiedenen Konzepte von Algorithmen siehe die Debatte zwischen Robin Hill in (Hill 2013, 2015) und Andreas Blass, Nachum Dershowitz und Yuri Gurevich in (Blass und Gurevich 2003; Blass, Dershowitz und Gurevich 2009). Hier müssen wir tief in subtile philosophische Diskussionen eintauchen.

Algorithmus 1 Pseudocode

Pseudocode ist eine nicht formale Beschreibung der Spezifikation auf hoher Ebene. Der Schwerpunkt liegt auf dem Betriebsverhalten des Algorithmus und nicht auf einer bestimmten Syntax. In diesem Sinne verwendet es eine ähnliche Sprache wie eine Programmiersprache, allerdings in einem sehr lockeren Sinne, wobei typischerweise Details weggelassen werden, die für das Verständnis des Algorithmus nicht wesentlich sind.

Erforderlich: $n \neq 0, x \neq 0$

Stellen Sie sicher: $y = \frac{1}{x}$

```

y ← 1
wenn n < 0 dann
  X 1/x
  N yn sonst

  X x
  N n
end
if while N ≠ 0
  do if N gerade dann
    xx yx
    NN/2
  sonst {N ist
    ungerade} y yyX
    NN y1
  end
if end while
```

Am häufigsten wird der Begriff Algorithmus auf eine Programmiersprache zugeschnitten. Da das Universum der Programmiersprachen nun sehr groß ist, würde für unsere Zwecke ein Beispiel jeder Art ausreichen. Als vier Vertreter der Programmiersprachen nehme ich dann Fortran, Java, Python und Haskell. Das erste ist ein Beispiel für eine imperative Programmiersprache (siehe Algorithmus 2); die zweite ist eine objektorientierte Programmiersprache (siehe Algorithmus 3); Python ist ein gutes Beispiel für eine interpretierte Sprache (siehe Algorithmus 4); und Haskell ist das Beispiel für funktionale Programmierung (siehe Algorithmus 5).

Algorithmus 2 Fortran

Fortran ist eine imperative Programmiersprache, die sich besonders für numerische Berechnungen und wissenschaftliches Rechnen eignet. Es erfreut sich bei Forschern, die mit Computersimulationen arbeiten, großer Beliebtheit, da sich Formeln leicht umsetzen lassen und die Rechenleistung dennoch hoch bleibt. Aufgrund seiner Vielseitigkeit und Effizienz dominierte Fortran unter anderem in rechenintensiven Bereichen wie der numerischen Wettervorhersage, der Finite-Elemente-Analyse und der numerischen Strömungsmechanik. Es ist auch eine sehr beliebte Sprache im Hochleistungsrechnen.

Das Programm GCD berechnet den größten gemeinsamen Teiler zwischen zwei ganzen Zahlen nach Eingabe durch den Benutzer:

Programm**GCD implizit****keine Ganzzahl :: a, b, c**

```
write(*,*) 'Gib mir zwei positive ganze Zahlen:
```

```
' read(*,*) a, b
```

```
    if (a < b) then
```

```
        c=a
```

```
        a=b
```

```
        b=c
```

```
    Ende wenn
```

```
    Tun
```

```
        c = MOD(a, b)
```

```
        if (c == 0) exit
```

```
    a=bb=c
```

```
    end do write(*,*) 'The GCD
```

```
is', b end program GCD
```

Algorithmus 3 JAVA

Java ist eine universelle Computerprogrammiersprache. Zu seinen Hauptmerkmalen gehört, dass es nebenläufig, klassenbasiert und objektorientiert ist und speziell darauf ausgelegt ist, möglichst wenige Implementierungsabhängigkeiten zu haben. Dieser letzte Punkt hat Java zu einer beliebten Programmiersprache gemacht, da seine Anwendungen normalerweise einmal kompiliert werden und auf jeder Java Virtual Machine ausgeführt werden, unabhängig von der Computerarchitektur.

SNP berechnet die Summe zweier Ganzzahlen nach Eingabe durch den Benutzer:

```
Paket SNP;
import java.util.Scanner;

öffentliche Klasse addTwoNumbers
    privater statischer Scanner sc;
    public static void main(String[] args) int
        Number1, Number2, Sum; sc = neuer
        Scanner(System.in);

    System.out.println("Geben Sie die erste Zahl ein: "); a =
    sc.nextInt();

    System.out.println("Geben Sie die zweite Zahl ein: "); b =
    sc.nextInt();

    Summe = a +
    b; System.out.println("Die Summe ist = " + Summe);
```

Algorithmus 4 Python

Python ist eine weit verbreitete höhere Programmiersprache für die allgemeine Programmierung. Es ist eine der vielen heute verfügbaren interpretierten Sprachen. Eine der Designphilosophien von Python ist die Lesbarkeit des Codes, die durch die Verwendung von Leerzeicheneinrückungen zur Abgrenzung von Codeblöcken gewährleistet wird. Es nutzt außerdem eine bemerkenswert einfache Syntax, die es Programmierern ermöglicht, komplexe Konzepte in weniger Codezeilen auszudrücken.

Die Funktion gcd berechnet den größten gemeinsamen Teiler zweier Ganzzahlen nach Eingabe durch den Benutzer:

```
def gcd(a, b): a
    = abs(a) b =
    abs(b) while
        b:
            a, b = b, a%b
    zurückgeben a
```

Algorithmus 5 Haskell

Haskell ist eine standardisierte, universelle, rein funktionale Programmiersprache mit nicht strenger Semantik und starker statischer Typisierung. Funktional sein

Sprache bedeutet, dass Haskell Berechnungen als die Bewertung von Mathematik behandelt Funktionen. Insofern erfolgt die Programmierung in Haskell mit Ausdrücken oder Deklarationen statt Anweisungen – im Gegensatz zur imperativen Programmierung. Haskell bietet verzögerte Auswertung, Mustervergleich, Listenverständnis, Typklassen und Typpolymorphismus. Ein Hauptmerkmal von Funktionen in Haskell ist, dass sie haben keine Nebenwirkungen, das heißt, das Ergebnis einer Funktion wird durch ihre Eingabe und bestimmt nur durch seine Eingabe. Funktionen können also in beliebiger Reihenfolge ausgewertet werden und werden dies auch immer tun geben das gleiche Ergebnis zurück – vorausgesetzt, dass die gleiche Eingabe übergeben wird. Das ist ein Hauptfach Vorteil der funktionalen Programmierung, die das Verhalten eines Programms wesentlich beeinflusst leichter zu verstehen und vorherzusagen.

Funktion plus addiert 1 zu 2 und zeigt das Ergebnis:

plus :: Int → Int → Int

plus = (+)

main = **tun**

```

    sei res = plus 1 2
    putStrLn $ "1+2 = " ++ Auflösung anzeigen

```

Algorithmen weisen mehrere Eigenschaften auf, die es zu beachten gilt. Aus ontologischer Sicht ist ein Algorithmus eine syntaktische Struktur, die die Informationen kodiert in der Spezifikation festgelegt. Wie ich später in diesem Abschnitt erläutern werde, können Algorithmen aus mehreren technischen und praktischen Gründen nicht alle in der Richtlinie dargelegten Informationen kodieren Spezifikation. Vielmehr werden einige Informationen hinzugefügt, einige gehen verloren und einige wird einfach geändert.

Beachten wir auch, dass Informatikstudien den Begriff der Syntax und Semantik auf ganz andere Weise nutzen als die Linguistik. Für Informatik, Syntax ist das Studium von Symbolen und ihren Beziehungen innerhalb eines formalen Systems; Es umfasst typischerweise eine Grammatik (d. h. eine Folge von Symbolen als wohlgeformte Formeln), und Beweistheorie (dh eine Folge wohlgeformter Formeln, die als Oreme betrachtet werden). Andererseits ist Semantik die Untersuchung der Beziehung zwischen a formales System, das syntaktisch spezifiziert ist, und ein semantischer Bereich, der spezifiziert ist spezifiziert durch eine Domäne, die die Symbole in der syntaktischen Domäne interpretiert. Im Falle der Implementierung des Algorithmus auf dem Digitalrechner, Der semantische Bereich umfasst die physikalischen Zustände des Computers, wenn er die im Algorithmus programmierten Anweisungen ausführt. Ich bezeichne diese physikalischen Zustände als Computer Prozess, der im nächsten Abschnitt besprochen wird.

Zwei weitere interessante ontologische Eigenschaften sind, dass der Algorithmus abstrakt ist und formell. Es ist abstrakt, weil es aus einer Reihe von Symbolen ohne physische Zeichen besteht auf sie einwirkende kausale Beziehungen: Genau wie eine logisch-mathematische Struktur, eine al-

Der Algorithmus ist kausal träge und von der Raumzeit getrennt. Es ist formal, weil es den Gesetzen der Logik folgt, die angeben, wie man Symbole systematisch manipuliert.²⁸ Diese ontologischen

Merkmale bieten mehrere interessante epistemische Vorteile, von denen zwei Philosophen und Informatiker besonders beschäftigt haben. Das sind Syntaxkorrelation und Syntaxübertragung. Syntaxkorrelation ist die Möglichkeit, die Äquivalenz zwischen zwei algorithmischen Strukturen aufrechtzuerhalten. Die Syntaxübertragung hingegen besteht darin, den Algorithmus so zu ändern, dass er eine andere Funktionalität ausführt. Lassen Sie mich näher darauf eingehen.

Anhand eines Beispiels aus der Mathematik lässt sich der Syntaxzusammenhang verdeutlichen. Betrachten Sie ein kartesisches Koordinatensystem und ein Polarkoordinatensystem. Es gibt gut etablierte mathematische Transformationen, die dabei helfen, ihre Äquivalenz festzulegen. Bei gegebenen kartesischen Koordinaten (x, y) werden ihre äquivalenten Polarkoordinaten durch $(r, \varphi) = (p \times \sqrt{x^2 + y^2}, \arctan(y/x))$ festgelegt. Ebenso kann man bei einem gegebenen Satz Polarkoordinaten (r, φ) **ohne großen Aufwand die entsprechenden kartesischen Koordinaten finden**, indem man $(x, y) = r \cos \varphi, r \sin \varphi$ verwendet.

Eine ähnliche Idee kann in Algorithmen verwendet werden. Betrachten Sie die folgende Extraktion von Algorithmus 6 und seinem Äquivalent in Algorithmus 7. Wir wissen, dass beide logisch äquivalent sind, weil es dafür einen formalen Beweis gibt (angegeben in der Wahrheitstabelle 2.1).³⁰

Algorithmus 6

... **if** (y) **then** $\{a\}$ **else** $\{b\}$...

²⁸ Weitere Einzelheiten finden Sie in der Arbeit von Donald E. Knuth und Edsger W. Dijkstra in (Knuth 1974), (Knuth 1973) und (Dijkstra 1974). Beide Autoren gelten als wichtige Mitwirkende bei der Entwicklung der Informatik als anspruchsvoller Disziplin. Knuth ist auch der Autor von „The Art of Computer Programming“, einem – nach heutigem Stand – vierbändigen Meisterwerk, das viele Arten von Programmialgorithmen und deren Analyse behandelt. Dijkstra wiederum ist ein früherer Pionier und Förderer der Informatik als akademische Disziplin. Er trug dazu bei, den Grundstein für die Geburt und Entwicklung des Software-Engineerings zu legen, und seine Schriften legten den Grundstein für viele Forschungsbereiche der Informatik, insbesondere für strukturierte Programmierung und gleichzeitiges Rechnen.

²⁹ Wie aus dem Beispiel hervorgeht, wirft die Syntaxkorrelation die Frage auf: „Inwieweit sind zwei Gleichungssysteme äquivalent?“ Diese Frage ist nicht leicht zu beantworten. Im Fall kartesischer und polarer Koordinatensysteme könnte man einwenden, dass den Polarkoordinatensystemen Beschränkungen auferlegt werden müssen – d. h. für die $\tan$ -Funktion umfasst der Definitionsbereich alle reellen Zahlen, z. B. wenn die Etwas $\frac{y}{2} \pm \frac{3y}{2} \pm \frac{5y}{2} \dots$, Funktion undefiniert ist – und dass dies daher nicht der Fall ist isomorph. cept $\pm$ Ähnliches passiert mit Lagrange und Hamiltonian, wie ich weiter unten für Algorithmen bespreche.

³⁰ Sicherlich sind Algorithmen viel komplexere Strukturen als die Beispiele, die ich hier verwende. Es überrascht daher nicht, dass die Äquivalenz zwischen Algorithmen nicht einfach durch eine Wahrheitstabelle festgestellt werden kann. Komplexere mathematische und rechnerische Maschinen werden benötigt und tatsächlich eingesetzt. Ein Standardansatz besteht in der Konstruktion einer Äquivalenzklasse von Algorithmen (Blass, Dershowitz und Gurevich 2009). Nehmen Sie zum Beispiel einen Sortieralgorithmus, dessen Formulierung darin besteht, dass er eine geordnete Permutation einer Eingabeliste zurückgibt, um eine Definition der Reihenfolge zu erhalten. Indem man zeigt, dass eine gegebene Funktion die Eigenschaft hat, eine geordnete Permutation zurückzugeben – für die gleiche Ordnungsdefinition –, könnte man behaupten, dass beide Algorithmen zur gleichen Klasse gehören. Das Finden einer Algorithmusäquivalenz ist für viele Software- und Hardware-Verifizierungsverfahren von zentraler Bedeutung.

Algorithmus

... 7 if (not- $\dot{y}$) then {b} else {a} ...

Tabelle 2.1 Äquivalenzwahrheitstabelle von Algorithmus 6 und

$\dot{y}$ {a} {b}		
T	T	∅
F	∅	T

Algorithmus 7. not- $\dot{y}$ {a} {b}		
T	∅	T
F	T	∅

Ein epistemischer Vorteil der Syntaxkorrelation besteht darin, dass sie die Anzahl möglicher und äquivalenter Implementierungen für eine bestimmte Computersimulation erweitert. Betrachten Sie als Fall einen Lagrange- und einen Hamilton-Gleichungssatz, wie sie in dynamischen Systemen korreliert sind. Forscher können zwischen der einen oder anderen Formulierung wählen, abhängig von Anforderungen, die nicht unbedingt mit der Darstellung des Zielsystems zusammenhängen (z. B. ist das Verständnis eines Gleichungssystems für ein bestimmtes Zielsystem einfacher als das andere, die Leistung der Simulation jedoch verbessert sich mit beiden Gleichungssätzen usw.). Auf diese Weise sind Forscher nicht länger auf eine Reihe von Gleichungen angewiesen, um herauszufinden, wie sie diese umsetzen können, sondern sie konzentrieren ihre Anstrengungen und Bedenken auf andere Aspekte der Simulation wie Leistung und Einfachheit. Nehmen Sie zum Beispiel die folgende schnelle Berechnung. Für ein System mit einem Konfigurationsraum der Dimension n sind Hamilton-Gleichungen ein Satz von $2n$ gekoppelten ODEs erster Ordnung. Lagrange-Gleichungen hingegen sind ein Satz von n ungekoppelten ODEs zweiter Ordnung. Daher könnte die Implementierung von Hamilton-Operatoren gegenüber Lagrang-Operatoren einen echten Vorteil hinsichtlich Leistung, Speichernutzung und Berechnungsgeschwindigkeit bieten. Etwas ganz Ähnliches passiert, wenn man ein kartesisches und ein polares Koordinatensystem von Hand berechnet.

Das zweite epistemische Merkmal von Algorithmen ist die Syntaxübertragung. Dies bezieht sich auf die einfache Idee, dass Forscher durch das Hinzufügen – oder Entfernen – nur einiger Codezeilen im Algorithmus denselben Code für verschiedene Darstellungskontexte wiederverwenden können. In solchen Fällen setzt die Syntaxübertragung minimale Änderungen im Algorithmus voraus. Ein sehr einfacher Fall lässt sich veranschaulichen, indem man zu Algorithmus 3 einige Zeilen zur Berechnung der Summe von drei Zahlen hinzufügt, wie in Algorithmus 8 gezeigt. Beachten wir, dass Syntaxübertragung eine grundlegende Idee hinter Modulen und Bibliotheken ist: Ein sehr ähnlicher Code kann sein in unterschiedlichen, aber verwandten Kontexten verwendet.

Die Syntaxübertragung ermöglicht es Forschern, ihren vorhandenen Code wiederzuverwenden, um ihn an verschiedene Kontexte anzupassen, und den Code zu verallgemeinern, um mehr Ergebnisse einzubeziehen, wodurch der Anwendungsbereich des Algorithmus erweitert oder eingeschränkt wird.

Algorithmus 8 JAVA erweitert**Paket** SNP;**import** java.util.Scanner;**öffentliche Klasse** addThreeNumbers **private static** Scanner sc; **public static void** main(String[] args) **int** Number1, Number2, Number3, Sum; sc = **neuer**

Scanner(System.in);

System.out.println("Geben Sie die erste Zahl ein: "); a
 = sc.nextInt();

System.out.println("Geben Sie die zweite Zahl ein: "); b =
 sc.nextInt();

System.out.println("Geben Sie die dritte Zahl ein: "); c
 = sc.nextInt();

Summe = a + b +

 c; **System.out.println**("Die Summe ist = " + Summe);

Syntaxkorrelation und Syntaxübertragung sind gängige Praktiken bei Forschern, die ihre eigenen Simulationen programmieren. Es ist nicht ungewöhnlich, dass dieselbe Simulation durch das Hinzufügen und Entfernen einiger Module sowie durch die Änderung anderer Module wächst und schrumpft. Dies ist Teil der standardmäßigen Codepflege und -verbesserung. Nun ist es auch möglich, dass die Syntaxübertragung dazu führt, dass der Code zu umfangreich wird und daher nicht mehr ohne hohe Kosten verwaltet werden kann. Wenn eine solche Situation auftritt, ist es wahrscheinlich Zeit für einen neuen Code. In solchen Fällen spielt die Syntaxkorrelation eine wichtige Rolle, da viele Funktionen des alten Codes im neuen Code beibehalten und entsprechend geändert werden.

Mit der Syntaxkorrelation und der Syntaxübertragung sind einige philosophische Fragen verbunden. Am prominentesten ist die Frage: „Wann sind zwei Algorithmen gleich?“ Die Frage stellt sich vor dem Hintergrund, dass Syntaxkorrelation und Syntaxübertragung Modifikationen eines ursprünglichen Algorithmus voraussetzen, die zu einem neuen Algorithmus führen. Im Fall der Syntaxkorrelation erfolgt dies in Form eines neuen Algorithmus, der dieselben Funktionalitäten wie der alte Algorithmus ausführt. Bei der Syntaxübertragung geschieht dies in Form eines geänderten – und damit streng genommen neuen – Algorithmus.

Auf diese Frage gibt es zwei allgemein akzeptierte Antworten. Entweder sind zwei Algorithmen logisch äquivalent, das heißt, die beiden Algorithmen sind strukturell und formal gleichwertig

ähnlich,³¹ oder sie sind verhaltensmäßig gleichwertig, das heißt, die beiden Algorithmen verhalten sich gleich eine ähnliche Mode. Lassen Sie mich kurz auf diese beiden Ansätze eingehen.

Logische Äquivalenz ist die Idee, dass zwei Algorithmen strukturell ähnlich sind, dass eine solche Äquivalenz mit formalen Mitteln gezeigt werden kann. Ich veranschauliche eine sehr einfache logische Äquivalenz durch Verwendung von Algorithmus 6 und Algorithmus 7, da beide formal sind zueinander isomorph – der Beweis findet sich wiederum in Tabelle 2.1. Formale Verfahren von jeglicher Art – wie eine Wahrheitstabelle – sind gute Garantien für strukturelle Ähnlichkeit.³² Somit sind die Wenn ... dann ist die Bedingung in Algorithmus 6 strukturell äquivalent zur Bedingung in Algorithmus 7.

Leider ist eine logische Äquivalenz aus praktischen Gründen nicht immer erreichbar sowie theoretische Einschränkungen. Beispiele für praktische Einschränkungen sind Fälle von Algorithmen, die menschlich nicht formal verifizierbar sind. Ein weiteres Beispiel ist formal Verfahren, die zu zeit- und ressourcenintensiv sind. Beispiele für theoretische Einschränkungen umfassen Fälle, in denen die Programmiersprache in der Simulation codiert ist bezieht sich auf Entitäten, Beziehungen, Operationen und dergleichen, die das Verfahren zur Überprüfung struktureller Ähnlichkeit nicht berücksichtigen kann.

Um mit diesen Einschränkungen umzugehen, haben Wissenschaft und Industrie ihre Kräfte gebündelt und hat eine Vielzahl von Tools entwickelt, die den Proof- und Prüfprozess automatisieren. Obwohl Es stehen mehrere Modellprüfer und Semantikprüfer zur Verfügung, ein aussagekräftiges Beispiel Bei der Verifizierung von Software wird ACL2 verwendet. Eine rechnerische Logik für Applicative Common Lisp (ACL2) wurde explizit zur Unterstützung automatisierter Argumentation entwickelt und helfen so bei der Rekonstruktion von Äquivalenzklassen von Algorithmen.

Verhaltensäquivalenz hingegen besteht darin, sicherzustellen, dass die beiden Algorithmen verhalten sich auf ähnliche Weise (z. B. indem sie dieselben Ergebnisse liefern³³). Jetzt, Obwohl Verhaltensäquivalenz einfacher zu erreichen klingt als strukturelle Äquivalenz, bringt sie einige eigene Probleme mit sich. Es besteht zum Beispiel die Sorge, dass Verhaltensäquivalenz basiert auf induktiven Prinzipien. Das bedeutet, dass man konnte die Äquivalenz nur bis zum Zeitpunkt t gewährleisten, wenn sich die beiden Algorithmen ähnlich verhalten. Es gibt jedoch keine Garantie dafür, dass sich die Algorithmen zum Zeitpunkt $t + 1$ immer noch so verhalten das gleiche. Verhaltensäquivalenz kann nur bis zum Zeitpunkt des Vergleichs der beiden Algorithmen gewährleistet werden. Tatsächlich könnte man davon ausgehen, dass es sich um zwei Algorithmen handelt

³¹ Isomorphismus wäre hier die beste Option, da es der einzige Morphismus ist, der gerechtfertigt sein könnte Gesamtäquivalenz zwischen Algorithmen. Alternative -Morphismen werden jedoch auch im behandelt Literatur, zum Beispiel im Werk von (Blass, Dershowitz, and Gurevich 2009) und (Blass and Gurevitch 2003).

³² Für diejenigen Leser, die an tiefergehenden philosophischen Diskussionen interessiert sind, ist die Klärung des Begriffs „strukturelle Ähnlichkeit“ ein Muss. Hier gehe ich davon aus, dass man objektiv entscheiden kann, wann ein Algorithmus ist strukturell einem anderen ähnlich. Die Literatur zur Ähnlichkeit und allgemeiner zur theoretischen Darstellung ist recht umfangreich. Zunächst einmal ein Vorschlag (Humphreys und Imbert 2012).

³³ Dies unter einer gegebenen Interpretation von „den gleichen Ergebnissen“, andernfalls stellen wir uns die Frage wenn zwei Ergebnismengen gleich sind. Zu diesem Zweck könnten wir mathematische und algorithmische Verfahren außerhalb der beiden zu vergleichenden Algorithmen auswählen, die eine akzeptable Ähnlichkeit herstellen unter den Ergebnissen.

nur für die Ausführung der Algorithmen verhaltensäquivalent. Weitere Hinrichtungen könnte Divergenz im Verhalten zeigen.³⁴

Ein letztes Problem, das sich aus der Verhaltensäquivalenz ergibt, besteht darin, dass sie die logische Äquivalenz verbergen könnte. Dies bedeutet, dass sich zwei Algorithmen im Verhalten unterscheiden, obwohl sie strukturell gleichwertig. Ein Beispiel ist ein Algorithmus, der eine kartesische Funktion implementiert Satz von Koordinaten, während ein anderer Polarkoordinaten implementiert. Beide Algorithmen sind strukturell gleich, aber verhaltensmäßig unterschiedlich.³⁵ In solchen Fällen ist es Bleibt die Frage, welche Art von Äquivalenz herrschen soll.

Dies sind einige der Standarddiskussionen in der Computerphilosophie Wissenschaft. Hier habe ich nur an der Oberfläche gekratzt, und es kann und muss noch viel mehr gesagt werden. Die Lektion, die ich daraus ziehen möchte, ist jedoch, dass sowohl Syntaxkorrelation als auch Syntaxisübertragung ihren Preis haben. Ob Forscher bereit sind zu zahlen Welcher Preis – und wie hoch dieser tatsächlich ist – ist eine Frage, die von mehreren Variablen abhängt, etwa den Interessen des Forschers, den verfügbaren Ressourcen und der Realität Dringlichkeit, eine Lösung zu finden. Für einige Situationen stehen sofort einsatzbereite Lösungen zur Verfügung existieren; Für einige andere ist die Erfahrung des Forschers immer noch die wertvollste Währung.

Bisher haben wir Algorithmen und ihre philosophischen Konsequenzen diskutiert. Wir müssen noch etwas über den Zusammenhang zwischen der Spezifikation und sagen der Algorithmus.

Idealerweise sollten die Spezifikation und der Algorithmus eng miteinander verbunden sein, d. h. Spezifikation sollte vollständig als algorithmische Struktur interpretiert werden. In der Realität ist dies selten der Fall, vor allem weil die Spezifikation stark beansprucht natürliche Sprache, während im Algorithmus jeder Begriff wörtlich interpretiert werden muss. Ein typisches Beispiel ist die Verwendung von Metaphern und Analogien. Viele wissenschaftliche und technische Modelle enthalten Begriffe, die keine spezifische Interpretation haben, wie „Schwarzes Loch“ oder „Schwarzes Loch“. „Mechanismus“ (Bailer-Jones 2009).³⁶ Metaphern und Analogien werden dann zum Ausfüllen verwendet die Lücke, die durch diese Begriffe entsteht, die keine wörtliche Interpretation haben. Dadurch Metaphern und Analogien regen bei den Benutzern eine Art kreative Reaktion an Modell, das mit der wörtlichen Sprache nicht mithalten kann. Allerdings wenn das gleiche metaphorisch Begriffe werden in einem Algorithmus implementiert, andernfalls bedürfen sie einer wörtlichen Interpretation sie können nicht berechnet werden.

Um die Interpretation der Spezifikation in einen Algorithmus zu erleichtern, haben sich die Forscher natürlich erneut auf die Automatisierung durch Computer verlassen. Zu diesem Zweck gibt es eine Vielzahl spezialisierter Sprachen, die die Spezifikation formalisieren.

³⁴ Viele Forscher scheuen sich davor, die Sorge zu akzeptieren, dass Computercode je nach Ausführungszeitpunkt unterschiedlich sein könnte. Der Philosoph James Fetzer (Fetzer 1988)

Ich habe dieses Problem einmal im Zusammenhang mit der Programmvalidierung angesprochen. Als Reaktion darauf wandten viele Informatiker und Ingenieure ein, dass er wenig darüber wisse, wie Computersoftware und -hardware eigentlich funktionieren arbeiten. Natürlich waren die Einwände nicht nur ad hominem, sondern enthielten gute Gründe für die Ablehnung Fetzers Position. Auf jeden Fall hat Fetzer ein echtes philosophisches Problem angesprochen, das behandelt werden sollte als solche.

³⁵ Beachten wir, dass diese Argumentation auf dem Begriff „Verhalten“ beruht. Wenn wir dies tun, nehmen wir es einfach „Genau die gleichen Ergebnisse“, die beiden Algorithmen liefern eindeutig unterschiedliche Ergebnisse.

³⁶ Wir müssen hier vorsichtig sein, denn in Fällen wie den Neurowissenschaften sind Begriffe wie „Mechanismus“ eine vollständige Definition haben (z. B. (Machamer, Darden und Craver 2000) und (Craver 2001))

Dies erleichtert auf diese Weise die Programmierung in einen Algorithmus. Common Algebraic Specification Language (CASL), Vienna Development Method (VDM), Abstract Behavioural Specification (ABS) und die Z-Notation sind nur einige Beispiele.³⁷ Modell

Die Überprüfung ist ebenfalls nützlich, da automatisch getestet wird, ob ein Algorithmus die Anforderungen erfüllt ist die erforderliche Spezifikation und hilft daher auch bei deren Interpretation. Zusammenfassend,

Die Interpretation einer Spezifikation in einen Algorithmus hat in der Mathematik, Logik und Informatik eine lange Tradition und stellt nicht wirklich ein Konzept dar

Problem hier.

Ich habe auch erwähnt, dass die Spezifikation nicht formale Elemente enthält, wie z. B. Expertenwissen und Designentscheidungen, die nicht formal interpretiert werden können. Jedoch, diese nicht-formalen Elemente müssen ebenfalls – und zwar korrekt – in die einbezogen werden Algorithmus, andernfalls sind sie nicht Teil der Berechnung des Modells. Vorstellen zum Beispiel die Spezifikation für eine Simulation eines Wahlsystems. Für diese Simulation Um erfolgreich zu sein, werden statistische Module so implementiert, dass sie Ergebnisse liefern eine angemessene Verteilung der Wahlbevölkerung. Während der Spezifikationsphase, Forscher beschließen, Variablen wie Geschlecht, Geschlecht, und Gesundheit gegenüber anderen Variablen wie Bildung und Einkommen. Wenn diese Designentscheidung nicht entsprechend im Statistikmodul programmiert ist, wird die Simulation dies tun spiegeln niemals den Wert dieser Variablen wider, obwohl sie in der Spezifikation enthalten sind.

Dieses Beispiel soll zeigen, dass ein Algorithmus insbesondere in der Lage sein muss, sowohl formale als auch nicht formale Elemente der Spezifikation zu interpretieren weil es keine formalen Methoden zur Interpretation von Fachwissen, vergangenen Erfahrungen und dergleichen gibt.

Wo führt uns diese Diskussion auf der methodischen Landkarte der Computersimulationen hin? Einerseits haben wir ein besseres Verständnis für die Natur von Computersimulationen als Analyseeinheiten. Andererseits haben wir ein tieferes Verständnis davon

Methodik von Spezifikationen, Algorithmen und deren Beziehung.

Bevor ich fortfahre, möchte ich einige der von mir verwendeten Terminologie erläutern. Unter Computermodell versteht man den gesamten Prozess der Spezifikation und Programmierung eines gegebenen Computersystems. Wenn der Zweck eines solchen Modells darin besteht, ein Zielsystem zu simulieren, dann Nennen wir es das Simulationsmodell. Die einzigen sichtbaren Unterschiede zwischen diesen beiden ist, dass Ersteres eine verallgemeinerte Version von Letzterem ist. Größere Unterschiede werden bei der Erörterung erkenntnistheoretischer und praktischer Fragen im Folgenden deutlich werden Kapitel. Darüber hinaus durch die Implementierung eines Computermodells auf dem physischen Computer Wir erhalten einen Computerprozess (wird als nächstes besprochen). Nach der gleichen Struktur Wie zuvor gilt: Wenn das implementierte Modell ein Simulationsmodell ist, dann haben wir einen Computer Simulation.

³⁷ Für CASL siehe beispielsweise (Bidoit und Mosses 2004). Für VDM siehe zum Beispiel (Björner und Henson 2007). Informationen zu ABS finden Sie unter <http://abs-models.org/concept/>. Und für die Z-Notation siehe for Beispiel (Spivey 2001).

2.2.1.3 Computerprozesse

In den vorherigen Abschnitten habe ich Cantwell Smiths Konzept der Spezifikation als Ausgangspunkt für unsere Studien verwendet. Jetzt ist es an der Zeit, seine Idee mit der Analyse von Computerprozessen zu vervollständigen.³⁸

Nach dem Autor ist ein Computerprogramm der Satz von Anweisungen, die auf dem physischen Computer ausgeführt werden. Eine solche Charakterisierung unterscheidet sich stark vom Begriff der Spezifikation, wie er zuvor von Cantwell Smith erörtert wurde. Während es sich bei einem Computerprogramm um einen kausal zusammenhängenden Prozess handelt, der auf dem physischen Computer abläuft, handelt es sich bei der Spezifikation um eine abstrakte – und teilweise formale – Entität. Darüber hinaus weist Cantwell Smith darauf hin, dass „das Programm sagen muss, wie das Verhalten erreicht werden soll, typischerweise Schritt für Schritt (und oft bis ins kleinste Detail). Die Spezifikation ist jedoch weniger eingeschränkt: Sie muss lediglich spezifizieren, was richtiges Verhalten wäre, unabhängig davon, wie es erreicht wird“ (Cantwell Smith 1985, 22. Hervorhebung ursprünglich). So verstanden sind Spezifikationen in dem Sinne deklarativ, dass sie in einer bestimmten Sprache – natürlich und formal – angeben, wie sich das System im Laufe der Zeit entwickelt. Dabei bezeichnen Spezifikationen Hochsprachen zur Lösung von Problemen, ohne dass dabei explizit die genaue Vorgehensweise vorgeschrieben wird. Computerprogramme hingegen sind prozedural, da sie schrittweise festlegen, wie sich der physische Computer verhalten soll.

Um den Unterschied zwischen der Spezifikation und dem Computerprogramm zu veranschaulichen, betrachten wir noch einmal die Beschreibung des Milchabgabesystems. Diese Simulation legt fest, dass ein Milchliefervagen in jeder Filiale eine Lieferung durchführen und dabei die kürzestmögliche Gesamtstrecke zurücklegen muss. Laut Cantwell Smith ist dies eine Beschreibung dessen, was passieren muss, aber nicht, wie es passieren wird. Es liegt in der Verantwortung des Computerprogramms, zu zeigen, wie die Milchlieferung tatsächlich abläuft: „Fahren Sie vier Blocks nach Norden, biegen Sie rechts ab, halten Sie an der Ecke bei Gregory's Grocery Store, geben Sie die Milch ab und fahren Sie dann 17 Blocks nach Nordosten, [. . .]“ (22).

Obwohl Cantwell Smiths Definition von „Computerprogramm“ in vielerlei Hinsicht richtig ist, ist sie nicht überzeugend. Das Hauptproblem hierbei besteht darin, dass der Unterschied zwischen einem schrittweisen Verfahren, das als syntaktische Formeln verstanden wird (d. h. dem Algorithmus), und einem schrittweisen Verfahren, das die physische Maschine in die entsprechenden kausalen Zustände versetzt (d. h. dem Algorithmus), nicht erfasst wird (Computerprozess).³⁹ Wie wir gleich sehen werden, ist dies kein harmloser Unterschied, sondern trifft den Kern vieler Diskussionen über die Verifizierung von Computersoftware. Insbesondere die Nichtberücksichtigung dieser Unterscheidung führt dazu, dass die Beschreibung des Forschers über das Verhalten des Milchabgabesystems mit den tatsächlichen Schritten des Computers verwechselt wird.

³⁸ Ich gehe nicht auf die Frage nach der Computerarchitektur ein, auf der die Computersoftware ausgeführt wird. Aus dem Kontext sollte jedoch deutlich werden, dass wir an siliziumbasierten Computern interessiert sind – im Gegensatz zu Quantencomputern oder biologischen Computern. Es muss auch gesagt werden, dass andere Architekturen andere Probleme darstellen (Berekovic, Simopoulos und Wong 2008). (Rojas und Hashagen 2000).

³⁹ Um die Phasen von der Spezifikation bis zum Computerprogramm abzuschließen, sollten wir auch eine Vielzahl von Zwischenschritten hinzufügen, wie z. B. das Kompilieren des Algorithmus, die Zuweisung von Speicher, Massenspeicher usw. Da diese Zwischenschritte keine Analyseeinheiten für Computersimulationen darstellen, besteht keine Notwendigkeit, sie im Detail zu diskutieren.

Der Begriff des Computerprogramms⁴⁰ muss dann weiter in zwei Teile unterteilt werden: den Algorithmus und der Computerprozess.⁴¹ Da wir in einigen Fällen Algorithmen besprochen haben

Nachdem wir im vorherigen Abschnitt näher darauf eingegangen sind, ist es an der Zeit, sich mit dem Begriff des Computerprozesses zu befassen und seine Beziehung zu Algorithmen.

Lassen Sie mich mit dem letztgenannten Thema beginnen, da es hilft, dem Begriff einen Sinn zu geben des Computerprozesses selbst. Wie jeder Forscher, der mindestens einmal programmiert hat Ihr Leben weiß, dass man es tun muss, um einen Algorithmus auf dem Computer zu implementieren. Kompilieren Sie es zuerst. Das Kompilieren besteht im Wesentlichen aus der Abbildung einer interpretierten Domäne (d. h. des Algorithmus) in eine interpretierende Domäne (d. h. den Computerprozess).⁴² Mit anderen Worten: Ein Algorithmus wird als physikalischer Prozess implementiert, weil der Computer in der Lage ist, den Algorithmus richtig zu interpretieren und auszuführen. Nun, wie ist das? möglich?

Im Kern besteht jede Computerhardware aus Mikroelektronik, die aus Milliarden logischer Gatter besteht. Diese Logikgatter sind die physische Implementierung der Logik Operatoren „und“, „oder“ und „nicht“, die in Kombination ausreichen, um die gesamte Logik zu interpretieren und arithmetische Operationen – und folglich auch alles andere.⁴³ Auf dieser Ebene der Beschreibung sind alle Computer grundsätzlich gleich, vielleicht mit Ausnahme des Anzahl der verwendeten logischen Gatter. Allerdings ist die Identität untereinander so weit Computer gehen, da auf höheren Ebenen nicht alle Computer die gleiche Architektur haben.

Ein Bottom-up-Schema verbindet diese Logikgatter mit dem Computerprozess. Dazu gehört eine Kaskade komplexer Maschinenbefehle und Sprachen, mit denen „kommuniziert“ wird gegenseitig. Es beginnt mit Microcode,⁴⁴ der als Befehlssatz auf Hardwareebene verwendet wird. In der Lage, übergeordnete Maschinencodeanweisungen zu implementieren, ist der Compiler für die Konvertierung der Anweisungen des Algorithmus in einen Maschinencode verantwortlich. Sie können als Computerprozess gelesen und ausgeführt werden. So verstanden, ein Computer. Der Prozess läuft auf einem physischen Computer, da es mehrere Ebenen von Interpretern gibt die eine Reihe von Anweisungen in die richtige Maschinensprache übersetzen.

Lassen Sie uns diese Punkte anhand eines vereinfachten Falls der mathematischen Operation veranschaulichen $2+2$ geschrieben in Sprache C. Betrachten Sie Algorithmus 9.

⁴⁰ Obwohl ich diese Unterscheidung befürworte, halte ich den Begriff eines „Computerprogramms“ für eine kompakte Form sich auf den Algorithmus und den Computerprozess insgesamt zu beziehen.

⁴¹ Der Begriff „Computerprozess“ ist wiederum höchst zweideutig, da er als Referenz verwendet werden kann zu (i) Kodierungen von Algorithmen, (ii) Kodierungen von kompilierbaren Algorithmen, (iii) Kodierungen von Algorithmen, die von einer Maschine kompiliert und ausgeführt werden können. James H. Moor hat es vorgeschlagen zu fünf verschiedenen Interpretationen (Moor 1988). Siehe auch (Fetzer 1988, 1058). Meine Interpretation ist ähnlich dem dritten.

⁴² Zu diesem Punkt könnte man die Arbeit von William Rapaport in (William J. Rapaport 1999) heranziehen. und (William J. Rapaport 2005).

⁴³ Es gibt spezielle Sprachen – sogenannte „Hardwarebeschreibungssprachen“ – wie zum Beispiel VHDL und Verilog, die den Einbau dieser Logikgatter in die physischen Mikroschaltkreise erleichtern (Cohn 1989) (Ciletti 2010). Diese Hardwarebeschreibungssprachen sind im Wesentlichen Programmiersprachen für die Hardware-Architektur.

⁴⁴ Microcode wurde ursprünglich als Ersatz für die Festverdrahtung der Anweisungen für die CPU entwickelt. Auf diese Weise wird das Verhalten und die Programmierung des Prozessors durch mikroprogrammierte Routinen ersetzt und nicht durch spezielle Schaltkreise.

Algorithmus 9 Ein einfacher Algorithmus für die Operation $2+2$, geschrieben in der Sprache C

```
void main()
{
return(2+2)
}
```

Im Binärcode wird die Zahl 2 durch „00000010“ dargestellt, während die Plus-Operation beispielsweise durch einen Ripple-Carry-Addierer ausgeführt wird. Der Compiler konvertiert dann

Diese Anweisungen werden in Maschinencode umgewandelt, der auf einem physischen Computer ausgeführt werden kann. Einmal

Der Computerprozess endet, die Lösung wird auf dem Bildschirmmonitor angezeigt

Fall 4, der im Binärcode 00000100 ist.

Ausgehend von diesen Überlegungen verfügen wir nun über genügend Elemente, um einige zentrale philosophische Fragen darzustellen. Betrachten Sie die folgende Frage: ob Computer

Prozesse sind die physische Verwirklichung von Algorithmen, die abstrakt – und manchmal formal – sind. Wie könnte man sich die Beziehung zwischen dem einen und dem anderen vorstellen?

Für viele besteht der einzige Zweck von Algorithmen darin, dem Computer die Regeln vorzuschreiben

Prozesse müssen auf dem physischen Computer ablaufen. Beachten wir, dass das Verständnis der

Die Beziehung zwischen Algorithmen und Computerprozessen erfordert auf diese Weise keine

Kehren wir zu Cantwells Begriff des „Computerprogramms“ zurück, denn Algorithmen und

Computerprozesse sind immer noch zwei getrennte Einheiten. Dafür gibt es mehrere Gründe

diese Behauptung aufstellen. Erstens sind Algorithmen und Computerprozesse ontologisch unterschiedlich.

Während Algorithmen abstrakte Einheiten sind, sind Computerprozesse im rein physikalischen Sinne

kausal. Darüber hinaus sind Algorithmen zwar kognitiv zugänglich (d. h.

Forscher können die dargelegten Anweisungen verstehen und teilweise sogar befolgen

im Algorithmus) sind Computerprozesse kognitiv undurchsichtig. Ein dritter Grund ist dieser

Eine Methodik der Computersoftware erfordert die Anerkennung der Existenz von Algorithmen als

Zwischenprodukt zwischen Spezifikationen und Computerprozessen.⁴⁵ So verstanden sind Algorithmen

und Computerprozesse ontologisch unähnlich, aber sie

sind erkenntnistheoretisch gleichwertig. Dies bedeutet, dass die Informationen im Algorithmus kodiert sind

wird durch den Computerprozess physisch instanziiert und als epistemisch gleichwertig angesehen. Das

Beispiel ist die im Algorithmus 9 programmierte Addition von $2 + 2$.

Eine ordnungsgemäße Funktionalität des Compilers sowie des physischen Computers vorausgesetzt,

Das Ergebnis der Berechnung dieses Algorithmus ist die tatsächliche Addition, also 4.

Akzeptieren der epistemischen Äquivalenz zwischen Algorithmen und Computerprozessen

hat eine gewisse Verwandtschaft mit der Verifizierungsdebatte in der Computersoftware. Das heißt, gegeben

Könnte der Forscher bei der formalen Verifizierung eines Algorithmus darauf vertrauen, dass sich der

Computerprozess auch wie beabsichtigt verhält? Diese Frage positiv zu beantworten bedeutet

dass es eine – formale – Methode gibt, die sicherstellt, dass sich Computerprozesse so verhalten

in den Spezifikationen vorgesehen und in den Algorithmen programmiert. Eine negative Antwort wirft

hingegen die Frage auf, welche Gründe die Forscher haben

⁴⁵ Es gab einige Diskussionen darüber, ob Spezifikationen – und Algorithmen – ausführbare Dateien sind. das heißt, ob ein Computerprozess sie zuverlässig berechnen kann. Siehe (Fuchs 1992).

den Ergebnissen von Rechenprozessen zu vertrauen. Lassen Sie mich nun die Verifikationsdebatte detaillierter darstellen.⁴⁶

Die Informatiker und Philosophen CAR Hoare (Hoare 1999) und Edsger J. Dijkstra (Dijkstra 1974) glaubt, dass Computersoftware mathematischer Natur ist. In diesem Zusammenhang können Computerprogramme formal verifiziert werden, das heißt, die Korrektheit der Algorithmen kann in Bezug auf bestimmte formale Eigenschaften in der Spezifikation bewiesen – oder widerlegt – werden, ganz ähnlich einem mathematischen Beweis. Der eigentliche Unterschied zur Mathematik besteht darin, dass die Verifizierung von Computersoftware eine eigene Syntax erfordert. Zu diesem Zweck schuf Hoare seine Tripel, die aus einem formalen System – Anfangs-, Zwischen- und Endzuständen – bestehen, das strikt einer Reihe logischer Regeln folgt. Das Hoare-Tripel hat die Form: $\{P\} C \{Q\}$ wobei P und Q Behauptungen sind – Vorbedingung bzw. Nachbedingung – und C ein Befehl ist. Wenn die Vorbedingung erfüllt ist, erstellt der Befehl die Nachbedingung. Behauptungen sind Formeln der Prädikatslogik mit einem bestimmten Regelwerk. Eine solche Regel ist das Axiomschema der leeren Aussage: ; ein anderes ist das Zuweisungsaxiomschema: und $\{P\}$ Überspringen $\{P\}$ $\{P[E/x]\}x := E\{P\}$ usw. (Hoare 1971).

Für Hoare und Dijkstra sind Computerprogramme „zuverlässig und gehorsam“ (Dijkstra 1974, 608), da sie sich genau so verhalten, wie es die Spezifikation vorgibt. Die Arbeitsbelastung hängt daher vom Algorithmus ab und davon, wie er die Spezifikation korrekt interpretiert.⁴⁷ Sobald ein Algorithmus formal verifiziert ist, entsprechen die Ergebnisse der Berechnung den in der Spezifikation vorgesehenen Ergebnissen.

Die gegenteilige Sichtweise geht davon aus, dass sich Algorithmen ontologisch von Computerprozessen unterscheiden, und kommt zu dem Schluss, dass sie sich auch epistemisch unterscheiden müssen. Während es sich bei ersteren tatsächlich um mathematische Ausdrücke handelt, die sich zur mathematischen – oder logischen – Überprüfung eignen, kann die Richtigkeit der letzteren nur durch den Einsatz empirischer Methoden ermittelt werden. Dies ist die Behauptung des Philosophen James Fetzer (Fetzer 1988), der glaubt, dass Computerprozesse eine kausale Interpretation haben könnten und daher außerhalb des Bereichs logischer und mathematischer Methoden fallen könnten. Das bedeutet, dass das gesamte Computerprogramm irgendwie „kausal“ wird, wenn der Algorithmus auf der physischen Maschine implementiert wird, auf der kausale Faktoren eine Rolle spielen. Seine Argumentation schließt mit der Behauptung, dass eine formale Verifikation in der Informatik daher unmöglich sei und Validierungsmethoden wie Tests einen wichtigeren Platz einräumen müssten.⁴⁸

⁴⁶ Es gibt einen großen industriellen und akademischen Komplex, der sich mit Verifizierungs- und Validierungsmethoden beschäftigt. Hier interessieren mich einige originelle Befürworter und Kritiker. Eine vollständige Diskussion findet sich in (Colburn, Fetzer und Rankin 2012).

⁴⁷ Dijkstra beschäftigt sich sehr mit Programmieren und ihrer Ausbildung. Damals der Lehrplan Eine formelle Überprüfung war nahezu nicht vorhanden.

⁴⁸ Ich vereinfache die Debatte natürlich. Fetzers Argumentation ist sicherlich ausführlicher und an sich eine Untersuchung wert. Zunächst macht er eine Reihe von Unterschieden hinsichtlich der Maschine, auf der ein Algorithmus und ein Prozess ausgeführt werden (z. B. abstrakte Maschinen, physische Maschinen), Unterschiede, die ich hier ignoriert habe. Darüber hinaus unterscheidet Fetzer bei seiner Argumentation für die Möglichkeiten formaler Verifikation grundsätzlich zwischen reiner Mathematik und angewandter Mathematik, wobei letztere die Interpretation eines physikalischen Systems erfordert (Fetzer 1988, 1059). Wie er es ausdrückt: „Wenn die Funktion eines Programms darin besteht, die von einer abstrakten Maschine auferlegten Einschränkungen zu erfüllen, für die es eine beabsichtigte Interpretation in Bezug auf ein physisches System gibt, dann kann das Verhalten dieses Systems dies nicht.“

Viele Informatiker und Philosophen lehnten Fetzers Argument vehement ab und warfen ihm vor, die Grundlagen der Computertheorie nicht zu verstehen.⁴⁹ Darüber hinaus, wenn Fetzers Argument richtig sei, so argumentierten sie, dann müsse das Gleiche auch für die Mathematik gelten, da es sich um eine Art physikalische Theorie handle. Zum Rechnen und Beweisen wird immer ein Medium – unser Gehirn, ein Taschenrechner, ein Abakus – benötigt. Fetzers Argument gilt also nur, wenn wir anerkennen, dass es einen qualitativen Unterschied zwischen dem physischen Medium, das zur Implementierung eines Algorithmus verwendet wird (d. h. dem physischen Computer), und dem physischen Medium, das ein Mathematiker verwendet, um einen Beweis zu erbringen (d. h. unserem Gehirn) (Blanco und Garcia 2011).

Trotz dieser Einwände glaube ich, dass Fetzer in zweierlei Hinsicht Recht hat. Erstens hat er Recht damit, dass Algorithmen und Computerprozesse nicht als dieselbe mathematische Einheit konzeptualisiert werden können, sondern vielmehr eine unterschiedliche Behandlung erfordern. Ich habe diesen Punkt bereits früher erwähnt, als ich Algorithmen als abstrakte und formale Einheiten ontologisch von Computerprozessen als kausal zusammenhängenden Einheiten getrennt habe. Er liegt jedoch falsch, wenn er glaubt, dass dies Gründe für die Ablehnung formaler Verifikation und epistemischer Äquivalenz seien. Heutzutage werden viele Algorithmen formal verifiziert (z. B. kryptografische Protokolle und Sicherheitsprotokolle), und wenn sie auf dem Computer ausgeführt werden, werden die Computerprozesse als epistemisch äquivalent zu solchen Algorithmen behandelt.

Zweitens betont Fetzer, dass die Rolle der Validierung – oder des Testens – relevanter ist als ursprünglich angenommen. In diesem Punkt stimme ich Fetzer grundsätzlich zu. Validierungsmethoden können nicht durch formale Verifizierung übernommen und ersetzt werden, auch wenn letztere möglich ist. Tatsächlich wird im Zusammenhang mit Computersimulationen häufig eine Kombination aus Verifizierungs- und Validierungsmethoden eingesetzt, um die Richtigkeit der Ergebnisse zu sichern. Diese Fragen sind Gegenstand von Kapitel 4. Wie wir dort sehen werden, konzentrieren sich Verifikationsmethoden auf die Beziehung Modell-Spezifikation und gehen somit über die „formale“ Verifikation hinaus; Validierungsmethoden hingegen konzentrieren sich auf die Beziehung zwischen Modell und Welt und sind daher von grundlegender Bedeutung, um sicherzustellen, dass unser Modell das Zielsystem genau darstellt.

Abschließend gibt es noch eine weitere Annahme, die wir erwähnen müssen. Für unsere gegenwärtigen Zwecke gehe ich davon aus, dass der Computerprozess keinerlei Fehlberechnungen oder mathematische Artefakte jeglicher Art in die Ergebnisse einbringt. Diese Voraussetzung ist philosophisch unbedenklich und technisch realisierbar. Daraus folgt, dass die im Algorithmus programmierten Gleichungen durch den Computerprozess zuverlässig gelöst werden und dass die Ergebnisse sich auf die Spezifikation und den Algorithmus beziehen.

Abbildung 2.1 fasst die drei Einheiten der Computersoftware und ihre Verbindungen zusammen. Auf der obersten Ebene gibt es die Spezifikation, in der Entscheidungen für die Computersoftware getroffen und insgesamt integriert werden. Der Algorithmus ist der Satz von Anweisungen, der die Spezifikation interpretiert und vorschreibt, wie sich die Maschine verhalten soll. Wie bereits erwähnt, nenne ich das Paar <Spezifikation, Algorithmus> das Simulationsmodell.

muss einer schlüssigen absoluten Verifizierung unterliegen, sondern erfordert stattdessen eine empirische induktive Untersuchung, um nicht schlüssige relative Verifizierungen zu unterstützen.“ (Fetzer 1988, 1059–1060)

⁴⁹ Unmittelbar nach der Veröffentlichung von Fetzers Artikel wurde eine Reihe empörter Briefe an den Chefredakteur von Communications der ACM, Robert L. Asziedzurst, geschickt. Glücklicherweise wurden die Briefe mit einer Antwort des Autors veröffentlicht, was nicht nur den demokratischen Geist des Herausgebers zeigt, sondern auch die faszinierende Reaktion der Community auf dieses Thema.

Ein Simulationsmodell umfasst daher alle relevanten Informationen über das Zielsystem und ist in dieser Hinsicht die transparenteste Einheit der Computersimulation. Schließlich gibt es noch den Computerprozess als semantische Umsetzung des Algorithmus auf dem physischen Computer.

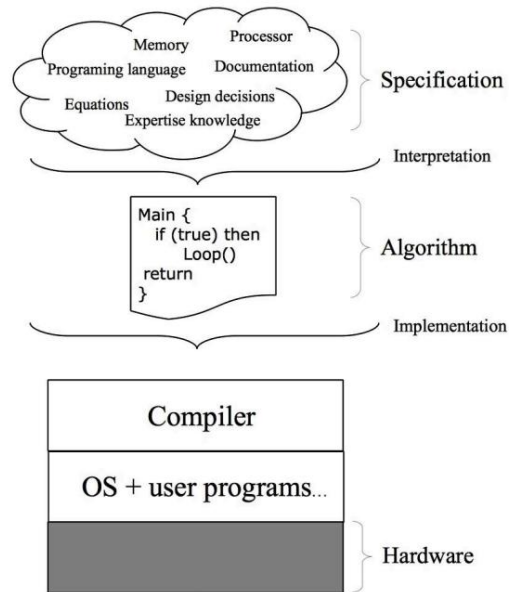


Abb. 2.1 Ein allgemeines Schema der Computersoftware. Gedruckt in (Duran 2014)

2.3 Schlussbemerkungen

Dieses Kapitel konzentrierte sich auf Computersimulationen als neuartige Analyseeinheiten. Durch die Identifizierung und Rekonstruktion der Spezifikation, des Algorithmus und des Computerprozesses sind wir in der Lage, die Natur von Computersoftware im Allgemeinen und Computersimulationen im Besonderen besser zu verstehen.

Die Lektion, die man mit nach Hause nehmen kann, ist, dass Computersimulationen sehr komplexe Analyseeinheiten sind, die Entwurfs- und Entscheidungsphasen in der Spezifikation und im Algorithmus mit der Implementierung auf dem physischen Computer verbinden. Jede dieser Phasen wirft eine Reihe von Bedenken auf, unabhängig davon, ob sie sich auf soziale Aspekte von Computersimulationen, ihre technischen Möglichkeiten oder tiefgreifende philosophische Fragen beziehen. Obwohl in diesem Kapitel viele dieser Bedenken erörtert wurden, kann und muss noch viel mehr gesagt werden, insbesondere mit Schwerpunkt auf der Natur von Computersimulationen.

Die hier erzielten Ergebnisse werden uns im weiteren Verlauf des Buches begleiten. Für Beispielsweise argumentiere ich in Kapitel 5.1.1 für die Möglichkeiten von Computersimulationen ein echtes Verständnis der Welt vermitteln, indem man sie erklärt. Wie wir dort sehen werden, Die Spezifikationen und Algorithmen, aus denen das Simulationsmodell besteht, ermöglichen die Erklärungskraft von Computersimulationen. Ebenso werde ich diese Analyseeinheiten verwenden explizit während unserer Diskussion in Abschnitt 4.3.1, wenn ich Fehler in Software bespreche und Hardware, und implizit in Kapitel 6, wenn ich Computersimulationen als bezeichne ein neues Paradigma der Wissenschaft.

Verweise

- Alliance, Internationales Virtuelles Observatorium. 2018. Zugriff am 26. Februar 2018. **http://www.ivoa.net.**
- Atkinson, Kendall E., Weimin Han und David E. Stewart. 2009. Numerische Lösung der gewöhnlichen Differentialgleichungen. John Wiley & Söhne.
- Bailer-Jones, Daniela. 2009. Wissenschaftliche Modelle in der Wissenschaftstheorie. Universität von Pittsburgh Press.
- Berekovic, Mladen, Nikitas Simopoulos und Stephan Wong, Hrsg. 2008. Eingebettet Computersysteme: Architekturen, Modellierung und Simulation. Springer.
- Bidoit, Michel und Peter D. Mosses. 2004. CASL-Benutzerhandbuch: Einführung in Verwendung der Common Algebraic Specification Language. Springer.
- Björner, Dines und Martin C. Henson. 2007. Logik von Spezifikationssprachen. Springer.
- Blanco, Javier und Pío Garcíya. 2011. „Ein kategorialer Fehler in der formalen Verifizierungsdebatte.“ In The computational turn: Past, present, Futures?, herausgegeben von C. Ess und R. Hagengruber. Mv-Wissenschaft, Münster, Universität Aarhus.
- Blass, Andreas, Nachum Dershowitz und Yuri Gurevich. 2009. „Wann sind zwei? Algorithmen gleich?“ Das Bulletin der symbolischen Logik, Nr. 250: 145–168.
- Blass, Andreas und Yuri Gurevich. 2003. „Algorithmen: Eine Suche nach absoluten Definitionen.“ Im Bulletin der European Association for Theoretical Computer Science, 195–225. Oktober. **[https://www. Microsoft. com / en - uns / Forschung/Veröffentlichung/164-algorithms-quest-absolute Definitionen/](https://www.microsoft.com/en-us/Forschung/Veröffentlichung/164-algorithms-quest-absolute-Definitionen/).**
- Metzger, James. 2008. „Modellierung neuronaler Schaltkreise: Die Zukunft ist rosig.“ Der Lancet Neurology 7 (5): 382–383.
- Cantwell Smith, Brian. 1985. „Die Grenzen der Korrektheit.“ ACM SIGCAS Computers and Society 14 (1): 18–26.

- Chabert, Jean-Claude, Hrsg. 1994. Eine Geschichte der Algorithmen. Vom Kieselstein zum Mikrochip. Springer.
- Ciletti, Michael D. 2010. Fortgeschrittenes digitales Design mit Verilog HDL. Prentice Hall.
- Cohn, Avra. 1989. „Der Begriff des Beweises bei der Hardwareverifizierung.“ Zeitschrift für Automatisierte Argumentation 5, Nr. 2 (Juni): 127–139.
- Colburn, Timothy, James H. Fetzer und RL Rankin. 2012. Programmverifizierung: Grundlegende Fragen der Informatik. Bd. 14. Springer Science & Business Media.
- Collins, Harry und Robert Evans. 2007. Fachwissen neu denken. Universität von Chicago
Drücken Sie.
- Copeland, B Jack. 1996. „Was ist Berechnung?“ Synthese 108 (3): 335–359.
- Craver, CF F. 2001. „Rollenfunktionen, Mechanismen und Hierarchie.“ Wissenschaftstheorie 68 (1): 53–74.
- Dijkstra, Edsger W. 1974. „Programmieren als Disziplin mathematischer Natur.“ American Mathematical Monthly 81 (6): 608–612.
- Duran, Juan M. 2014. „Erklärung simulierter Phänomene: Eine Verteidigung der epistemischen Kraft von Computersimulationen.“ Dissertation, Universität Stuttgart.
- Fetzer, James H. 1988. „Programmverifizierung: Die eigentliche Idee.“ Mitteilungen von der ACM 37 (9): 1048–1063.
- Feynman, Richard P. 2001. Was kümmert es dich, was andere Leute denken? WW Norton & Unternehmen.
- Fuchs, Norbert E. 1992. „Spezifikationen sind (vorzugsweise) ausführbar.“ Software Engineering Journal 7 (5): 323–334. <http://portal.acm.org/citation.cfm?id=146587>.
- Gelfert, Axel. 2016. Wie man Wissenschaft mit Modellen betreibt. Springer Briefs in Philosophie. Springer. ISBN: 978-3-319-27952-7 978-3-319-27954-1, abgerufen am 23. August 2016.
- Gould, Harvey, Jan Tobochnik und Wolfgang Christian. 2007. Eine Einführung in Computersimulationsmethoden. Anwendungen auf physikalische Systeme. Pearson Addison Wesley.
- Hartmann, Stephan. 1999. „Modelle und Geschichten in der Hadronenphysik.“ In Models as Mediators: Perspectives on Natural and Social Science, herausgegeben von Mary S. Morgan und Margaret Morrison. Cambridge University Press.
- Hill, Robin K. 2013. „Was ein Algorithmus ist und was nicht.“ Mitteilungen der ACM 56 (6): 8–9.
- . 2015. „Was ein Algorithmus ist.“ Philosophie & Technologie 29 (1): 35–59.

Hoare, CAR 1971. Informatik.

———. 1999. Eine Theorie der Programmierung: Denotational, algebraisch und operativ Semantik. Technischer Bericht. Microsoft-Forschung.

Humphreys, Paul und Cyrille Imbert, Hrsg. 2012. Modelle, Simulationen und Darstellungen. Routledge-Studien zur Wissenschaftstheorie. Routledge. ISBN: 978-0-415-89196-7 978-0-203-80841-2.

interstellares Medium isolierter Galaxien, AMIGA. 2018. Zugriff am 26. Februar 2018. <http://amiga.iaa.es/p/1-homepage.htm>.

Kennedy, Ashley Graham. 2012. „Eine nicht-repräsentationalistische Sicht auf die Modellerklärung.“ Studium der Geschichte und Philosophie der Wissenschaften Teil A 43 (2): 326–332.

Knuth, Donald E. 1973. Die Kunst der Computerprogrammierung. Addison-Wesley.

———. 1974. „Informatik und ihre Beziehung zur Mathematik.“ Die Amerikaner Mathematical Monthly 81 (4): 323–343.

Knuuttila, Tarja. 2005. Modelle als epistemische Artefakte: Auf dem Weg zu einem Nicht-Repräsentationalisten Darstellung der wissenschaftlichen Darstellung. Institut für Philosophie, Universität Helsinki. ISBN: 952-10-2797-5.

Lenhard, Johannes. 2007. „Computersimulation: Die Zusammenarbeit zwischen Experimentieren und Modellieren.“ Wissenschaftstheorie 74:176–194.

Machamer, Peter, Lindley Darden und Carl F. Craver. 2000. „Nachdenken über Mechanismen.“ Wissenschaftstheorie 67 (1): 1–25.

Meijers, Anthonie, Hrsg. 2009. Technologiephilosophie und Ingenieurwissenschaften. Sonst.

Moor, James H. 1988. „The Pseudorealization Fallacy and the Chinese Room Argument.“ In Aspects of Artificial Intelligence, herausgegeben von James Fetzer. Springer, 1. Januar. ISBN: 978-1-55608-038-8. doi:10.1007/978-94-009-2699-8_2. http://dx.doi.org/10.1007/978-94-009-2699-8_2.

Morgan, Mary S. und Margaret Morrison, Hrsg. 1999. Modelle als Vermittler: Perspektiven auf Natur- und Sozialwissenschaften. Cambridge University Press.

Morrison, Margaret. 2009. „Modelle, Messung und Computersimulation: Die Das Gesicht des Experimentierens verändern.“ Philosophische Studien 143 (1): 33–57.

———. 2015. Rekonstruktion der Realität. Modelle, Mathematik und Simulationen. Oxford University Press.

Müller, Tibor und Harmund Müller. 2003. Modellierung in den Naturwissenschaften. Springer.

Oberkamp, William L., Timothy G. Trucano und Charles Hirsch. 2003. Verifizierung, Validierung und Vorhersagefähigkeit in Computational Engineering und Physik. Sandia National Laboratories.

- Pfleeger, Shari Lawrence und Joanne M. Atlee. 2009. *Software Engineering: Theorie und Praxis*. Prentice Hall.
- Piccinini, Gualtiero. 2007. „Computermechanismen.“ *Wissenschaftstheorie* 74:501–526.
- . 2008. „Berechnung ohne Darstellung.“ *Philosophische Studien* 137 (2): 205–241. ISSN: 00318116. doi:10.1007/s11098-005-5385-4.
- Press, William H., Saul A. Teukolsky, William T. Vetterling und Brian P. Flannery. 2007. *Numerische Rezepte. Die Kunst des wissenschaftlichen Rechnens*. Cambridge University Press.
- Primiero, Giuseppe. 2014. „Zur Ontologie des Rechenprozesses und zur Epistemologie des Berechneten.“ *Philosophie & Technologie* 27 (3): 485–489.
- . 2016. „Informationen in der Philosophie der Informatik.“ In *The Routledge Handbook of Philosophy of Information*, herausgegeben von Luciano Floridi, 90–106.
- Rapaport, William J. 2005. „Implementierung ist semantische Interpretation: weiter.“ *Gedanken.* *Journal of Experimental & Theoretical Artificial Intelligence* 17 (4): 385–417.
- Rapaport, William J. 1999. „Implementierung ist semantische Interpretation“ [in en]. *Der Monist* 82 (1): 109–130.
- Rojas, Rauul und Ulf Hashagen, Hrsg. 2000. *Die ersten Computer. Geschichte und Architektur*. MIT Press.
- Spivey, JM 2001. *Die Z-Notation: Ein Referenzhandbuch*. Prentice Hall.
- Turner, Raymond. 2011. „Spezifikation.“ *Köpfe und Maschinen* 21 (2): 135–152. ISSN: 09246495. doi:10.1007/s11023-011-9239-x.
- Von Neumann, John. 1945. *Erster Entwurf eines Berichts über die EDVAC*. Vereinigte Staaten Army Ordnance Department der University of Pennsylvania.
- Winsberg, Eric. 2010. *Wissenschaft im Zeitalter der Computersimulation*. Universität Chicago Press.
- Woolfson, Michael M. und Geoffrey J. Pert. 1999. *SATELLIT.FÜR*.
- Zenil, Hector. 2014. „Was ist naturähnliche Berechnung?“ Ein Verhaltensansatz und eine Vorstellung von Programmierbarkeit.“ *Philosophie & Technologie* 27, Nr. 3 (September): 399. doi:10.1007/s13347-012-0095-2. <http://dx.doi.org/10.1007/s13347-012-0095-2>.

Kapitel 3

Analyseeinheiten II: Laborexperimente und Computersimulationen

Als Philosophen ihre Aufmerksamkeit auf Computersimulationen richteten, waren es drei verschiedene Hauptstudienrichtungen entstanden (Duran 2013a). Im ersten Studiengang geht es darum, eine geeignete Definition für Computersimulationen zu finden. Ein grundlegender Schritt zum Verständnis von Computersimulationen besteht gerade darin, ihre Natur besser zu erfassen, indem man sich einer Definition nähert. Dies war das Thema unseres ersten Kapitels, in dem wir nachspürten

Die Definitionen gehen auf die frühen 1960er Jahre zurück.

Die zweite Studienrichtung verbindet Computersimulationen mit anderen Analyseeinheiten, die Forschern vertrauter sind, wie etwa wissenschaftliche Modelle und Laborexperimente. Da diese Beziehung auf vergleichender Basis hergestellt wird, ist die Art von

Die in diesem Zusammenhang aufgeworfenen Fragen lauten unter anderem: „Sind Computersimulationen eine Form?“ wissenschaftlicher Modelle oder sind sie Formen des Experimentierens? was für ein Wissen sollte der Forscher durch die Verwendung einer Computersimulation im Vergleich mit der erwarteten Art von Wissen, das durch die Verwendung wissenschaftlicher Modelle und Experimente gewonnen wird? Der Vergleich von Computersimulationen mit wissenschaftlichen Modellen war das Thema von Kapitel 2, wo ich ihre Hauptbestandteile besprochen (z. B. Spezifikationen, Algorithmen und Computer). Prozesse). In diesem Kapitel geht es um den Vergleich von Computersimulationen mit Laborexperimenten. In diesem Zusammenhang sind die Hauptfragen hier: „Kann ein Computer funktionieren?“ Simulationen erzeugen das gleiche Wissen über die Welt wie Laborexperimente? in welcher Hinsicht sind Computersimulationen mehr – oder weniger – geeignet? verlässliches Wissen über die empirische Welt liefern?“ Diese Fragen wurden im Zentrum vieler philosophischer Debatten über und um Computersimulationen. Hier möchte ich einen Teil dieser Debatte, ihre Annahmen und vieles mehr rekonstruieren Implikationen.

Schließlich befasst sich die dritte Studienlinie mit Computersimulationen für bare Münze und stellt die Frage nach ihrer epistemologischen Fähigkeit, Wissen und Verständnis für ein bestimmtes Zielsystem zu vermitteln. Diese dritte Zeile ist unabhängig von den anderen beiden soweit es ihr weder darum geht, Computersimulationen zu definieren noch zu etablieren Vergleiche mit bekannteren Methoden, die Welt zu erforschen. Der Rest In den einzelnen Kapiteln werden viele der vom Computer aufgeworfenen Probleme konkretisiert Simulationen.

3.1 Laborexperimente und Computersimulationen

Computersimulationen werden routinemäßig mit Laborexperimenten verglichen, da sie in vielen Fällen auf ähnliche Weise und für ähnliche Zwecke verwendet werden.¹ Experimente werden typischerweise als eine mehrdimensionale Aktivität aufgefasst, die nicht dem Stammbaum entspricht nur aus der Komplexität, die die untersuchten empirischen Phänomene umgibt, aber auch aus der Praxis des Experimentierens an sich, die gestalterisch und komplex ist komplex in der Struktur. Deshalb sagen Philosophen, wenn sie über Experimente sprechen beziehen sich auf eine Vielzahl miteinander verwobener Themen, Methoden und Methoden der Praxis Wissenschaft. Experimente dienen beispielsweise dazu, Prozesse zu beobachten und Neues zu entdecken Entitäten, Messvariablen und in einigen Fällen sogar zum „Testen“ der Gültigkeit von a Theorie. Die Fragen, die diesen Abschnitt leiten, lauten also: Inwieweit können wir das sagen? Sind Computersimulationen dem Experiment epistemisch nahe oder sogar überlegen? und welche Merkmale machen sie zwei charakteristisch – oder ähnlich –

Praktiken Methoden Ausübungen? Beginnen wir damit, ein besseres Verständnis davon zu erlangen, was Experimentieren ist.

Die Idee, mit der Natur zu experimentieren, lässt sich bis in die frühen Zeiten zurückverfolgen Zivilisation. Aristoteles hielt seine Beobachtung der Embryologie des Kükens in seinem Buch fest *Historia Animalium* (Aristoteles 1965), die unser frühes Verständnis von Hühnern erleichtert und menschliche Entwicklung. Tatsächlich leiteten die Studien von Aristoteles die Rolle von korrekt ab die Plazenta und die Nabelschnur beim Menschen. Obwohl seine Methodik fehlerhaft ist In vielerlei Hinsicht ähnelt es dennoch weitgehend der modernen wissenschaftlichen Methode: Beobachtung, Messung und Dokumentation jeder Wachstumsphase – drei Aspekte der wissenschaftlichen Praxis bis heute in Gebrauch.² Trotz seiner unbestreitbaren Zentralität In unserem modernen Verständnis der empirischen Welt sind es Laborexperimente nicht immer die Wertschätzung erhalten, die es verdient.

Erst mit dem Aufkommen des logischen Empirismus in den 1920er und 1930er Jahren erlangten Experimente in der allgemeinen Wissenschaftsphilosophie eine gewisse Aufmerksamkeit. Zu Für den logischen Empiriker stellte das Experimentieren jedoch weniger ein philosophisches Problem an sich dar, als vielmehr eine untergeordnete Methodik zum Verständnis der Theorie. In Tatsächlich dienten Experimente vor allem der Bestätigung und Widerlegung einer Theorie, das damals am weitesten verbreitete philosophische Thema.

Einige Jahrzehnte später begann der logische Empirismus eine Reihe von Einwänden und Angriffen von verschiedenen Seiten zu erfahren. Bei ihrem Untergang spielte ein besonderer Einwand eine wesentliche Rolle, der später als Unterbestimmung bekannt wurde der Theorie durch Beweise. Im Kern besagt dieser Einwand, dass die gesammelten Beweise aus Experimenten reichen möglicherweise nicht aus, um a zu bestätigen oder zu widerlegen gegebene Theorie zu einem gegebenen Zeitpunkt. Den logischen Empirikern blieb also keine andere Wahl, als sie anzunehmen Experimentieren als echter Teil wissenschaftlicher und philosophischer Forschung.

¹ Gestatten Sie mir eine terminologische Klarstellung und eine Abgrenzung des Themas. Die Klarstellung ist, dass ich die Begriffe „Laborexperiment“ und „Experiment“ synonym und ohne weitere Diskussion verwende. Die Feinheiten der Unterscheidung sind für unsere Zwecke uninteressant. Wie für Bei der Abgrenzung lasse ich Feldexperimente außer Betracht, da diese typischerweise eine andere erfordern philosophischer Ansatz.

² Die moderne experimentelle Methode muss jedoch Galileo Galilei zugeschrieben werden.

Robert Ackerman und Deborah Mayo, zwei große Namen in der Philosophie Experimentieren bezeichnen die Ära, in der das Experimentieren im Mittelpunkt der philosophischen Forschung steht, als neuen Experimentalismus.³ Neuer Experimentalismus, wie vorgestellt, ergänzt die traditionelle, theoriebasierte Sichtweise des logischen Empirismus um mehr experimentelle Sicht auf die wissenschaftliche Praxis.

Obwohl die Befürworter des neuen Experimentalismus ein anderes Interesse haben Arten von Problemen, die sich aus Experimenten und ihren Praktiken ergeben, haben sie alle gemeinsam Behauptung, dass wissenschaftliche Experimente das Herzstück eines Großteils unseres Verständnisses sind der empirischen Welt. Der Experimentierphilosoph Marcel Weber schlägt vor Fünf allgemeine Trends, die den neuen Experimentalismus charakterisieren. Erstens ist Experimentieren explorativ, das heißt, es zielt darauf ab, neue Phänomene und empirische Gesetzmäßigkeiten zu entdecken. Zweitens lehnen neue Experimentalisten die Ansicht ab, dass Beobachtung und Experiment orientiert sich an der Theorie. Sie behaupten, dass dies in einer großen Anzahl von Fällen theoriefrei sei Experimente sind möglich und kommen in der wissenschaftlichen Praxis vor. Drittens hat der neue Experimentalismus der Unterscheidung zwischen Beobachtung und Experiment neues Leben eingehaucht. Viertens haben Befürworter des neuen Experimentalismus die positivistische Idee in Frage gestellt dass Theorien auf der Grundlage experimenteller Ergebnisse irgendwie einen Bezug zur Natur haben. Und Fünftens wurde betont, dass der experimentellen Praxis mehr Aufmerksamkeit gewidmet werden muss, um Fragen zu wissenschaftlichen Schlussfolgerungen und theoretischen Tests zu beantworten (Weber 2005).

Der Übergang von einem traditionellen „Top-Down“-Schema (dh von der Theorie zur empirischen Welt) hin zu einer „Bottom-Up“-Konzeptualisierung ist das charakteristische Merkmal des Neuen Experimentalismus. Sogar Vorstellungen wie Naturphänomene durchliefen einige Veränderungen. Unter dem neuen experimentellen Standpunkt kann es sich um ein Phänomen handeln von den direkt beobachtbaren Autos, die vor unseren Häusern zusammenkrachen, bis hin zu den unsichtbaren Mikroben, astronomische Ereignisse und Quantenwelt.

Forscher bezeichnen ein breites Spektrum an Aktivitäten als „Experiment“. Aris Totles Beobachtung des Kükens ist vielleicht die einfachste Verwendung des Begriffs. Es gibt noch eine weitere, weiter gefasste Verwendung des Begriffs, die Intervention oder Manipulation beinhaltet von Natur. Die Idee ist sehr einfach und verlockend: Wissenschaftler manipulieren einen Versuchsaufbau, als würden sie das empirische Phänomen selbst manipulieren. Was auch immer der epistemische Gewinn aus Ersterem ist, er kann auf Letzteres übertragen werden. Unter Mit diesem Konzept lassen sich mehrere Aktivitäten identifizieren. Eine davon ist die Entdeckung neuer Entitäten, eine äußerst wertvolle Beschäftigung in der wissenschaftlichen Forschung. Zum Beispiel Wilhelm Röntgens “ Die Entdeckung der Röntgenstrahlen ist ein gutes Beispiel für die Entdeckung einer neuen Art oder Strahlung durch Manipulation der Natur.

Ein weiteres Beispiel für die Manipulation der Natur sind bestimmte Arten der Messung von Größen. Um beispielsweise Mitte des 19. Jahrhunderts die Lichtgeschwindigkeit zu messen, war ein Strahl erforderlich Licht wird auf einen Spiegel in einigen Kilometern Entfernung reflektiert. Das Experiment wurde aufgebaut

³ Die Arbeiten von Ackerman finden sich in (Ackermann 1989) und von Mayo in (Mayo 1994). Lassen Der Leser sei darauf hingewiesen, dass ich mehrere Jahre guter Experimentierphilosophie überspringe. Von besonderem Interesse ist Norwood R. Hanson, ein Wissenschaftsphilosoph und erbitterter Gegner der Wissenschaft der logische Empirismus, der grundlegende Beiträge zum Übergang vom Experiment leistete als untergeordnete Methodik der Theorie bis hin zu Experimenten als eigenständigen Studieneinheiten. Für Referenzen siehe (Hanson 1958).

und zwar so, dass der Strahl durch die Zahnücken hindurchtreten müsste eines schnell rotierenden Rades. Die Geschwindigkeit des Rades wurde dann erhöht, bis die Zurückkehrendes Licht drang durch die nächste Lücke und konnte gesehen werden. Eine sehr clevere Lösung von Hippolyte Fizeau verwendet, um die Genauigkeit früherer Messungen zu verbessern.

Experimente und experimentelle Praxis auf diese Weise zu verstehen, wirft Fragen auf über den Zusammenhang zwischen Experimenten und Computersimulationen. Sind sie epistemisch gleichwertig? Oder verschafft die Fähigkeit, die reale Welt zu manipulieren, Experimenten einen epistemischen Vorteil gegenüber Computersimulationen? Das vielleicht berühmteste Kriterium für die Analyse von Computersimulationen und Laborexperimenten ist das sogenannte Materialitätsargument. Das Wesentlichkeitsargument basiert auf der Aussage, dass in Bei echten Experimenten sind sowohl im Versuchsaufbau als auch im Zielsystem die gleichen materiellen Ursachen am Werk; Bei Computersimulationen hingegen ist das der Fall eine formale Entsprechung zwischen dem Simulationsmodell und dem Zielsystem.

So verstanden bietet das Materialitätsargument verschiedene Formen der Ontologie und erkenntnistheoretische Verpflichtungen. Eine solche Form erfordert die Durchführung von Experimenten der gleichen Materialursachen wie das Zielsystem, während nur Computersimulationen durchgeführt werden Teilen Sie eine formelle Korrespondenz mit einem solchen Zielsystem. Nach dieser Interpretation gilt Rückschlüsse auf das Zielsystem sind in einem Experiment berechtigter als in einer Computersimulation.⁴ Alternativ kann bei Experimenten ein Argument vorgebracht werden ähneln Computersimulationen und daher sind die Schlussfolgerungen beider gleich gerechtfertigt.

Im Folgenden gebe ich teilweise einen Artikel von mir aus dem Jahr 2013 wieder, in dem ich Besprechen Sie im Detail verschiedene Möglichkeiten, das Wesentlichkeitsargument und seine Auswirkungen zu verstehen in der erkenntnistheoretischen Auswertung von Computersimulationen. Dieser Artikel bietet, I Hope, ein ähnliches Maß an technischen und philosophischen Details wie das Buch. Lassen Sie mich endlich Ich kann sagen, dass nach diesem Artikel noch viel mehr philosophische Arbeiten zum Zusammenhang zwischen Computersimulationen und Experimenten veröffentlicht wurden. Beispiele sind die ausgezeichnete Arbeit von Emily Parke (Parke 2014), Michela Massimi und Wahid Bhimji (Massimi und Bhimji 2015) und in jüngerer Zeit Claus Beisbart (Beisbart 2017).

3.2 Das Wesentlichkeitsargument⁵

Ein Großteil des aktuellen philosophischen Interesses an Computersimulationen geht auf sie zurück erweiterte Präsenz in der wissenschaftlichen Praxis. Dieses Interesse konzentrierte sich auf Studien der experimentellen Charakter von Computersimulationen und damit über die Unterschiede – und Ähnlichkeiten – zwischen Computersimulationen und Laborexperimenten. Der Die philosophischen Bemühungen konzentrierten sich also in erster Linie darauf, die Grundlagen dafür zu schaffen dieser Kontrast; insbesondere durch den Vergleich der epistemischen Aussagekraft einer Computersimulation mit der eines Laborexperiments. Die grundlegende Intuition war

⁴ Die verständlichste Rekonstruktion des Materialitätsarguments liefert Wendy Parker in (Parker 2009).

⁵ Der folgende Text wurde teilweise in (Duran 2013b) veröffentlicht. Veröffentlicht mit Genehmigung von Cambridge Scholars Publishing.

dass, wenn Computersimulationen in relevanter epistemischer Hinsicht Laborexperimenten ähneln Respektiert, dann können auch sie als Mittel zur Verständigung sanktioniert werden die Welt.

Die Standardliteratur zu diesem Thema unterscheidet Computersimulationen sowohl aus ontologischen als auch aus repräsentativen Gründen von Laborexperimenten. Die Tatsache, dass Eine Computersimulation ist eine abstrakte Einheit und hat daher nur eine formale Beziehung im Gegensatz zu einem Laborexperiment, das typischerweise einen kausalen Zusammenhang mit dem Zielsystem hat. Diese ontologischen und repräsentativen Unterschiede haben einige Philosophen darauf hingewiesen, dass sie externe Elemente etablieren

Die Validität ist bei Computersimulationen eine viel schwierigere Aufgabe als bei Laborsimulationen Experimente. Für andere war es jedoch eine Motivation, die experimentelle Praxis zu überdenken und sie als eine umfassendere Aktivität zu betrachten, die auch Simulationen als einschließt neues wissenschaftliches Werkzeug. Ich behaupte, dass diese beiden Ansätze ein gemeinsames Grundprinzip haben schränkt die erkenntnistheoretische Analyse von Computersimulationen ein.

Das bekannteste Kriterium zur Unterscheidung von Computersimulationen und Laborexperimenten ist durch das sogenannte Materialitätsargument gegeben. Parker hat eine hilfreiche Darstellung dieses Arguments geliefert:

In echten Experimenten sind im Experiment und im Experiment dieselben „materiellen“ Ursachen am Werk Zielsysteme, während in Simulationen lediglich eine formale Übereinstimmung zwischen den besteht Simulation und Zielsysteme [...] Rückschlüsse auf Zielsysteme sind gerechtfertigter, wenn Experimental- und Zielsysteme bestehen aus dem „gleichen Stoff“ wie das, aus dem sie bestehen verschiedene Materialien (wie es bei Computerexperimenten der Fall ist). (Parker 2009, 484)

Hier werden zwei Behauptungen aufgestellt. Das erste ist, dass Computersimulationen abstrakte Einheiten sind, während Experimente dasselbe materielle Substrat wie das Ziel haben System.⁶ Das zweite, im Wesentlichen epistemische Prinzip besteht darin, dass Schlussfolgerungen über empirische Zielsysteme eher durch Experimente als durch Computersimulationen gerechtfertigt werden aufgrund der materiellen Beziehungen, die ersterer mit der Welt unterhält.

Die aktuelle Literatur hat diese beiden Behauptungen zu zwei unterschiedlichen Vorschlägen zusammengefasst: Entweder akzeptiert man beide Behauptungen und vertritt die Ansicht, dass es besser sei, materiell zu sein rechtfertigt Rückschlüsse auf das Zielsystem als abstrakt und formal (Guala 2002; Morgan 2005); Oder man weist beide Behauptungen zurück und fördert die Ansicht, dass Computersimulationen echte Formen des Experimentierens und als solche epistemisch seien auf Augenhöhe mit experimentellen Praktiken (Morrison 2009; Winsberg 2009; Parker 2009). Ich behaupte, dass diese beiden Gruppen von Philosophen, die oberflächlich betrachtet uneinig zu sein scheinen, Sie haben in ihrer Argumentation tatsächlich eine gemeinsame Begründung. Konkret argumentieren sie alle für ontologische Verpflichtungen, die ihre epistemischen Bewertungen auf dem Computer basieren Simulationen. Ich werde dieses Grundprinzip als Materialitätsprinzip bezeichnen.

Um zu zeigen, dass das Materialitätsprinzip im Großteil der philosophischen Literatur zu Computersimulationen am Werk ist, diskutiere ich drei unterschiedliche Standpunkte: nämlich:

⁶ Einige Terminologien in der Literatur sind noch nicht spezifiziert, etwa „materielle“ Ursachen oder „Zeug“. (Guala 2002). Ich verstehe darunter physikalische Kausalzusammenhänge, wie sie zum Beispiel beschrieben werden durch (Dowe 2000). Wenn ich mich auf Ursachen, Kausalität und ähnliche Begriffe beziehe, sollten sie das auch tun in der hier angegebenen Weise interpretiert werden.

- a) Computersimulationen und Experimente sind ontologisch ähnlich (beide haben die gleiche Materialität mit dem Zielsystem); daher sind sie epistemisch gleichwertig (Parker 2009);
- b) Computersimulationen und Experimente sind ontologisch unterschiedlich. Während Ersteres abstrakter Natur ist, teilt Letzteres die gleiche Materialität mit dem untersuchten Phänomen; daher sind sie epistemisch unterschiedlich (Guala 2002; Giere 2009; Morgan 2003, 2005);
- c) Computersimulationen und Experimente sind ontologisch ähnlich (beide sind „modellförmig“); daher sind sie epistemisch gleichwertig (Morrison 2009; Winsberg 2009).

Unter Berücksichtigung dieser drei Gesichtspunkte kann das Materialitätsprinzip aus einer anderen Perspektive neu formuliert werden: Aufgrund des Engagements der Philosophen für die Abstraktheit – oder Materialität – von Computersimulationen sind Rückschlüsse auf das Zielsystem mehr – oder weniger – davon abhängig, gerechtfertigter als Laborexperimente.

Das Hauptziel hier besteht darin zu zeigen, dass Philosophen von Computersimulationen auf die eine oder andere Weise am Materialitätsprinzip festhalten. Ich bin auch daran interessiert, einige der Konsequenzen zu skizzieren, die sich aus der Übernahme dieser Begründung ergeben. Insbesondere bin ich davon überzeugt, dass die Grundlage der philosophischen Analyse auf dem Materialitätsprinzip, wie es der Großteil der aktuellen Literatur zu tun scheint, der Untersuchung der erkenntnistheoretischen Kraft von Computersimulationen ein konzeptionelles Korsett auferlegt. Das philosophische Studium von Computersimulationen darf nicht auf apriorische ontologische Verpflichtungen beschränkt werden. Durch die Analyse von Themen in der Literatur zeige ich, dass das Materialitätsprinzip keine hilfreiche Konzeptualisierung der epistemischen Kraft von Computersimulationen hervorbringt.

Die folgenden Abschnitte sind so unterteilt, dass sie den drei oben aufgeführten Verwendungen des Wesentlichkeitsarguments entsprechen. Im Abschnitt „Identität des Algorithmus“ wird Option a) erörtert. Der Abschnitt „Materialien als Kriterium“ befasst sich mit Option b), die es in zwei Versionen gibt, der starken Version und der schwachen Version. und schließlich wird Option c) im Abschnitt „Modelle als (Gesamt-)Mediatoren“ behandelt.

3.2.1 Die Identität des Algorithmus

Wendy Parkers Formulierung des Materialitätsarguments nimmt in der neueren Literatur zur Computersimulation einen herausragenden Platz ein. In Anlehnung an (Hartmann 1996) definiert Parker eine Computersimulation als eine zeitlich geordnete Folge von Zuständen, die abstrakt eine Reihe gewünschter Eigenschaften des Zielsystems darstellt. Experimentieren hingegen ist die Aktivität, den Versuchsaufbau durch Eingriffe in einen bestimmten Zustand zu versetzen und zu untersuchen, wie sich bestimmte interessierende Eigenschaften des Aufbaus als Folge dieses Eingriffs ändern (Parker 2009, 486). ⁷

⁷ Unter „Intervention“ versteht man die Manipulation physikalischer Wirkungszusammenhänge im Versuchsaufbau.

Parkers Ziel ist es zu zeigen, dass Computersimulationen und Experimente das gemeinsam haben dieselbe ontologische Grundlage zu haben und diese Grundlage als Rechtfertigung für die Behauptung zu verwenden, dass Computersimulationen und Experimente epistemisch gleichwertig seien. Ihrer Meinung nach besteht das zentrale Problem darin, dass aktuelle Definitionen von Computersimulation nicht als solche gelten Experimentieren, weil ihnen die entscheidenden Interventionsmechanismen fehlen. Tatsächlich ist es das abstrakter Charakter des Modells, der verhindert, dass Computersimulationen funktionieren als intervenierende Systeme. Die Lösung dieses Problems besteht in der Auslegung des Begriffs von Computersimulationsstudien als Computersimulation, bei der es sich um eine Intervention handelt in den physischen Computer selbst integriert. So definiert, eine Computersimulationsstudie gilt als Experiment.

Eine Computersimulationsstudie [...] besteht aus der umfassenderen Aktivität, die das Festlegen von umfasst Zustand des digitalen Computers, aus dem sich eine Simulation entwickelt, und der diese Entwicklung auslöst indem das Computerprogramm gestartet wird, das die Simulation generiert, und dann Informationen darüber gesammelt werden, wie verschiedene Eigenschaften des Computersystems, beispielsweise die gespeicherten Werte, gespeichert werden an verschiedenen Orten in seinem Gedächtnis oder die auf seinem Monitor angezeigten Farben entwickeln sich im Lichte von der früheren Eingriff. (488)

Der Begriff der Intervention wird nun neu definiert als die Aktivität, den Anfang zu setzen Zustand des Computersystems und Auslösung seiner nachfolgenden Entwicklung. So verstanden ist eine Computersimulationsstudie ein Experiment im eigentlichen Sinne, z Jetzt interveniert das System, der programmierte Digitalcomputer (488). Auf dieser Grundlage, Parker behauptet, dass es eine ontologische Äquivalenz zwischen Computersimulationen gibt und Experimente, und dies wiederum ermöglicht es ihr, eine Äquivalenz in ihrer epistemischen Kraft zu beanspruchen.

Insbesondere erklärt sie nicht, was dies für eine Computersimulationsstudie bedeutet erkenntnistheoretisch mächtig sein. Stattdessen beschränkt sie das Argument auf die Behauptung, dass ein Die Erkenntnistheorie von Computersimulationen sollte die Tatsache widerspiegeln, dass es sich um das Beobachtete handelt Verhalten des Computersystems, das sie zu Experimenten an einem realen Material macht System – und daher epistemisch mächtig.

Der Einfluss des Materialitätsprinzips kann nun explizit gemacht werden. Erstens, Parker scheint zu erfordern, dass der digitale Computer das „Substrat“ für das Systemwesen ist simuliert, da sie dadurch die ontologische Äquivalenz zwischen Computer behaupten kann Simulationsstudien und Experimente. Darüber hinaus seit der Computersimulation Studieren ist die Aktivität, den physischen Computer in einen Ausgangszustand zu versetzen, ihn auszulösen die Entwicklung der Simulation und das Sammeln physikalischer Daten, wie sie durch Ausdrücke, Bildschirmanzeigen usw. angezeigt werden (489), dann der epistemische Wert der Computersimulation Studien entsprechen auch denen von Experimenten. In diesem Sinne stellt die Entwicklung des Verhaltens des programmierten Computers wesentliche Merkmale des Phänomens dar simuliert wird. Schließlich ist das Verständnis des Forschers für ein solches Phänomen gerechtfertigt durch seine Entwicklung auf dem physischen Computer. Computersimulationsstudien und Experimente sind also ontologisch gleichwertig, ebenso wie ihre erkenntnistheoretische Kraft.

Hier habe ich Parkers Hauptbehauptungen kurz dargelegt. Das Problem mit ihrem Konto, Meiner Meinung nach ist immer noch nicht klar, aus welchen Gründen die Materialität des digitalen Computers als relevanter Akteur in der Erkenntnistheorie des Computers betrachtet wird Simulationen. Lassen Sie mich diese Sorge anders formulieren. Meiner Meinung nach besteht Parkers Beweggrund darin, das Materialitätsargument zu untergraben, indem er zeigt, dass Computersimulationen möglich sind

und Experimente sind ontologisch gleichwertig – ebenso wie ihre epistemische Kraft. Das Move basiert, wie ich dargelegt habe, auf einer Begründung, die hinter demselben Materialitätsargument steht, das sie zu widerlegen versucht. Die Frage ist also, welche Rolle das spielt. Die Materialität des digitalen Computers spielt bei der Bewertung der epistemischen Kraft von einer Rolle Computersimulationsstudien? Lassen Sie mich dazu nun drei mögliche Interpretationen anbieten. Frage.

Erstens geht Parker davon aus, dass die Materialität des digitalen Computers die grundlegende Rolle spielt, das Zielsystem „herbeizuführen“ (d. h. in kausale Existenz zu versetzen). das simulierte Phänomen). Mit anderen Worten, die Verhaltensänderungen, die die Beobachtungen des Wissenschaftlers im physischen Computer sind Instanziierungen der Darstellungen in die Computersimulation eingebaut. Solche Darstellungen sind natürlich Darstellungen eines Zielsystems. Auf diese Weise verhält sich der physische Computer so, als ob er es wäre das empirische Phänomen, das im programmierten Computer simuliert wird. In diesem Zusammenhang sagt Parker: „[d]as experimentelle System in einem Computereperiment ist der programmierte digitale Computer (ein physikalisches System aus Draht, Kunststoff usw.)“ (Parker 2009, 488-489). Mir ist nicht klar, ob Parker eine Metapher verwendet oder uns stattdessen dazu drängt, dieses Zitat wörtlich zu nehmen. In (Duran 2013b, 82) bezeichne ich diese Interpretation als „Phänomen in der Maschine“ und zeige, wie es technisch ist unmöglich zu bekommen.

Eine zweite mögliche Interpretation ist, dass das interessierende System das Physische ist Computer selbst, unabhängig vom dargestellten empirischen System. In diesem Szenario ist die Forscherin führt ihre Simulationen wie gewohnt durch und achtet nur auf die Änderungen in der Verhalten des physischen Computers. Diese Verhaltensänderungen werden zur Substanz der Untersuchung des Wissenschaftlers, während das Zielsystem nur als Ausgangssystem betrachtet wird Bezugspunkt für die Konstruktion des Simulationsmodells. In diesem Zusammenhang ist die Der Forscher lernt in erster Linie durch das Sammeln von Informationen über die Eigenschaften von der physische Computer (d. h. die Werte in seinem Speicher und die Farben auf dem Monitor (Parker 2009, 488)). Wenn dies die richtige Interpretation ist, muss Parker es zeigen dass der Wissenschaftler kognitiv auf die verschiedenen physikalischen Zustände des Computers zugreifen kann, etwas, was ihr nicht gelingt. Philosophen haben darüber diskutiert, ob es möglich ist um auf verschiedene Stellen innerhalb eines Computers zuzugreifen (z. B. den Speicher, den Prozessor, der Computerbus usw.) und man ist sich allgemein darüber einig, dass diese Orte für den Menschen ohne fremde Hilfe kognitiv unzugänglich sind. Es gibt ein Leitprinzip der Epistemie Undurchsichtigkeit, die Rechenprozessen zugeschrieben wird und jede Möglichkeit eines kognitiven Zugriffs auf die internen Zustände des physischen Computers ausschließt (siehe meine Diskussion). in Abschnitt 4.3). Selbst wenn Wissenschaftler tatsächlich Zugang zu diesen Standorten hätten – Wenn sie beispielsweise von einem anderen Computer unterstützt wurden, ist immer noch unklar, warum auf diese zugegriffen wurde Orte wären für das Verständnis der Ergebnisse eines Computers von Bedeutung Simulation.

Eine dritte Interpretation besagt, dass Parker die Materialität des physischen Computers übernimmt eine relevante Rolle bei der Interpretation der Ergebnisse spielen (490). Unter dieser Interpretation versteht man Hardwarefehler, Rundungsfehler und analoge Ursachen für Fehleinschätzungen beeinflussen die Ergebnisse der Simulation auf unterschiedliche Weise. Da dies auf Computer zutrifft und der Berechnung muss Parkers Behauptung lauten, dass der physische Computer Auswirkungen hat die Endergebnisse einer Computersimulation und damit deren erkenntnistheoretische Interpretation.

Sitzung. Wenn das die richtige Interpretation ist, dann glaube ich, dass sie Recht hat. In Kapitel 4 stelle und diskutiere ich, wie Forscher wissen können, dass die Ergebnisse von Computersimulationen trotz der vielen Fehlerquellen in der Berechnung korrekt sind.

3.2.2 Materielles Kriterium

Die Befürworter des „Materials als Kriterium“ sind vielleicht die besten Interpreten des Materialitätsarguments. Nach dieser Auffassung bestehen grundlegende und unüberbrückbare ontologische Unterschiede zwischen Computersimulationen und Experimenten, wobei letztere epistemisch überlegen sind. Es gibt zwei Versionen dieses Kontos: eine starke Version und eine schwache Version.

Die starke Version besagt, dass die für die Entstehung des Phänomens verantwortlichen Kausalzusammenhänge auch im Versuchsaufbau vorhanden sein müssen. Das bedeutet, dass das Experiment die im empirischen System vorhandenen Kausalzusammenhänge nachbilden muss. Nach der starken Version ist das Experiment also ein „Stück“ der Welt.

Nehmen Sie als Beispiel einen Lichtstrahl, der zum Verständnis der Natur der Lichtausbreitung verwendet wird. In einem solchen Fall ist der Versuchsaufbau identisch mit dem Zielsystem; das heißt, es handelt sich einfach um das untersuchte empirische System. Daraus folgt, dass jede Manipulation des Versuchsaufbaus die gleichen Ursachen wie das Phänomen anspricht und dass unser Verständnis des kontrollierten Experiments (dh des Lichtstrahls (Guala 2002)) einen Einblick in die Natur des Lichts liefern kann.

Auf Computersimulationen angewendet geht die starke Version davon aus, dass die bloße formale Korrespondenz zwischen dem Computer und dem Zielsystem eine ausreichende Grundlage dafür bietet, ihren Status als epistemische Geräte herunterzuspielen. Wenn keine kausalen Zusammenhänge vorliegen, wird die epistemische Kraft der daraus gezogenen Schlussfolgerungen über die Welt herabgestuft.

Die schwache Version hingegen lockert einige der Bedingungen, die die starke Version dem Experimentieren auferlegt. Nach dieser Auffassung erfordert ein kontrolliertes Experiment nur die Menge relevanter Kausalbeziehungen, die das Phänomen hervorrufen. In diesem Sinne verpflichten sich die Befürworter der schwachen Version nicht zu einer vollständigen Reproduktion des untersuchten Phänomens, wie dies bei der starken Version der Fall ist, sondern vielmehr zu einer Reihe relevanter Ursachen, die das Verhalten des Phänomens charakterisieren.

Lassen Sie uns die schwache Version anhand eines einfachen Beispiels veranschaulichen: Ein Wellentank kann als materielle Darstellung von Licht verwendet werden und bietet so Einblick in seine Natur als Welle. Für den Befürworter der schwachen Version reicht es aus, über eine repräsentative Sammlung kausaler Korrespondenzen zwischen dem Versuchsaufbau und dem Zielsystem zu verfügen, um erstere einen Einblick in letzteres zu ermöglichen. Die Beziehung zwischen dem Experiment und dem realen Phänomen ist also eine Teilmenge aller Kausalbeziehungen. Eine Nebelkammer erkennt Alpha- und Betaeilchen, genau wie ein Geigerzähler sie messen kann, aber keines der Instrumente ist ein „Teil“ des untersuchten Phänomens und interagiert auch nicht vollständig mit allen Arten von Teilchen. Es folgt dem

Die experimentelle Praxis, wie sie am Beispiel der Detektion und Messung von Partikeln zum Ausdruck kommt, hängt von einem komplexen, aber unvollständigen Satz aller zwischen ihnen bestehenden kausalen Beziehungen ab der Versuchsaufbau und das Zielsystem.

Auf die allgemeine Auswertung von Computersimulationen angewendet, die schwache Version präsentiert ein komplexeres und reichhaltigeres Bild, das verschiedene Grade an Materialität bietet werden Computersimulationen zugeschrieben.

Trotz dieser Unterschiede teilen beide Versionen jedoch den gleichen Standpunkt in Bezug auf Computersimulationen; nämlich, dass sie Experimenten epistemisch unterlegen sind. Diese Behauptung ergibt sich aus der zuvor dargestellten ontologischen Konzeptualisierung und beruht auf derselben Begründung, die dem Materialitätsprinzip zugrunde liegt.

3.2.2.1 Die starke Version

Ich glaube, dass Francesco Guala die Verteidigung der starken Version vertritt, wenn er geht davon aus, dass ein Experiment die im Phänomen vorhandenen Kausalzusammenhänge reproduziert. Insofern geht er von vornherein von der Existenz fundamentaler Prinzipien aus Unterschiede zwischen Computersimulationen und auf Kausalität basierenden Experimenten.

Der Unterschied liegt in der Art der Beziehung zwischen einem Experiment und seinem Zielsystem einerseits und einem Simulierenden und seinem Zielsystem andererseits. Im Im ersten Fall findet die Korrespondenz auf einer „tiefen“, „materiellen“ Ebene statt, während im letzteren Fall die Ähnlichkeit ist freilich nur „abstrakt“ und „formal“ [...] Im echten Experiment das Gleiche „materielle“ Ursachen, wie sie im Zielsystem am Werk sind; in einer Simulation sind sie es nicht, und die Korrespondenzbeziehung (von Ähnlichkeit oder Analogie) ist rein formaler Natur (Guala 2002, 66-67. Hervorhebung von mir).

Nach Ansicht von Guala können Veränderungen in der Materialität und ihrer erkenntnistheoretischen Kraft möglich sein im Sinne des Teilens der „gleichen“ – und „verschiedenen“ – Dinge verstanden werden. Der Fall von Der Ripple-Tank ist in dieser Hinsicht paradigmatisch. Laut Guala sind die Medien in die die Wellen ausbreiten, bestehen aus „verschiedenem“ Stoff: Während ein Medium Wasser ist, ist das Anderes ist Licht. Der Wellentank ist also eine Darstellung der Wellennatur des Lichts nur weil es Ähnlichkeiten im Verhalten auf einer sehr abstrakten Ebene gibt (d. h. auf das Niveau der Maxwell-Gleichungen, der D'Alambert-Wellengleichung und des Hook-Gesetzes). Die beiden Systeme gehorchen den „gleichen“ Gesetzen und können durch die „gleiche“ Menge von Gesetzen dargestellt werden Gleichungen, obwohl sie aus „anderem“ Stoff bestehen. Allerdings gibt es Wasserwellen keine Lichtwellen, und ein Unterschied in der Materialität setzt einen Unterschied in der Materie voraus epistemische Einsicht in die Natur (66).

Das Beispiel des Ripple-Tanks wird auf die Studien zu Computersimulationen übertragen, denn es ermöglicht Guala die Behauptung, dass der ontologische Unterschied zwischen Experimenten und Simulationen auch erkenntnistheoretische Unterschiede begründet (63). Seine Loyalität gegenüber Das Wesentlichkeitsprinzip ist somit unbestreitbar: Es gibt eine klare Unterscheidung zwischen was wir durch direktes Experimentieren lernen und verstehen können und was wir lernen können durch eine Computersimulation. Der epistemische Nutzen des Letzteren ist geringer als der des Ersteren und das liegt daran, dass es in dieser Sichtweise eine ontologische Bindung an die Kausalität als gibt erkenntnistheoretisch überlegen, der die Erkenntnistheorie von Computersimulationen bestimmt.

Lassen Sie mich nun einige Einwände gegen Gualas Standpunkt betrachten. Parker hat eingewandt, dass seine Position sowohl für Experimente als auch für Computer zu restriktiv sei Simulationen (Parker 2009, 485). In diesem Punkt stimme ich ihr zu. Gualas Konzeption von Experimenten und Computersimulationen erlegt künstliche Beschränkungen auf. Beides lässt sich nur schwer mit Beispielen aus der wissenschaftlichen Praxis untermauern. Darüber hinaus, und ergänzend zu Parkers Einwand glaube ich, dass Guala eine Perspektive einnimmt, die beide Aktivitäten als chronologisch einander ausschließend betrachtet: das heißt, die Computersimulation wird zu einem relevanten Werkzeug, wenn das Experimentieren nicht möglich ist umgesetzt. STRATAGEM, eine Computersimulation der Stratigraphie, liefert uns Hier ein Beispiel: Wenn Geologen Schwierigkeiten bei der Umsetzung haben Als kontrollierte Experimente zur Gesteinsbildung greifen sie auf Computersimulationen zurück als wirksamster Ersatz (2002, 68).⁸ Eine solche Tendenz zu einer disjunktiven Bewertung der beiden Aktivitäten ist eine natürliche Folge des Computerunterrichts Simulationen seien dem Experiment epistemisch unterlegen. Mit anderen Worten, es ist ein natürliche Folge der Übernahme des Wesentlichkeitsprinzips.

3.2.2.2 Die schwache Version

Als Befürworterin der schwachen Version greife ich auf die Arbeit von Mary Morgan zurück. Sie hat präsentierte die umfassendste und umfassendste Analyse, die derzeit in der Literatur zu den Unterschieden zwischen Experimenten und Computersimulationen zu finden ist.

Morgan beschäftigt sich vor allem mit sogenannten stellvertretenden Experimenten, das heißt:

Experimente, die Elemente des Immateriellen entweder in ihren Objekten oder in ihren Interventionen beinhalten und die aus der Kombination von Modellgebrauch und Experiment, einer Kombination, entstehen Dadurch sind eine Reihe interessanter Hybridformen entstanden (Morgan 2003, 217).

Nachdem sie so die Merkmale stellvertretender Experimente dargelegt hat, wendet sie sich dann dem zu Frage, wie sie eine epistemische Grundlage für empirische Schlussfolgerungen liefern. Kurz gesagt, die Je mehr „Material“ an dem stellvertretenden Experiment beteiligt ist, desto erkenntnistheoretisch zuverlässiger ist es wird. Vereinfacht ausgedrückt bestimmen die Grade der Wesentlichkeit den Grad der Zuverlässigkeit. Morgan kommentiert: „Aus Gründen der Schlussfolgerung bleibt das Experiment vorzuziehen Art der Untersuchung, weil ontologische Äquivalenz erkenntnistheoretische Kraft verleiht“ (Morgan 2005, 326).

Morgan hält daher an der schwachen Version fest, da ein stellvertretendes Experiment im Gegensatz zur starken Version durch unterschiedliche Grade der Materialität gekennzeichnet ist ist der Ansicht, dass Experimente ein „Stück“ der Welt sein müssen. In Bezug auf die Materialität Grundsätzlich gibt es jedoch keine grundsätzlichen Unterschiede zwischen den beiden Versionen: Sie berücksichtigt auch die Ontologie, um den erkenntnistheoretischen Wert von Computersimulationen zu bestimmen. Der Unterschied liegt wiederum in der detaillierten Analyse der verschiedenen Arten Experimente im Rahmen der wissenschaftlichen Praxis. Lassen Sie mich nun kurz auf ihren Bericht eingehen.

Wie oben erwähnt, können stellvertretende Experimente nach ihrem Grad klassifiziert werden der Materialität; das heißt, die unterschiedlichen Grade der Materialität eines Objekts

⁸ Guala geht davon aus, dass Experimente und Computersimulationen geeignete Forschungsinstrumente sind, Wissensproduzenten, wie er sie nennt, allerdings nur für unterschiedliche Kontexte (2002, 70).

im Versuchsaufbau vorhanden. Tabelle 3.1 fasst vier Klassen von Experimenten zusammen: Ideales Laborexperiment (auch Materialexperiment genannt), zwei Arten von Hybridexperimenten und schließlich mathematisches Modellexperiment. Wie aus der Tabelle hervorgeht, erfolgt die Klassifizierung nach der Art der Kontrolle, die auf die Experimentklasse ausgeübt wird, den Methoden zum Nachweis der Zuverlässigkeit der erzielten Ergebnisse, dem Grad der Wesentlichkeit und der Repräsentativität jeder Klasse.

Die erste und letzte Klasse sind uns bereits gut bekannt: Ein Beispiel für ein ideales Laborexperiment ist der Lichtstrahl, denn er erfordert Bemühungen des Wissenschaftlers, das System zu isolieren, strenge Aufmerksamkeit bei der Kontrolle der störenden Umstände und Eingriffe unter diese Kontrollbedingungen. Ein Beispiel für das mathematische Modellexperiment wäre dagegen das berühmte mathematische Problem der sieben Königsberger Brücken; Das heißt, eine Klasse von Experimenten, deren Kontrollanforderungen durch die Vereinfachung von Annahmen erreicht werden, deren Demonstrationsmethode eine deduktive mathematisch-logische Methode ist und deren Materialität erwartungsgemäß nicht vorhanden ist (Morgan 2003, 218).

Unter den zahlreichen Unterschieden zwischen diesen beiden Klassen von Experimenten hebt Morgan die Einschränkungen hervor, die auf natürliche Weise durch physikalische Kausalität auferlegt werden, und diejenigen, die künstlich durch Annahmen auferlegt werden:

Die Wirkungsweise der Natur schafft Grenzen und Zwänge für den Experimentator. Natürlich gibt es auch Einschränkungen in der Mathematik des Modells, aber der entscheidende Punkt ist, ob die dort getroffenen Annahmen zufällig mit denen der dargestellten Situation übereinstimmen, und es gibt nichts in der Mathematik selbst, um dies sicherzustellen sie sind (220).

Hybride Experimente hingegen können als Experimente zwischen den beiden anderen aufgefasst werden: Sie sind weder vollständig materiell noch vollständig mathematisch.⁹ Die Klasse der virtuellen Experimente wird dann als jene verstanden, „in denen wir nichtmaterielle Experimente an (oder mit) durchführen (halbmaterielle Objekte“, wohingegen virtuelle Experimente solche sind, „bei denen wir nichtmaterielle Experimente durchführen, die aber eine Art Nachahmung materieller Objekte beinhalten können“ (216). Tabelle 3.1 fasst noch einmal die Eigenschaften aller vier Arten von stellvertretenden Experimenten zusammen und zeigt ihre Darstellungs- und Schlussfolgerungsbeziehungen.

Die Unterschiede zwischen virtuellen und virtuellen Experimenten lassen sich am Beispiel eines Kuhn-Hüftknochens verdeutlichen, der als Ersatz für die innere Struktur menschlicher Knochen dient. Für die Durchführung eines solchen Experiments gibt es typischerweise zwei Alternativen: Man kann ein hochwertiges 3D-Bild des Hüftknochens verwenden, das eine detaillierte Karte der Knochenstruktur erstellt, oder alternativ ein computerisiertes 3D-Bild des stilisierten Knochens; das heißt, ein computerisiertes 3D-Gitter, das die Struktur des stilisierten Knochens darstellt. Laut Morgan hat das 3D-Bild einen höheren Grad an Wahrhaftigkeit gegenüber der Struktur des echten Hüftknochens, da es eine getreuere Darstellung davon darstellt, im Gegensatz zur Mathematisierung, die durch das computerisierte 3D-Gitter dargestellt wird (230).

⁹ Morgan sagt dazu: „Indem wir analysieren, wie diese verschiedenen Arten von Hybridexperimenten funktionieren, können wir eine Taxonomie hybrider Dinge dazwischen vorschlagen, die virtuelle Experimente einschließen (die hinsichtlich des Untersuchungsgegenstands und der Intervention völlig immateriell sind, aber die Nachahmung beinhalten können). von Beobachtungen) und virtuellen Experimenten (fast ein materielles Experiment aufgrund des virtuell materiellen Eingabeobjekts)“ (Morgan 2003, 232).

Tabelle 3.1 Arten von Experimenten: Ideales Labor, Hybride und mathematische Modelle mit darstellenden Beziehungen (Morgan 2003, 231).

Ideales Labor	Hybride Experimente		Mathematisch
Experiment			Modellversuch
	Virtuell	Virtuell	
Kontrollen auf:			
Eingaben experimentell	experimentell auf	angenommen	vermutet
Interventionsexperimentelle Inputs;	angenommen	angenommen	vermutet
Umweltexperimentell zur angenommenen Intervention und Umgebung			vermutet
Demonstration experimentelle Simulation: experimentell/Methode			deduktiv
in der Labormathematik unter Verwendung eines Modellobjekts im Modell			
Wesentlichkeitsgrad von:			
Eingabematerial	halbmateriell,	immateriell,	mathematisch
Interventionsmaterial	nichtmateriell,	immateriell	mathematisch
Gibt Material aus	nichtmateriell	nicht- oder	mathematisch
		Pseudomaterial	
Stellvertretender Vertreter von ... und	Darstellung von...		
Inferenzbeziehungen	... zum Gleichen in der Welt zurück zu anderen Arten von		
Vertreter für ...	Dinge auf der Welt		
	... zu ähnlich in der Welt...		

Ersteres wird als „virtuelles Experiment“ bezeichnet, letzteres als „virtuelles Experiment“. virtuelle Experimente.

Was sind nun die Unterschiede zwischen all diesen verschiedenen Arten von Experimenten?

Wie in Tabelle 3.1 gezeigt, ist ein virtuelles Experiment halb- oder immateriell, ein

Das ideale Laborexperiment ist rein materieller Natur. Auch die Demonstrationsmethoden

sind auch deutlich unterschiedlich. Der Unterschied zwischen einem virtuellen Experiment und einem

Das mathematische Modell hingegen scheint ausschließlich in der Methode zu liegen

der Demonstration, die für Ersteres experimentell und für Letzteres deduktiv ist.

Morgan zeigt auch, wie Modelle von Börsenkursen, obwohl sie mathematisch sind, funktionieren

Am Computer simulierte Modelle können aufgrund der Eingabedaten und der Beobachtung der Ergebnisse als virtuelles Experiment eingestuft werden (225). Die Grenzen dazwischen

Alle vier Klassen von Experimenten sind jedoch nicht festgelegt und von Faktoren abhängig, die außerhalb des jeweiligen Experiments liegen. Zum Beispiel, wenn man ein 3D-Gitter aus dem Kuhknochen anfertigt

Verwendung realer Messungen des Kuhknochens als Eingabedaten, was ursprünglich ein war virtuelles Experiment wird virtuell zum Experiment.

Die erkenntnistheoretische Analyse ist eine Funktion des Materialitätsgrads der Klasse

des Experiments: „Ontologische Äquivalenz verleiht erkenntnistheoretische Kraft“ (Morgan

2005, 326), wie Morgan angibt. Rückschlüsse auf die Welt aus einem experimentellen System lassen

sich besser rechtfertigen, wenn das Experiment und das Zielsystem identisch sind

das gleiche Material. Morgan erklärt: „Die Ontologie ist wichtig, weil sie Auswirkungen hat

die Macht der Schlussfolgerung“ (324). Eine Computersimulation beispielsweise kann die theoretischen

Annahmen des dargestellten Systems nicht testen, da sie dafür konzipiert wurde

Bereitstellung von Ergebnissen, die den integrierten Annahmen entsprechen. Ein Laborexperiment, weiter
 Andererseits wurde es ausdrücklich dafür entwickelt, die Fakten über das Ziel preiszugeben
 Das System „spricht“ von selbst. Laut Morgan ist es also das materielle Substrat, das einem Experiment
 zugrunde liegt, das für seine epistemische Kraft verantwortlich ist. Daher die
 Ein ideales Laborexperiment ist erkenntnistheoretisch aussagekräftiger als ein virtuelles Experiment.
 wiederum ist ein virtuelles Experiment leistungsfähiger als ein virtuelles Experiment,
 und so weiter. Denn Computersimulationen können nur als Hybridexperimente konzipiert werden
 oder als mathematische Experimente, daraus folgt, dass sie immer weniger erkenntnistheoretisch sind
 leistungsfähiger als ideale Laborexperimente. Nach Morgans Meinung gibt es also solche
 Grade der Materialität, die den Grad der epistemischen Macht bestimmen.

In diesem Zusammenhang verwendet Morgan die Begriffe „Überraschung“ und „Verwirrung“, um die
 epistemischen Zustände des Wissenschaftlers in Bezug auf die Ergebnisse einer Computersimulation darzustellen
 jeweils ein Materialexperiment. Ergebnisse einer Computersimulation können den Wissenschaftler nur
 überraschen, weil ihr Verhalten auf sie zurückgeführt und damit erneut erklärt werden kann
 Bedingungen des zugrunde liegenden Modells. Ein Materialexperiment hingegen kann den Wissenschaftler
 sowohl überraschen als auch verwirren, denn es kann Neues und Unerwartetes hervorbringen
 Verhaltensmuster, die aus der Sicht der aktuellen Theorie unerklärlich sind (Morgan
 2005, 325), (Morgan 2003, 219). Die Materialität des Experiments funktioniert also wie folgt
 die epistemische Garantie, dass die Ergebnisse neu sein können, im Gegensatz zur Simulation,
 wobei davon ausgegangen wird, dass die Ergebnisse im Hinblick auf das zugrunde liegende Modell erklärt werden können.
 Dies zeigt, wie Morgans Ideen zu Experimenten und Computersimulationen
 tragen den Stempel des Materialitätsprinzips. Es zeigt die gleiche Begründung:
 Materialität als vorherrschendes Merkmal für die epistemische Bewertung.

Trotz Morgans starker Betonung des Stellenwerts der Materialität bei der Entdeckung neuer Phänomene
 gibt es Beispiele für virtuelle Experimente, deren epistemische
 Die Leistung ist jedem idealen Laborexperiment deutlich überlegen. Nehmen wir als einfaches Beispiel die
 Dynamik des Mikrobruchs von Materialien. Es ist unmöglich, etwas zu wissen
 über Mikrofrakturen ohne die Hilfe von Computern. Tatsächlich nur die rechnerische
 Die Effizienz von Finite-Elemente-Methoden und die starke Diskontinuität auf mehreren Skalen können uns Aufschluss geben
 etwas über die Mikrobrüche von Materialien (Linder 2012). Die Lektion hier
 ist, dass man nicht unbedingt etwas über die Welt verstehen muss
 Materialexperimente oder aus irgendeinem Grad an Materialität. Weder ein Feld
 Experiment noch ein hochauflösendes 3D-Bild würde das Verständnis darüber liefern
 die Dynamik von Mikrofrakturen, die durch eine genaue Mathematik ermittelt werden können
 Modell.

3.2.3 Modelle als (Gesamt-)Mediatoren

Der letzte Bericht in meiner Liste ist der, den ich „Modelle als (totale) Vermittler“ genannt habe. Als die
 Wie der Titel vermuten lässt, ist dieser Bericht direkt von Morgan und Morrisons „Models as
 Mediators“ (Morrison 2009) beeinflusst. Das Buch ist eine Verteidigung der Vermittlerrolle von
 Modelle in der wissenschaftlichen Praxis, da sie davon ausgeht, dass die wissenschaftliche Praxis nicht getrieben ist
 durch Theorien, noch geht es ausschließlich um die direkte Manipulation realer Phänomene. In-

Vielmehr bedarf die wissenschaftliche Praxis der Vermittlung von Modellen, um erfolgreich zu sein seine Ziele zu erreichen. Eine Theorie kann also nicht direkt auf das Phänomen angewendet werden, aber nur durch die Vermittlung eines Modells; ebenso in der experimentellen Praxis, Modelle stellen Daten aus Messungen und Beobachtungen in verfügbarer Form dar für wissenschaftliche Zwecke. Im Folgenden konzentriere ich mich auf die vermittelnde Rolle von Modellen in der experimentellen Praxis, da der Befürworter der Modelle als (Total-)Mediatoren-Ansatz gilt mehr daran interessiert, Computersimulationen im Lichte von Experimenten zu analysieren. Ich werde Lassen Sie daher die vermittelnde Rolle von Modellen im Kontext der Theorie unanalysiert (siehe meine Diskussion im vorherigen Kapitel).

Nach Ansicht der Befürworter der Modelle als (Total-)Mediatoren besteht die experimentelle Praxis darin, durch die Manipulation von Phänomenen Daten zu gewinnen das uns über bestimmte interessante Eigenschaften informiert. Diese Daten liegen jedoch in einer solchen vor Rohzustand, der nicht als zuverlässig oder repräsentativ für die gemessenen oder beobachteten Eigenschaften angesehen werden kann. Damit diese Rohdaten überhaupt einen wissenschaftlichen Nutzen haben, müssen Es ist notwendig, es durch Herausfiltern von Rauschen, Korrigieren von Werten, Implementieren von Fehlerkorrekturtechniken usw. weiter zu verarbeiten. Diese Korrekturtechniken sind werden anhand theoretischer Modelle durchgeführt und sind als solche für deren Zuverlässigkeit verantwortlich Daten.

Die wissenschaftliche Praxis wird also als stark modellvermittelt verstanden; und wissenschaftliches Wissen wird nicht mehr allein durch unser Eingreifen in die Welt erlangt, sondern auch durch die konzeptionelle Vermittlung, die die Modell-Welt-Relation darstellt. In diesem Die epistemische Analyse befasst sich nun mit den herausgefilterten, korrigierten, und verfeinert durch Modelle, anstatt die Rohdaten, die durch direkte Manipulation gesammelt werden die wahre Welt.

Computersimulationen sollten problemlos in dieses neue Bild der wissenschaftlichen Praxis passen. Das könnte man meinen, da sie als auf dem Modell implementierte Modelle konzipiert sind Digitalcomputer, dann müssen ihre Ergebnisse Daten sein, die von einem zuverlässigen Modell in a erzeugt werden einfacher Sinn. Leider entspricht dies nicht den Vorstellungen der Befürworter von Modellen (Gesamt-)Vermittler im Sinn hat. Für sie ist es richtig zu sagen, dass es sich um Computersimulationen handelt sind Modelle, die auf einem digitalen Computer laufen, und es ist auch richtig zu sagen, dass es sie gibt kein Eingriff in die Welt im Sinne des Empirismus. Dennoch sind die durch die Durchführung einer Simulation erhaltenen Daten „Rohdaten“ in einem ähnlichen Sinne wie die von einer Simulation erfassten Daten wissenschaftliches Instrument.¹⁰ Der Grund dafür ist, dass es materielle Merkmale des Zielsystem, die in die Simulation modelliert und somit im dargestellt werden endgültige simulierte Daten (53). Simulierte Daten müssen dann ebenso wie Rohdaten durch ein weiteres theoretisches Modell nachbearbeitet werden. Mit anderen Worten: simuliert Dazu müssen die Daten auch durch einen anderen Satz von Modellen gefiltert, korrigiert und verfeinert werden Daten produzieren, die in der wissenschaftlichen Praxis zuverlässig genutzt werden können. Ontologisch gesehen, Dann gibt es keine Unterschiede zwischen den von einem wissenschaftlichen Instrument erzeugten Daten und Daten, die durch eine Computersimulation erzeugt wurden. Diese Ergebnisse geben der Behauptung Recht dass es auch keine epistemischen Unterschiede zwischen diesen beiden Arten von Daten gibt.

¹⁰ Um diese beiden Datenbegriffe getrennt zu halten, beziehe ich mich weiterhin auf erfasste Daten

vom wissenschaftlichen Instrument als „Rohdaten“ bezeichnet, während ich mich auf die Daten beziehen werde, die durch die Ausführung des Instruments gewonnen wurden Computersimulation als „simulierte Daten“.

Lassen Sie mich nun etwas näher auf diese Punkte eingehen. Im Jahr 2009, Margaret Morrison veröffentlichte einen grundlegenden Beitrag zur Debatte über Messung im Kontext von Computersimulationen. In dieser Arbeit behauptete sie, dass bestimmte Arten von Computern Simulationen haben genau den gleichen epistemischen Status wie experimentelle Messungen weil beide Arten von Daten ontologisch und epistemisch vergleichbar sind.

Um diesen Punkt zu veranschaulichen, betrachten wir kurz ihr Beispiel der Messung des g Kraft.¹¹ Bei einer experimentellen Messung, so argumentiert Morrison, handelt es sich um ein wissenschaftliches Instrument misst eine physikalische Eigenschaft bis zu einem gewissen Grad an Präzision, obwohl z Die Messung spiegelt nicht unbedingt den genauen Wert dieser Immobilie wider. Der Unterschied zwischen Präzision und Genauigkeit ist für Morrison von größter Bedeutung hier: Ersteres bezieht sich auf die experimentelle Praxis des Eingreifens Natur – oder die Berechnung des Modells in der Simulation – Letzteres bezieht sich auf die Vermittlung von Modellen zur Bereitstellung verlässlicher Daten. In diesem Zusammenhang eine genaue Messung besteht aus einer Reihe von Ergebnissen, wobei der Grad der Unsicherheit im geschätzten Wert angegeben wird ist relativ klein (Morrison 2009, 49); andererseits eine genaue Messung besteht aus einer Reihe von Ergebnissen, die nahe am wahren Wert der gemessenen physikalischen Werte liegen Eigentum.¹²

Die Unterscheidung zwischen diesen beiden Konzepten bildet den Grundstein von Morrisons Strategie: Daten, die mit experimentellen Instrumenten gesammelt werden, liefern nur präzise Ergebnisse Messungen von g , wohingegen zuverlässige Messungen in erster Linie genaue Darstellungen des gemessenen Werts sein müssen. In diesem Zusammenhang ist Morrison der Ansicht, dass Rohdaten auf der Suche nach Genauigkeit (für das Besondere) nachbearbeitet werden müssen Im Fall der Messung von g schlägt Morrison das ideale Punktpendel als Theorie vor Modell).

Aus Morrisons Sicht ist die Zuverlässigkeit der gemessenen Daten also eine Funktion des Genauigkeitsgrads, der eher von einem theoretischen Modell als von abhängt am wissenschaftlichen Instrument – oder an der Computersimulation.

Der Grad der Komplexität der Versuchsanordnung bestimmt die Präzision der Messung, aber es ist die Analyse von Korrekturfaktoren, die die Genauigkeit bestimmt. In Mit anderen Worten: Die Art und Weise, wie Modellannahmen angewendet werden, bestimmt, wie genau die Messung von g tatsächlich ist. Diese Unterscheidung zwischen Präzision und Genauigkeit ist sehr wichtig –Eine genaue Reihe von Messungen liefert eine Schätzung, die dem wahren Wert der Menge nahe kommt gemessen wird und eine präzise Messung ist eine Messung, bei der die Unsicherheit in der Schätzung besteht Wert ist gering. Um sicherzustellen, dass unsere Messung von g genau ist, müssen wir uns darauf verlassen ausführlich auf Informationen, die unsere Modellierungstechniken/-annahmen liefern (49).

Computersimulationen haben ebenso wie wissenschaftliche Instrumente das Schicksal, zwar präzise, aber nicht genau zu sein. Bei letzterem wird die Genauigkeit auf die physikalischen Einschränkungen bei der Messung der realen Welt zugeschnitten; Für Ersteres liegt die Genauigkeit in der Form von vor physikalische und logische Einschränkungen bei der Berechnung (z. B. Rundungsfehler, Kürzungen).

¹¹ Morrison diskutiert auch das anspruchsvollere Beispiel der Spinmessung (Morrison 2009, 51).

¹² Der Unterschied zwischen Präzision und Genauigkeit wird von Franklin im folgenden Beispiel dargelegt: „Eine Messung der Lichtgeschwindigkeit, $c = (2,000000000 \pm 0,000000001) \times 10^{10}$ cm/s, ist präzise aber ungenau, während eine Messung $c = (3,0 \pm 0,1) \times 10^{10}$ cm/s genauer ist, aber einen geringeren hat Präzision“ (Franklin 1981, 367). Weitere Einzelheiten zu Genauigkeit und Präzision finden Sie in Kapitel 4.

Fehler usw.). Die Dichotomie Präzision/Genauigkeit gilt also auch für Computer Simulationen genauso wie experimentelle Messungen, wodurch beide Praktiken auf der Ebene präziser Daten tologisch und auf der Ebene epistemischer Daten gleich sind genaue Daten. So verstanden ist auch hier das Wesentlichkeitsargument vorhanden: gleich Die Ontologie bestimmt die gleiche Erkenntnistheorie. Und genau das war die Absicht hinter Morrisons Analyse: „Die Verbindung zwischen Modellen und Messung ist das, was.“ Bietet die Grundlage für die epistemische Behandlung bestimmter Arten von Simulationsergebnissen auf Augenhöhe mit experimentellen Messungen oder sogar als Messungen selbst“ (36).

Letztlich wendet Morrison eine Philosophie des Modellierens und Experimentierens an auf eine Philosophie der Computersimulationen. Dies ist auch eine Folge des Befolgens das Wesentlichkeitsprinzip; Das heißt, es erfolgt keine Analyse von Computersimulationen an sich, sondern nur im Lichte einer vertrauteren Philosophie. Indem Rohdaten und simulierte Daten ontologisch gleich, und die Nachbearbeitung eine weitere Im epistemischen Schritt wendet Morrison Modelltechniken auf Computersimulationen an, unabhängig von deren Besonderheiten. Mit diesem Schritt im Hinterkopf, auch Morrison schränkt die Klasse der Computersimulationen auf diejenigen ein, die zur Messung verwendet werden Geräte; und damit engt sie die epistemische Analyse auf diese Simulationen ein. Offen bleibt die Frage, ob Morrisons Strategie auch funktioniert für alle Arten von Computersimulationen (d. h. für solche, die einem anderen Zweck dienen als Messung).

3.3 Schlussbemerkungen

Viele Forscher nutzen Computersimulationen, als wären sie zuverlässige Versuchsgeräte. Eine solche Praxis setzt voraus, dass Simulationen epistemisch auf einem sind vergleichbar mit Laborexperimenten. Mit anderen Worten, Computersimulationen rendern bei mindestens genauso viel und qualitativ ebenso gutes Wissen über die umgebende empirische Praxis Welt als Standardlaborexperiment. Dies ist jedoch eine ungerechtfertigte Voraussetzung, es sei denn, es werden Gründe angegeben, die die erkenntnistheoretische Leistungsfähigkeit des Computers begründen Simulationen.

Nach den Diskussionen in diesem Kapitel stellen wir fest, dass das Vertrauen der Forscher, die Computersimulationen verwenden, könnten vom „Materialitätsargument“ betroffen sein. Dieses Argument besagt, dass unser wissenschaftlicher Wissensbestand darauf zugeschnitten ist und hängt von der Identifizierung der physischen Kausalbeziehungen ab, die im Empirischen interagieren Welt. Für viele sind Computersimulationen abstrakte Systeme, die nur Phänomene der realen Welt darstellen. Daraus folgt dann das Laborexperiment, das Traditionelle Die Quelle, die in die wissenschaftlichen Überzeugungen einfließt, ist immer noch die zuverlässigste Quelle Weg, die Welt zu kennen und zu verstehen. Die Schlussfolgerung ist dann eindeutig: Forscher führen wahrscheinlich lieber Experimente als Computersimulationen durch die Dinge sind gleich.

Wir müssen jedoch in Frage stellen, ob dies wirklich der Fall ist. Da sind viele Beispiele, bei denen Computersimulationen tatsächlich zuverlässigere Wissensquellen sind.

mehr über die Welt als traditionelles Experimentieren. Warum ist das so? Warum
Sind Forscher so zuversichtlich, dass Computersimulationen dazu dienen, einen Einblick in die Welt zu erhalten?
Diese Fragen erfordern eine philosophische Behandlung
Informationen zu Experimenten und Computersimulationen finden Sie in diesem Kapitel.

Das Kapitel präsentierte drei verschiedene Ansichten darüber, wie Philosophen derzeit die
erkenntnistheoretische Untersuchung von Computersimulationen verstehen. Ich habe das alle drei gezeigt
Nutzen Sie für Ihre Argumentation die gleichen Begründungen wie den Leitfaden. Ich habe das angerufen
Ich begründe das Materialitätsprinzip, und ich konzeptualisiere es als das Prinzip der Philosophen.
Engagement für eine ontologische Darstellung von Computersimulationen – und Experimenten –, die die
Bewertung ihrer epistemischen Kraft bestimmt.

Die allgemeine Schlussfolgerung ist, dass Philosophen das Materialitätsprinzip akzeptieren
Es ist weniger wahrscheinlich, dass sie erkennen, was an der Erkenntnistheorie des Computers charakteristisch ist
Simulationen als diejenigen, die dies nicht tun. Die Schlussfolgerung ist bescheiden und zielt darauf ab, bestimmte
Änderungen in der philosophischen Behandlung von Computersimulationen anzuregen. Für
Beispielsweise Anouk Barberousse, Sara Franceschelli und Cyrille Imbert (Barberousse,
Franceschelli und Imbert 2009) haben einen wichtigen Beitrag zu diesem Konzept geleistet
von computersimulierten Daten, und Paul Humphreys hat ihre Arbeit mit einer detaillierteren Analyse des
Datenbegriffs verfolgt (Humphreys 2013). Ein weiteres hervorragendes Beispiel ist die Rolle der Computersimulation
bei der Klimamodellierung
herausgegeben von Wendy Parker in ihr (Parker 2014) und Johannes Lenhard und Eric Winsberg
in (Lenhard und Winsberg 2010).

Trotz dieser hervorragenden Arbeiten muss noch viel mehr getan werden. Meiner Meinung nach besteht ein
potenziell fruchtbares Forschungsgebiet darin, bestimmte klassische Themen der Wissenschaftsphilosophie
durch die Linse von Computersimulationen neu zu betrachten. In diesem Sinne eine Rezension von
Traditionelle Vorstellungen von Erklärung, Vorhersage, Erkundung und dergleichen könnten funktionieren
als Ausgangspunkt.¹³

Offensichtlich gibt es eine Art und Weise, Wissenschaftsphilosophie zu betreiben, die stark fundiert ist
über empirische Untersuchungen am Beispiel von Experimenten. Das leitende epistemische Prinzip ist, dass die
ultimative Quelle des Wissens durch eine Interaktion mit und gegeben wird
Manipulation der Welt. Der anhaltende Erfolg von Computersimulationen stellt diese Prinzipien jedoch in Frage:
Erstens gibt es eine wachsende Tendenz, dass Schutzzauber die Welt repräsentieren, statt in sie einzugreifen;
zweitens rechnerisch
Methoden drängen den Menschen aus dem Zentrum des erkenntnistheoretischen Unternehmens (Humphreys
2009, 616). Die einzige eindeutige Schlussfolgerung ist die philosophische
Die Untersuchung der erkenntnistheoretischen Kraft von Computersimulationen ist eine schwierige Aufgabe
voraus.

Verweise

Ackermann, Robert. 1989. „Der neue Experimentalismus.“ Das British Journal für
Wissenschaftstheorie 40 (2): 185–190.

¹³ Auf diese Unternehmungen gehe ich in Kapitel 5 ein.

- Aristoteles. 1965. *Historia Animalium*. Harvard University Press.
- Barberousse, Anouk, Sara Franceschelli und Cyrille Imbert. 2009. „Computersim Messungen als Experimente.“ 169 (3): 557–574.
- Beisbart, Claus. 2017. „Sind Computersimulationen Experimente?“ Und wenn nicht, wie geht es sie haben eine Beziehung zueinander?“ *Europäische Zeitschrift für Wissenschaftstheorie*: 1–34.
- Dowe, Phil. 2000. *Physische Ursache*. Cambridge University Press.
- Duran, Juan M. 2013a. „Ein kurzer Überblick über das philosophische Studium von Computersimulationen.“ *APA-Newsletter zu Philosophie und Computern* 13 (1): 38–46.
- . 2013b. „Die Verwendung des ‚Materialitätsarguments‘ in der Literatur zu Computersimulationen.“ In *Computer Simulations and the Changing Face of Scientific Experimentation*, herausgegeben von Juan M. Duran und Eckhart Arnold, 76–98. Cambridge Scholars Publishing.
- Franklin, Allan. 1981. „Was macht ein ‚gutes‘ Experiment aus?“ *Das britische Journal für Wissenschaftstheorie* 32 (4): 367–374.
- Giere, Ronald N. 2009. „Verändert Computersimulation das Gesicht des Experimentierens?“ *Philosophische Studien* 143 (1): 59–62.
- Guala, Francesco. 2002. „Modelle, Simulationen und Experimente.“ In *modellbasiert Begründung: Wissenschaft, Technologie, Werte*, herausgegeben von L. Magnani und Nersessian, 59–74. Kluwer-Akademiker.
- Hanson, Norwood Russell. 1958. *Muster der Entdeckung: Eine Untersuchung der konzeptionellen Grundlagen der Wissenschaft*. Cambridge University Press.
- Hartmann, Stephan. 1996. „Die Welt als Prozess: Simulationen im Natürlichen und Sozialwissenschaften.“ In *Modellierung und Simulation in den Sozialwissenschaften von der Philosophy of Science Point of View*, herausgegeben von R. Hegselmann, Ulrich Müller, und Klaus G. Troitzsch, 77–100. Springer.
- Humphreys, Paul W. 2009. „Die philosophische Neuheit der Computersimulation Methoden.“ *Synthese* 169 (3): 615–626.
- . 2013. „Worum geht es bei Daten?“ In *Computer Simulations and the Changing Face of Scientific Experimentation*, herausgegeben von Juan M. Duran und Eckhart Arnold. Cambridge Scholars Publishing.
- Lenhard, Johannes und Eric Winsberg. 2010. „Holismus, Verankerung und die Zukunft des Klimamodellpluralismus.“ *Studium der Geschichte und Wissenschaftstheorie Teil B – Studien zur Geschichte und Philosophie der modernen Physik* 41 (3): 253–262. ISSN: 13552198. <http://dx.doi.org/10.1016/j.shpsb.2010.07.001>.

- Linder, C. 2012. „Eine numerische Untersuchung des Sättigungsmodells der exponentiellen elektrischen Verschiebung beim Brechen piezoelektrischer Keramik.“ Technische Mechanik 32:53–69.
- Massimi, Michela und Wahid Bhimji. 2015. „Computersimulationen und Experimente: Der Fall des Higgs-Bosons.“ Studium der Geschichte und Philosophie Wissenschaft Teil B: Studien zur Geschichte und Philosophie der modernen Physik 51:71–81. Zugriff am 7. Juni 2016.
- Mayo, Deborah G. 1994. „Der neue Experimentalismus, aktuelle Hypothesen und Aus Fehlern lernen.“ PSA: Proceedings of the Biennial Meeting of the Philosophy of Science Association 1:270–279.
- Morgan, Mary S. 2003. „Experimente ohne materielle Intervention.“ In The Philosophy of Scientific Experimentation, herausgegeben von Hans Radder, 216–235. University of Pittsburgh Press.
- . 2005. „Experimente versus Modelle: Neue Phänomene, Schlussfolgerungen und Überraschungen.“ Zeitschrift für Wirtschaftsmethodik 12 (2): 317–329.
- Morrison, Margaret. 2009. „Modelle, Messung und Computersimulation: Die Das Gesicht des Experimentierens verändern.“ Philosophische Studien 143 (1): 33–57.
- Parke, Emily C. 2014. „Experimente, Simulationen und epistemische Privilegien.“ Philosophie of Science 81 (4): 516–536.
- Parker, Wendy S. 2009. „Ist Materie wirklich wichtig?“ Computersimulationen, Experimente und Materialität.“ Synthese 169 (3): 483–496.
- . 2014. „Simulation und Verständnis bei der Erforschung von Wetter und Klima.“ Perspektiven auf die Wissenschaft 22 (3): 336–356.
- Weber, Marcel. 2005. Philosophie der Experimentalbiologie. Universität von Cambridge Drücken Sie. ISBN: 978-0-511-49859-6.
- Winsberg, Eric. 2009. „Eine Geschichte zweier Methoden.“ 169 (3): 575–592.

Kapitel 4

Vertrauenswürdige Computersimulationen

Sich auf Computersimulationen zu verlassen und ihren Ergebnissen zu vertrauen, ist der Schlüssel für die epistemische Zukunft dieser neuen Forschungsmethodik. Die Fragen, die uns in diesem Kapitel interessieren, sind: Wie bauen Forscher normalerweise Zuverlässigkeit auf Computersimulationen auf? und was genau würde es bedeuten, den Ergebnissen von Computersimulationen zu vertrauen? Wenn wir versuchen, diese Fragen zu beantworten, entsteht ein Dilemma. Einerseits scheint es, dass eine Maschine nicht absolut zuverlässig sein kann, in dem Sinne, dass sie nicht in der Lage ist, absolut korrekte Ergebnisse zu liefern. Mehrere Dinge können schief gehen und passieren in der Regel auch: von einem systematischen Rechenfehler bis hin zu einem unvorsichtigen Forscher, der über ein Stromkabel stolpert. Zwar entwickeln Forscher Methoden und bauen Infrastruktur auf, um die Zuverlässigkeit von Computersimulationen und deren Ergebnissen zu erhöhen. Absolute Genauigkeit und Präzision sind jedoch von Natur aus eine Chimäre in Wissenschaft und Technik.

Andererseits vertrauen Forscher den Ergebnissen von Computersimulationen – und es ist wichtig, dass wir dieses Vertrauen immer wieder stärken –, weil sie korrekte (oder annähernd korrekte) Informationen über die Welt liefern. Mit Hilfe von Computersimulationen sind Forscher in der Lage, zukünftige Zustände eines realen Systems vorherzusagen, zu erklären, warum ein bestimmtes Phänomen auftritt, und eine Vielzahl von Standard- und neuen wissenschaftlichen Aktivitäten durchzuführen.

Dieses Dilemma bringt eine Unterscheidung zum Vorschein, die im wissenschaftlichen und technischen Sprachgebrauch nicht immer explizit gemacht wird, die aber dennoch von zentraler Bedeutung für die Beurteilung des Vertrauens in Computersimulationen ist. Der Unterschied besteht zwischen dem Wissen, dass die Ergebnisse korrekt sind, und dem Verstehen der Ergebnisse. Im ersteren Fall wissen die Forscher, dass die Ergebnisse korrekt sind, weil es sich bei der Computersimulation um einen zuverlässigen Rechenprozess handelt.¹ Das bedeutet aber nicht, dass die Forscher auch die Ergebnisse der Computersimulation verstanden haben. Um sie zu verstehen, muss man in der Lage sein, die Ergebnisse mit einem größeren Korpus wissenschaftlicher Überzeugungen in Zusammenhang zu bringen, etwa wissenschaftlichen Theorien, Gesetzen und gültigen Prinzipien, die die Natur regeln. Durch die Kenntnis und das Verständnis der Ergebnisse von Computersimulationen wissen und verstehen Forscher auch etwas über das simulierte Zielsystem.

¹ Da ich Computersimulationen auch als Methoden bezeichnet habe, könnte man auch sagen, dass es sich um zuverlässige Rechenmethoden handelt. Ich verwende sie ohne Unterschied.

Meistens beziehen sich Forscher einfach auf die Ergebnisse ihrer Simulationen, indem sie sagen: „Wir vertrauen unseren Ergebnissen“ oder „Wir vertrauen unseren Computersimulationen“, was bedeutet, dass sie wissen, dass die Ergebnisse eines Zielsystems korrekt (oder annähernd korrekt) sind. Sie verstehen, warum sie in Bezug auf ein Zielsystem oder beides richtig (oder annähernd richtig) sind. Ein Hauptziel dieses Kapitels besteht darin, diese Unterscheidung und ihre Rolle in Computersimulationen zu

beleuchten.² Philosophen argumentieren seit langem, dass Wissen und Verstehen zwei unterschiedliche epistemische Konzepte sind und daher getrennt behandelt werden müssen. Im ersten oben genannten Sinne vertrauen Forscher Computersimulationen, wenn sie wissen, dass die Ergebnisse eine gute Annäherung an die tatsächlich gemessenen und beobachteten Daten darstellen. Im zweiten Sinne vertrauen Forscher Computersimulationen, wenn sie die Ergebnisse und deren Zusammenhang mit dem Korpus wissenschaftlicher Überzeugungen verstehen. Der Unterschied lässt sich anhand eines einfachen Beispiels verdeutlichen. Man könnte wissen, dass $2 + 2 = 4$ ist, ohne die Arithmetik wirklich zu verstehen. Natürlich lässt sich auch eine Analogie zu Computersimulationen herstellen. Forscher wissen möglicherweise, dass die simulierte Flugbahn eines bestimmten Satelliten unter Gezeitenstress mit der tatsächlichen Flugbahn übereinstimmt, ohne zu verstehen, warum die Spitzen in der Simulation auftreten (siehe Abbildung 1.3).

Angesichts dieser Unterscheidung stellen sich zwei unterschiedliche Fragen: „Woher wissen Forscher, dass die Ergebnisse der Simulation für das Zielsystem korrekt sind“ und „Welche Erkenntnisse könnten gewonnen werden?“ Um die erste Frage zu beantworten, müssen wir die verfügbaren Methoden zur Erhöhung der Zuverlässigkeit von Computersimulationen sowie die Fehlerquellen und Undurchsichtigkeiten diskutieren, die diese Zuverlässigkeit verringern. Um die zweite Frage zu beantworten, müssen wir uns mit einigen der vielen epistemischen Funktionen befassen, die Computersimulationen bieten. Die erste Frage ist also Gegenstand dieses Kapitels, während die zweite Frage Gegenstand des nächsten Kapitels ist. Beginnen wir damit, die Unterscheidung zwischen Wissen und Verstehen klarer zu machen.³

² Lassen Sie mich deutlich machen, dass die folgende Analyse stark auf die Darstellung eines Zielsystems ausgerichtet ist. Der Grund für diesen Weg liegt darin, dass die meisten Forscher mehr an Computersimulationen interessiert sind, die Modelle implementieren, die ein Zielsystem darstellen. Allerdings ist auch eine nicht gegenständliche Sichtweise möglich und wünschenswert, das heißt eine, die anerkennt, dass Behauptungen wie „die Ergebnisse deuten auf einen theoretisch vorhergesagten Temperaturanstieg in der Arktis hin“ und „die Ergebnisse stimmen mit experimentellen Ergebnissen überein“ zutreffen fundierte Behauptungen statt nur „Die Ergebnisse sind für das Zielsystem korrekt.“ Diese Verschiebung bedeutet, dass Computersimulationen zuverlässige Prozesse sind, obwohl sie kein Zielsystem darstellen.

³ Wissen und Verstehen sind Konzepte, die unsere epistemologischen Zustände ausdrücken und in gewisser Weise als „mental“ angesehen werden können. Wenn ja, dann sind Neurowissenschaften und Psychologie Disziplinen, die besser darauf vorbereitet sind, diese Konzepte zu berücksichtigen. Eine andere Möglichkeit, sie zu analysieren, besteht darin, die Konzepte an sich zu studieren, ihre Annahmen und Konsequenzen aufzuzeigen und ihre logische Struktur zu studieren. Im letztgenannten Sinne diskutieren Philosophen typischerweise die Konzepte von Wissen und Verstehen.

4.1 Wissen und Verständnis

Standardtheorien zufolge besteht Wissen darin, Gründe zu haben, eine Tatsache zu glauben – auch bekannt als „beschreibendes Wissen“ oder „das Wissen“. Im philosophischen Jargon bedeutet etwas zu wissen, einen wahren Glauben an dieses Etwas zu haben und berechtigt zu sein, einen solchen Glauben zu haben.⁴ Epistemologen, das heißt auf Erkenntnistheorie spezialisierte Philosophen, legen drei allgemeine Bedingungen für Wissen fest. Der Standardliteratur folgend sind die folgenden Schemata angebracht: Ein Subjekt S kennt einen Satz p genau dann, wenn:

- (i) p ist wahr,
- (ii) S glaubt, dass p, (iii) S
- ist berechtigt zu glauben, dass p

Das obige Schema ist als „Justified True Belief“ – kurz JTB – bekannt

wobei die erste Prämisse für wahr steht, die zweite für Glauben und die dritte für die Rechtfertigung.

Erkenntnistheoretiker gehen davon aus, dass es sich dabei um die Mindestbedingungen dafür handelt, dass ein Subjekt Wissen beanspruchen kann.

Lassen Sie uns nun JTB im Kontext von Computersimulationen rekonstruieren. Nennen wir p die allgemeine Aussage „Die Ergebnisse einer Computersimulation sind korrekt (oder annähernd korrekt) für das Zielsystem“ und S die Forscher, die Computersimulationen verwenden. Daraus folgt, dass S Kenntnis von p hat, wenn:

- (i) es stimmt, dass die Ergebnisse einer Computersimulation korrekt (oder annähernd korrekt) für das Zielsystem sind, (ii) der Forscher glaubt, dass es
- wahr ist, dass die Ergebnisse korrekt (oder annähernd korrekt) für das Zielsystem sind, (iii) Der
- Forscher ist zu der Annahme berechtigt, dass die
- Ergebnisse für das Zielsystem korrekt (oder annähernd korrekt) sind

Bedingung (i), die Wahrheitsbedingung, ist weitgehend unumstritten. Die meisten Erkenntnistheoretiker stimmen darin überein, dass man nicht wissen kann, was falsch ist, und daher gibt es über diese Bedingung wenig zu diskutieren. Es ist beispielsweise falsch zu glauben, dass Jorge L. Borges die *Principia Mathematica* geschrieben hat oder dass er in Deutschland geboren wurde. Dies ist ein Beispiel für Dinge, die niemand als Wissen beanspruchen würde oder behaupten könnte.

Ebenso würde kein Forscher behaupten, Kenntnisse über Ergebnisse von Computersimulationen zu haben, die von grundlegenden arithmetischen Operationen wie $a+b = (b+a) + 1$ abhängen.

Bedingung (ii), die Glaubensbedingung, ist umstrittener als die Wahrheitsbedingung, wird aber unter Erkenntnistheoretikern immer noch weitgehend akzeptiert. Im Wesentlichen heißt es, dass S an p glauben muss, um p zu kennen. Obwohl dies eine scheinbar offensichtliche Behauptung ist, hat sie mehrere Einwände von Philosophen hervorgerufen, die der Ansicht sind, dass Wissen auch ohne Glauben möglich ist (Ichikawa und Steup 2012). Stellen Sie sich zum Beispiel ein Quiz vor, bei dem der Schüler mehrere Fragen zur argentinischen Literatur beantworten muss. Eins

⁴ Es gibt viele gute philosophische Arbeiten zum Begriff des Wissens. Die Fachliteratur umfasst (Steup und Sosa 2005; Haddock, Millar und Pritchard 2009; Pritchard 2013).

Eine solche Frage lautet: „Wo wurde Jorge L. Borges geboren?“. Die Studentin traut ihrer Antwort nicht, weil sie sie für eine bloße Vermutung hält. Dennoch gelingt es ihr, viele Fragen gut zu beantworten, darunter auch „Buenos Aires, Argentinien“. Hat dieser Student Kenntnisse über argentinische Literatur? Laut JTB tut sie das. Dies ist ein Beispiel, das Colin Radford in (Radford 1966) angeführt hat und das als hervorragende philosophische Argumentation gegen JTB gilt.

Weder die Glaubensbedingung, wie sie von den Befürwortern des JTB dargestellt wird, noch die Kritik daran sind Themen, die uns hier interessieren. Dies liegt nicht nur an der inhärenten Komplexität des Themas, die uns zu weit von unserem Hauptthema abbringen würde, sondern vor allem daran, dass es gute Gründe für die Annahme gibt, dass es sehr unwahrscheinlich ist, dass Forscher mit bloßen Vermutungen über die Ergebnisse davonkommen Computersimulationen. Erstens wäre es ehrlich gesagt ziemlich erstaunlich, wenn jemand die Ergebnisse einer Computersimulation erraten könnte – tatsächlich argumentiere ich in Abschnitt 4.3.2 gegen diese Möglichkeit. Zweitens gibt es zuverlässige Methoden, die die Möglichkeiten und den Bedarf an epistemischem Glück über die Richtigkeit der Ergebnisse verringern. Ich gehe dann davon aus, dass uns die Glaubensbedingung nicht wirklich betrifft, und gehe zum eigentlichen Problem der Computersimulation über, nämlich Bedingung (iii), der Rechtfertigungsbedingung.

Die Bedeutung der Bedingung (iii) besteht darin, dass ein Glaube richtig geformt sein muss, um Wissen zu sein. Ein Glaube kann wahr sein und dennoch eine bloße glückliche Vermutung oder, noch schlimmer, herbeigeführt sein. Wenn ich eine Münze werfe und ohne besonderen Grund glaube, dass sie auf „Zahl“ landen wird, und wenn die Münze tatsächlich auf „Zahl“ landet, dann gibt es keine Grundlage – außer dem Zufall – zu sagen, dass meine Annahme wahr war. Niemand kann Wissen aufgrund bloßen Zufalls für sich beanspruchen. Betrachten Sie nun den Fall eines Anwalts, der Sophisten einsetzt, um eine Jury zu einer bestimmten Überzeugung über einen Angeklagten zu bewegen. Die Jury könnte diesen Glauben für wahr halten, aber wenn der Glaube nicht hinreichend begründet ist, stellt er kein Wissen dar und mangelt daher an der Grundlage, eine Person zu beurteilen (Ichikawa und Steup 2012).

Wie könnten wir eine Rechtfertigung in Computersimulationen erreichen? In der Fachliteratur finden sich mehrere Rechtfertigungstheorien, die uns weiterhelfen. Dabei interessiere ich mich besonders für die sogenannte Reliabilismustheorie der Rechtfertigung. Der Reliabilismus geht in seiner einfachsten Form davon aus, dass eine Überzeugung dann gerechtfertigt ist, wenn sie durch einen zuverlässigen Prozess hervorgebracht wird, d. Eine Möglichkeit, dies im Kontext von Computersimulationen zu interpretieren, besteht darin, zu sagen, dass Forscher berechtigt sind zu glauben, dass die Ergebnisse ihrer Simulationen in Bezug auf ein Zielsystem korrekt oder gültig sind, weil es einen zuverlässigen Prozess (d. h. die Computersimulation) gibt. Dies führt in den meisten Fällen zu genauen und präzisen Ergebnissen gegenüber ungenauen und ungenauen Ergebnissen.⁵ Die Herausforderung besteht nun darin, zu zeigen, wie sich Computersimulationen als zuverlässiger Prozess qualifizieren.

Alvin Goldman ist der prominenteste Verfechter des Reliabilismus. Er erklärt es folgendermaßen: „Zuverlässigkeit besteht in der Tendenz eines Prozesses, Überzeugungen hervorzubringen, die wahr und nicht falsch sind“ (Goldman 1979, 9-10. Hervorhebung im Original). Sein

⁵ Streng genommen sollte p lauten: „Die Ergebnisse ihrer Simulationen sind korrekt“, und daher sind die Forscher berechtigt zu glauben, dass p wahr ist. Der Einfachheit halber möchte ich einfach sagen, dass Forscher zu Recht davon ausgehen können, dass die Ergebnisse ihrer Simulationen korrekt sind. Dieser letzte Satz wird natürlich als wahr angesehen.

Der Vorschlag unterstreicht den Platz, den ein Glaubensbildungsprozess auf den Schritten zum Wissen einnimmt. Denken Sie zum Beispiel an Wissen, das durch einen Denkprozess erworben wurde, beispielsweise durch die Ausführung grundlegender arithmetischer Operationen. Denkprozesse sind unter normalen Umständen und innerhalb einer begrenzten Anzahl von Operationen äußerst zuverlässig. Es ist nichts Zufälliges an der Wahrheit des Glaubens, dass $2 + 2 = 4$ ist oder dass der Baum vor meinem Fenster gestern dort stand und, sofern nicht etwas Außergewöhnliches passiert, morgen am selben Ort stehen wird.⁶ So heißt es Beim Reliabilisten gilt eine durch einen Denkprozess hervorgebrachte Überzeugung in den meisten Fällen als Wissensinstanz.

Die Frage dreht sich nun um die Frage, was es für die Zuverlässigkeit eines Prozesses bedeutet und, spezieller für unsere Interessen, was dies für die Analyse von Computersimulationen bedeutet.

Lassen Sie uns die erste Antwort anhand eines Beispiels von Goldman veranschaulichen:

Wenn eine gute Tasse Espresso mit einer zuverlässigen Espressomaschine zubereitet wird und diese Maschine einem zur Verfügung steht, dann ist die Wahrscheinlichkeit, dass die nächste Tasse Espresso gut sein wird, größer als die Wahrscheinlichkeit, dass die nächste Tasse Espresso gut sein wird. Der erste gute Becher wurde glücklicherweise von einer unzuverlässigen Maschine hergestellt. Wenn eine zuverlässige Kaffeemaschine heute guten Espresso für Sie produziert und Ihnen zur Verfügung steht, kann sie normalerweise auch morgen einen guten Espresso für Sie produzieren. Die zuverlässige Herstellung einer guten Tasse Espresso kann in einer singulären Kausalitätsbeziehung zu jeder weiteren guten Tasse Espresso stehen oder auch nicht. Aber die zuverlässige Zubereitung einer guten Tasse Espresso erhöht bzw. erhöht die Wahrscheinlichkeit einer anschließenden guten Tasse Espresso. Diese Wahrscheinlichkeitserhöhung ist eine wertvolle Eigenschaft. (28. Meine Hervorhebung)

Die Wahrscheinlichkeit wird hier objektiv interpretiert, das heißt als die Tendenz eines Prozesses, Überzeugungen hervorzubringen, die wahr und nicht falsch sind. Der Kerngedanke besteht darin, dass, wenn ein bestimmter Prozess in einer Situation zuverlässig ist, es unter sonst gleichen Bedingungen sehr wahrscheinlich ist, dass derselbe Prozess in einer ähnlichen Situation zuverlässig ist. Es sei darauf hingewiesen, dass Goldman sehr vorsichtig ist, wenn es um die Forderung nach Unfehlbarkeit oder absoluter Sicherheit für das reliabilistische Konto geht. Vielmehr liefert eine langfristige Häufigkeits- oder Neigungsrechnung der Wahrscheinlichkeit die Idee einer zuverlässigen Kaffeeproduktion, die die Wahrscheinlichkeit einer anschließenden guten Tasse Espresso erhöht.

In Anlehnung an diese Vorstellungen können wir nun sagen, dass wir zu Recht davon ausgehen können, dass Computersimulationen zuverlässige Prozesse sind, wenn die folgenden zwei Bedingungen erfüllt sind:

- (a) Das Simulationsmodell ist eine gute Darstellung des empirischen Zielsystems;⁷ und (b) Der Berechnungsprozess führt nicht zu relevanten Verzerrungen, Fehlkalkulationen oder mathematischen Artefakten.

Zumindest müssen beide Bedingungen erfüllt sein, um eine zuverlässige Computersimulation zu erhalten, d. h. eine Simulation, deren Ergebnisse empirische Phänomene meist korrekt wiedergeben. Lassen Sie mich veranschaulichen, was passieren würde, wenn eine der oben genannten Bedingungen nicht erfüllt wäre. Nehmen wir zunächst an, dass Bedingung (a) nicht erfüllt ist, wie es bei der Verwendung des ptolemäischen Modells zur Darstellung der Planetenbewegung der Fall ist. In einem solchen Fall,

⁶ Beachten wir, dass diese Beispiele zeigen, dass ein zuverlässiger Prozess rein kognitiv sein kann, wie in a Argumentationsprozess; oder außerhalb unseres Geistes, wie das Beispiel eines Baumes vor meinem Fenster zeigt.

⁷ Wie in der ersten Fußnote erwähnt, benötigen wir nicht unbedingt eine Vertretung. Computersimulationen könnten in Fällen zuverlässig sein, in denen sie dies nicht darstellen, beispielsweise wenn das implementierte Modell fundiert ist und korrekt implementiert wurde. Ich werde solche Fälle nicht diskutieren.

Obwohl die Simulation korrekte Ergebnisse liefern könnte, stellen sie keine realen dar Planetensystem und daher konnten die Ergebnisse nicht als Wissen betrachtet werden der Planetenbewegung. Ähnlich verhält es sich, wenn Bedingung (b) nicht erfüllt ist. Das heisst dass während der Berechnungsphasen ein Artefakt irgendeiner Art aufgetreten ist, das dazu geführt hat Simulation führt zu falschen Ergebnissen. In einem solchen Fall sind die Ergebnisse der Simulation Es wird erwartet, dass es die Planetenbewegung nicht wiedergibt. Der Grund sind Fehleinschätzungen wirken sich direkt auf den Grad der Genauigkeit der Ergebnisse aus und spielen ihn herunter.

In Abschnitt 2.2.1 habe ich die drei Ebenen der Computersoftware ausführlich beschrieben; nämlich die Spezifikation, der Algorithmus und der Computerprozess. Ich auch behauptete, dass alle drei Ebenen Techniken der Konstruktion, der Sprache usw. nutzen formale Methoden, die die Beziehungen zwischen ihnen vertrauenswürdig machen: Es gibt gut etablierte Konstruktionstechniken, die auf gemeinsamen Sprachen und formalen Methoden basieren Methoden, die die Spezifikation mit dem Algorithmus in Beziehung setzen und dessen Implementierung auf dem Digitalrechner ermöglichen. Es ist die Gesamtheit dieser Beziehungen Machen Sie die Computersimulation zu einem zuverlässigen Prozess. Mit anderen Worten, diese drei Softwareebenen stehen in engem Zusammenhang mit den beiden oben genannten Bedingungen: dem Design der Software Spezifikation und der Algorithmus erfüllen Bedingung (a), während der laufende Computer Prozess erfüllt Bedingung (b). Daraus folgt, dass eine Computersimulation aufgrund ihrer Bestandteile (d. h. der Spezifikation, des Algorithmus und des Computers) ein zuverlässiger Prozess ist (Prozess) und der Prozess der Konstruktion und Durchführung einer Simulation basieren einzeln und gemeinsam auf vertrauenswürdigen Methoden. Abschließend noch von der Feststellung der Zuverlässigkeit einer Computersimulation folgt daraus, dass wir berechtigt sind zu glauben (d. h. wir wissen) dass die Ergebnisse der Simulation das Zielsystem korrekt abbilden.

Wir können nun Goldmans Realibilismus in unsere Frage nach Wissen integrieren in Computersimulationen: Forscher sind berechtigt anzunehmen, dass die Ergebnisse von a Computersimulationen sind von einem Zielsystem korrekt, weil es einen zuverlässigen Prozess – die Computersimulation – gibt, dessen Wahrscheinlichkeit, dass die nächsten Ergebnisse vorliegen, ist richtig ist größer als die Wahrscheinlichkeit, dass die nächste gegebene Ergebnismenge korrekt ist dass die ersten Ergebnisse glücklicherweise durch einen unzuverlässigen Prozess erzielt wurden. In anderen Mit anderen Worten: Den Ergebnissen muss man vertrauen, denn Computersimulationen sind verlässliche Prozesse die in den meisten Fällen zu korrekten (oder annähernd korrekten) Ergebnissen führen. Das Problem besteht nun darin, zu klären, wie man Computersimulationen zu verlässlichen Prozessen machen kann. Lassen Sie uns nun an dieser Stelle innehalten und dieses Thema in Abschnitt 4.2 erneut aufgreifen, wo ich einige davon bespreche der Bedingungen für die Zuverlässigkeit von Computersimulationen. Jetzt ist es Zeit zu diskutieren Verständnis.

Zu Beginn dieses Kapitels habe ich erwähnt, dass die Kenntnis, dass $2 + 2$ eine zuverlässige Operation ist, die zu 4 führt, kein Verständnis der Arithmetik erfordert. Verstehen scheint im Gegensatz zu Wissen etwas Tieferes und vielleicht sogar Tieferes zu beinhalten Wertvoller ist es, zu verstehen, dass etwas der Fall ist.

Warum ist eine Analyse zum Verständnis wichtig? Die kurze Antwort lautet, dass wissenschaftliches Verstehen im Wesentlichen ein epistemischer Begriff ist, der wissenschaftliche Aktivitäten wie das Erklären, Vorhersagen und Visualisieren unserer Umwelt umfasst. Es gibt, Es herrscht jedoch allgemeine Übereinstimmung darüber, dass der Begriff des Verstehens schwer zu definieren ist. Wir Sagen wir, wir „verstehen“, warum sich die Erde um die Sonne dreht, oder dass die Geschwindigkeit

eines Autos könnte gemessen werden, indem die Position der Karosserie im Zeitverlauf abgeleitet wird. Aber die Bedingungen zu finden, unter denen wir etwas verstehen, ist überraschenderweise schwieriger als das Wissen.

Eine erste Charakterisierung geht davon aus, dass Verstehen der Prozess ist, bei dem ein kohärenter Korpus wissenschaftlicher wahrer Überzeugungen (oder solcher, die den wahren Überzeugungen nahe kommen) über die reale Welt entsteht. Solche Überzeugungen sind in dem Sinne wahr (oder nahe an der Wahrheit), dass unsere Modelle, Theorien und Aussagen über die Welt Gründe für die Annahme liefern, dass die tatsächliche Welt wahrscheinlich nicht wesentlich anders sein wird (Kitcher 1989, 453).

Natürlich sind nicht alle wissenschaftlichen Überzeugungen absolut wahr. Manchmal haben wir nicht einmal ein vollkommenes Verständnis dafür, wie unsere wissenschaftlichen Theorien und Modelle funktionieren, geschweige denn ein vollständiges Verständnis dafür, warum die Welt so ist, wie sie ist. Aus diesen Gründen muss der Begriff des Verstehens auch einige Unwahrheiten zulassen. Die Philosophin Catherine Elgin hat für diese Fälle einen passenden Begriff geprägt; Sie nennt sie „glückliche Unwahrheiten“, um die positive Seite einer Theorie aufzuzeigen, die nicht unbedingt wahr ist. Solche glücklichen Unwahrheiten sind die Idealisierungen und Abstraktionen, die Theorien und Modelle vorgeben.

Wissenschaftler sind sich beispielsweise sehr wohl darüber im Klaren, dass sich kein reales Gas so verhält, wie es die kinetische Theorie der Gase beschreibt. Das ideale Gasgesetz erklärt jedoch das Verhalten von Gasen, indem es ihre Bewegung vorhersagt und Eigenschaften und Beziehungen erklärt. Es gibt kein solches Gas, aber Wissenschaftler geben vor, das Verhalten tatsächlicher Gase anhand des idealen Gasgesetzes zu verstehen (dh, um sich auf einen kohärenten Korpus wissenschaftlicher Überzeugungen zu beziehen) (Catherine Elgin 2007, 39).

Obwohl nun jeder wissenschaftliche Korpus von Überzeugungen voller gelungener falscher Behauptungen ist, bedeutet das nicht, dass die Gesamtheit unseres Korpus von Überzeugungen falsch ist. Eine zusammenhängende Gesamtheit vorwiegend falscher und unbegründeter Überzeugungen wie Alchemie oder Kreationismus stellt immer noch kein Verständnis der Chemie oder der Ursprünge der Lebewesen dar, und schon gar nicht stellt sie eine zusammenhängende Gesamtheit wissenschaftlicher Überzeugungen dar. In diesem Sinne besteht die erste Voraussetzung für ein Verständnis der Welt darin, dass unser Korpus größtenteils mit wahren (oder der Wahrheit nahestehenden) Überzeugungen bevölkert ist.

Auf diese Weise ist es von größter Bedeutung, die Mechanismen zu berücksichtigen, durch die neue Überzeugungen in den allgemeinen Korpus wahrer Überzeugungen integriert werden, das heißt, wie er bevölkert wird. Gerhard Schurz und Karel Lambert behaupten, dass „ein Phänomen P zu verstehen bedeutet, zu wissen, wie P in das eigene Hintergrundwissen passt“ (Schurz und Lambert 1994, 66). Elgin greift diese Ideen auf, wenn sie sagt, dass „Verstehen in erster Linie eine kognitive Beziehung zu einem ziemlich umfassenden, kohärenten Informationsbestand ist.“ (Catherine Elgin 2007, 35).

Es gibt mehrere Operationen, die es Wissenschaftlern ermöglichen, unseren wissenschaftlichen Überzeugungskorpus zu bevölkern. Beispielsweise integriert eine mathematische oder logische Ableitung aus einer Reihe von Axiomen neue, fundierte Überzeugungen in den Korpus der Arithmetik oder Logik und macht sie kohärenter und integrierter. Es gibt auch eine pragmatische Dimension, die davon ausgeht, dass wir neue Überzeugungen einbeziehen, wenn wir in der Lage sind, unseren wissenschaftlichen Glaubenskorpus für eine bestimmte epistemische Aktivität zu nutzen, wie etwa Argumentation, die Arbeit mit Hypothesen und Ähnliches. Elgin macht zum Beispiel darauf aufmerksam, dass das Verständnis der Geometrie voraussetzt, dass man in der Lage sein muss, geometrisch über neue Probleme nachzudenken, geometrische Einsichten auf verschiedene Bereiche anzuwenden, die Grenzen des geometrischen Denkens für die jeweilige Aufgabe abzuschätzen usw. hervor (C. Elgin 2009, 324).

Hier geht es mir darum, vier besondere Möglichkeiten zur Einbindung neuer Überzeugungen in den Korpus wissenschaftlicher Erkenntnisse zu skizzieren. Dies sind zur Erläuterung: mittels Vorhersage, mittels Erkundung eines Modells und mittels Visualisierung. Zu diesem Zweck zeige ich, wie jede dieser epistemischen Funktionen als funktioniert

Kohärenzbildungsprozess, der in der Lage ist, neue Überzeugungen in unsere wissenschaftlichen Erkenntnisse einzubeziehen Korpus von Überzeugungen. In einigen Fällen ist der Populationsprozess recht unkompliziert. Beispielsweise haben Philosophen, die sich mit wissenschaftlichen Erklärungen befassen, weitgehend zugegeben, dass das Ziel der Erklärung gerade darin besteht, Verständnis dafür zu vermitteln, was ist erklärt wird. Der Philosoph Jaegwon Kim sagt: „Die Idee des Erklärens Etwas ist untrennbar mit der Idee verbunden, es verständlicher zu machen; eine suchen „Erklärung von etwas bedeutet, zu versuchen, es zu verstehen, es verständlich zu machen“ (Kim 1994, 54). Stephen Grimm, ein weiterer Erklärungsphilosoph, macht dasselbe Mit weniger Worten auf den Punkt bringen: „Verstehen ist das Ziel der Erklärung“ (Grimm 2010). Erklärung ist also eine wichtige Triebkraft für das wissenschaftliche Verständnis. Wir können Wir verstehen mehr über die Welt, weil wir erklären können, warum sie so funktioniert tut, und bevölkert so unseren wissenschaftlichen Glaubenskorpus. Ein gelungener Bericht über Die Erklärung von Computersimulationen muss also zeigen, wie man Verständnis vermittelt indem man einen Teil der Welt simuliert. Ein ähnliches Argument wird für die anderen epistemischen Funktionen von Computersimulationen verwendet. Dies ist jedoch das Thema für den nächsten Kapitel.

4.2 Vertrauen aufbauen

Ich habe oben dargelegt, dass die Herausforderung für die Behauptung, dass die Ergebnisse einer Computersimulation vertrauenswürdig sind, darin besteht, nachzuweisen, dass sie durch einen zuverlässigen Prozess – nämlich die Computersimulation – erstellt wurden. Die Frage, die uns jetzt beschäftigt, ist also Mit welchen Mitteln könnten Forscher die Zuverlässigkeit von Computersimulationen festigen? Im Laufe der Jahre haben Forscher verschiedene Methoden entwickelt, die dies ermöglichen Zweck. In den folgenden Abschnitten widme ich mir etwas Zeit, um diese Methoden zu diskutieren und wie sie das Vertrauen des Forschers in die Ergebnisse von Computersimulationen beeinflussen.

4.2.1 Genauigkeit, Präzision und Kalibrierung

Klären wir zunächst drei Begriffe, die für die Beurteilung der Zuverlässigkeit von Computersimulationen von zentraler Bedeutung sind. Dies sind Genauigkeit, Präzision und Kalibrierung. Zeitgenössisch Studien haben zwei Hauptforschungsbereiche hervorgebracht. Einerseits gibt es Mathematische Messtheorien, deren Hauptanliegen das Mathematische ist

Darstellung von Mengen, Normung, Einheiten und Systeme sowie Methoden zur Bestimmung von Verhältnissen und Mengen. Auf der anderen Seite gibt es philosophische Theorien befasst sich mit den methodologischen, erkenntnistheoretischen und metaphysischen Annahmen der Messung. Hier interessiert uns natürlich Letzteres.

In den Naturwissenschaften führen Forscher Messungen einer Reihe von interessierenden Größen durch, die mehr oder weniger genau sein können. Was bedeutet das?

Traditionelle Darstellungen der Messtheorie gehen davon aus, dass sich Genauigkeit auf die Reihe von Messungen bezieht, die einen geschätzten Wert liefern, der nahe am wahren Wert der gemessenen Größe liegt. Unter Genauigkeit versteht man in diesem Zusammenhang, ob die Menge durch Vergleich korrekt ermittelt wurde. Beispielsweise ist die Messung der Lichtgeschwindigkeit $c = (3,0 \pm 0,1) \times 10^8$ m/s insofern genau, als sie nahe am wahren Wert der Lichtgeschwindigkeit im Vakuum liegt, nämlich 299.792.458 m/s.

Eine solche Konzeptualisierung scheint ungefähr richtig zu sein, außer dass sie die Kenntnis des wahren Wertes der Lichtgeschwindigkeit voraussetzt. Das heißt, dass Forscher Zugriff auf den tatsächlichen, festen Wert einer Größe in der Natur haben und dass die Mittel, mit denen wir auf einen solchen Wert zugreifen, gewährleistet (dh unvoreingenommen) sind. Leider ist dies kein realistisches Bild der Standardmessung in Wissenschaft und Technik. Vielmehr ist es üblicher, dass Forscher Schwierigkeiten haben, mithilfe von Messtechniken und -instrumenten einen Wert zu sichern, der unweigerlich zu einer gewissen Verzerrung führt. Aus diesen Gründen gehen Forscher davon aus, dass sie bestenfalls nur Näherungswerte einer Größe messen können. Bei der Messung der Lichtgeschwindigkeit idealisieren Forscher beispielsweise das Medium, in dem sich Licht bewegt, in diesem Fall ein Vakuum. Es müssen auch andere Idealisierungen vorhanden sein, etwa zu Temperatur und Druck sowie zur Stabilität von Maßeinheiten.

Die Entfernung dieser Idealisierungen würde ein komplexeres Szenario bedeuten, in dem Forscher höchstwahrscheinlich nie den wahren Wert der Lichtgeschwindigkeit erfahren werden (Teller 2013).

Es sind solche philosophischen Argumente, die dazu führen, dass unsere Welt unsicherer wird. Die Tatsache, dass Forscher in vielen Zusammenhängen den wahren Wert einer Größe nicht messen können, bedeutet natürlich nicht, dass es für alle wissenschaftlichen und technischen Disziplinen unmöglich ist, den wahren Wert einer Größe zu messen. In der Trigonometrie beispielsweise kann man theoretisch den wahren Wert jedes Winkels eines Rechtecks kennen. Für viele wissenschaftliche und technische Disziplinen ist es jedoch wirklich schwierig – wenn nicht sogar unmöglich –, über die Messung des wahren Werts (empirischer) Größen zu sprechen. Selbst in Fällen, in denen die Messung eines Werts mit theoretischen Mitteln erfolgt, gibt es Gründe zu der Annahme, dass es eine Reihe von Annahmen gibt, die der Messung Einschränkungen auferlegen. Nehmen Sie das Beispiel der Messung einer Sekunde. „Seit 1967“, sagt Eran Tal, „ist die Sekunde definiert als die Dauer von genau 9.192.631.770 Perioden der Strahlung, die einem Hyperfeinübergang von Cäsium-133 in den Grundzustand entsprechen (BIPM 2006).“

Diese Definition bezieht sich auf ein ungestörtes Cäsiumatom bei einer Temperatur vom absoluten Nullpunkt. Da es sich um eine idealisierte Beschreibung einer Art Atomsystem handelt, erfüllt kein tatsächliches Cäsiumatom jemals diese Definition“ (Tal 2011, 1086). Die Lektion, die man mit nach Hause nehmen kann, ist, dass die Messung einer echten Größe – insbesondere in der Natur – nicht möglich ist, und dass dies Auswirkungen auf die Definition der Genauigkeit durch Vergleich hat.

Eine andere Möglichkeit, die Genauigkeit zu analysieren, besteht darin, einen genaueren Blick auf die wissenschaftliche und technische Praxis zu werfen, insbesondere auf die Gestaltung und Verwendung von Instrumenten durch Forscher. Wenn beispielsweise die Konstruktion und Verwendung eines Thermometers die Zuordnung der Temperatur zu einem Objekt innerhalb eines engen Bereichs gewährleistet, können wir sagen, dass dieses Thermometer genau ist. So verstanden setzt eine genaue Messung einen vollständigen Zugriff auf die Konstruktion des Instruments, die Gesetze, die es regeln, voraus

Fall, Thermodynamik – äußere Bedingungen, die das Instrument beeinflussen könnten (z. B. eine Hand, die das Thermometer erwärmt) und die Verwendung des Instruments.

Eine dritte Möglichkeit besteht darin, davon auszugehen, dass eine Messung in Bezug auf einen bestimmten Messstandard genau ist. Ein typisches Beispiel hierfür ist die Messung der Lichtgeschwindigkeit. Wenn als Norm festgelegt ist, dass die Lichtgeschwindigkeit $299.792.458 \text{ m/s}$ beträgt, dann ist eine Messung von $c = (3,0 \pm 0,1) \times 10^8 \text{ m/s}$ insofern genau, als sie nahe am Normwert liegt. Der große Vorteil, die Genauigkeit von Messstandards abhängig zu machen, besteht darin, dass Forscher keinen festen Wert in der Natur, sondern vielmehr einen festen Wert in der Zeit voraussetzen müssen. Das wiederum bedeutet, dass in verschiedenen Perioden der Wissenschafts- und Technikgeschichte neue Messstandards entstehen und bestehende verändert werden. Ein überzeugendes Beispiel liefert wiederum die Lichtgeschwindigkeit. Im Jahr 1907 lag der Wert von c bei etwa $299.710 \pm 22 \text{ km/s}$, 1950 lag das ermittelte Ergebnis jedoch bei $299.792,5 \pm 3,0 \text{ km/s}$. Jede dieser Messungen und die vielen darauffolgenden Messungen hängen von einer anderen Methode und einem anderen Instrument ab, die normalerweise auf einen bestimmten Zeitpunkt zugeschnitten sind. Für diese Sichtweise ist es unbedingt erforderlich, die Methoden, die Instrumente und den soziotechnologischen Zeitrahmen in der Konzeptualisierung des Begriffs der Genauigkeit zu kombinieren.

Eine vierte alternative Möglichkeit, die Genauigkeit zu verstehen, besteht in mehreren Vergleichsgrundlagen mit anderen wissenschaftlichen und technischen Instrumenten. Wenn also das Ergebnis eines Instruments mit dem Ergebnis anderer Instrumente übereinstimmt, vorzugsweise eines anderen Typs (z. B. Quecksilberthermometer, Infrarotthermometer, Digitalthermometer), gilt es als genau (Tal 2011, 1087).

Was als genaue Ergebnisse gilt, hängt dann von Messmethoden, Standards, Instrumenten und natürlich von der wissenschaftlichen und technischen Gemeinschaft ab. In dieser Hinsicht können Forscher Ergebnisse einer Computersimulation als genau betrachten, wenn sie mit einem Wert einer Größe, der durch Bezugnahme auf andere Werte ermittelt wurde, weitgehend übereinstimmen, vorausgesetzt, es liegt ein einigermaßen enger Bereich vor; durch Bezugnahme auf einen Messstandard, wie etwa die Lichtgeschwindigkeit oder den absoluten Nullpunkt; oder durch den Vergleich der Ergebnisse mit anderen wissenschaftlichen Instrumenten – in vielen Fällen auch anderen Computersimulationen. Ein gutes Beispiel für diesen letzten Fall liefern Marco Ajelli und sein Team (Ajelli et al. 2010), die die Ergebnisse zweier verschiedener Simulationen nebeneinander vergleichen: eines auf stochastischen Agenten basierenden Modells und eines strukturierten stochastischen Metapopulationsmodells. Laut den Autoren „zeigen die erzielten Ergebnisse, dass beide Modelle epidemische Muster liefern, die auf den für beide Ansätze zugänglichen Granularitätsebenen sehr gut übereinstimmen“ (1).

Genauigkeit hängt oft mit Präzision zusammen, obwohl eine sorgfältige Analyse zeigt, dass diese differenziert gehalten werden müssen. Die Analyse von Korrekturfaktoren und Modellannahmen bestimmt die Genauigkeit einer Messung, während es der Grad der Ausgereiftheit des wissenschaftlichen Instruments ist, der die Präzision einer Messung bestimmt. Das klassische Beispiel, das diese beiden unterscheidet, ist das Zielbogenschießen. Die Genauigkeit des Bogenschützen wird dadurch bestimmt, wie dicht die Pfeile um das Volltreffer des Ziels herum liegen. Die Präzision des Bogenschützen hingegen hängt davon ab, wie eng (oder weit) die Pfeile gestreut werden. Je enger die Pfeile, desto präziser

Bogenschütze. Wenn nun der Abstand zum Volltreffer als zu groß angesehen wird, dann der Bogenschütze soll wenig Genauigkeit haben.

Die Unterscheidung zwischen Präzision und Genauigkeit ist sehr wichtig. Eine genaue Messung liefert eine Schätzung, die nahe am wahren Wert der gemessenen Größe liegt. Um eine Messung genau zu machen, müssen sich Forscher umfassend verlassen auf Informationen über ihre Modelle und mathematischen Maschinen. Bei einer präzisen Messung hingegen liegt die Unsicherheit im Schätzwert vor einigermaßen klein. Um eine Messung präzise zu machen, verlassen sich Forscher auf die Raffinesse ihrer Instrumente. Wie ich später zeigen werde, hängt die Präzision bei Computersimulationen auch von Informationen über das Modell und die Mathematik des Forschers ab Maschinen.

In der Messtheorie bezeichnet Präzision die Menge wiederholter Messungen unter unveränderten Bedingungen, bei denen die Unsicherheit der geschätzten Ergebnisse relativ gering ist. Um die Präzision zu erhöhen, gibt es eine Reihe statistischer Methoden die dabei helfen, genauere Ergebnisse zu liefern, wie z. B. der Standardfehler und die Standardabweichung. Ein gutes Beispiel liefert wiederum die Geschwindigkeitsmessung aus Licht; eine Reihe von Messungen der Lichtgeschwindigkeit c , deren Standardabweichung ist etwa $\pm 0,0000807347498766737$ ist ungenauer als einer, dessen Standardabweichung etwa $\pm 0,000008073474987667$ beträgt, ebenso wie die Unsicherheit der geschätzten Ergebnisse ist kleiner. So verstanden ist die Ausgereiftheit des wissenschaftlichen Instruments (z. B. a Laser zur Messung der Lichtgeschwindigkeit) bestimmt die Genauigkeit der Messung von c , wohingegen die Genauigkeit der Messung von der Analyse der Korrektur abhängt Faktoren, Modellannahmen und dergleichen.

Bei der Computersimulation ist Präzision ein wichtiges Element, auf das man achten muss. Unter typischen Umständen gehen Forscher meiner Meinung nach zu Recht davon aus, dass der Computer ein physische Maschine ist ein einigermaßen präzises Instrument. Das heißt, die Ergebnisse Die aus der Berechnung gewonnenen Daten liegen innerhalb eines akzeptablen Bereichs (z. B. innerhalb von a). Normalverteilung). Denn Studien zur Präzision konzentrieren sich auch auf Instrumentenquellen Ungenauigkeiten wie unkontrollierte Schwankungen der Ausrüstung, Fehlfunktionen usw Wenn es sich um einen allgemeinen Fehler handelt, ist es wichtig, auf dieselben Ursachen hinzuweisen, die sich auf den Computer auswirken Simulationen. Die Homologie mit Computersimulationen kann dann hergestellt werden durch Faktoren wie die Kontrolle der Überhitzung von Computern, E/A-Gerätefehler usw Speicherausnahmen, unter anderem.

Computersimulationen umfassen neben der Hardwareschicht eine Softwareschicht, die kann auch zu Ungenauigkeiten in der Berechnung führen. Normalerweise ist die Menge begrenzt Bits, die zum Speichern einer Zahl verwendet werden, führen zu bekannten – und unbekannten – Kürzungen und Rundungen Off-Fehler. Ein einfaches Beispiel besteht darin, „sin(0.1)“ mit einfacher IEEE-Präzision zu speichern Gleitkomma-Standard.⁸ Wenn nachfolgende Berechnungen diese Zahl verwenden, wird die Der Fehler wird tendenziell vergrößert und gefährdet die Genauigkeit der Berechnung. Damit Um die Messung von sin(0,1) genauer zu machen, verbessern Forscher in der Regel ihre Hardwarebasis – beispielsweise von einer 64-Bit- auf eine 128-Bit-Architektur. Natürlich, das bedeutet nur, dass die Abrundung tendenziell kleiner ist – oder weniger Einfluss hat in den Endergebnissen – werden aber nicht unbedingt eliminiert. Dies ist ein Grund, warum in

⁸ Das Beispiel dient auch dazu, die Ungenauigkeiten zu zeigen, die durch die Berechnung von „sin(0.1) in IEEE“ entstehen Gleitkomma mit einfacher Genauigkeit.

Beim Hochleistungsrechnen spielt Hardware eine so wichtige Rolle. Leider können Änderungen an der Hardware recht kostspielig sein, daher muss die Präzision auch durch numerische Analyse und gute Programmierung gewährleistet werden.

Schließlich bezieht sich die Kalibrierung – auch bekannt als „Tuning“ – auf eine Vielzahl von Methoden, die es ermöglichen, kleine Anpassungen an den Parametern des Modells vorzunehmen, sodass der gewünschte Grad an Genauigkeit und Präzision einen bestimmten Genauigkeitsstandard erreicht. Eine Kalibrierung erfolgt typischerweise – wenn auch nicht immer –, wenn ein Modell Parameter enthält, über die große Unsicherheit besteht, und daher wird der Wert des Parameters dadurch bestimmt, dass die beste Möglichkeit gefunden wird, die Ergebnisse an die verfügbaren Daten anzupassen. Der betreffende Parameter wird dann als freier Parameter betrachtet, der nach Bedarf „abgestimmt“ werden kann. Bei der Kalibrierung geht es dann darum, Werte für den freien Parameter zu finden und anzupassen, die sich am besten für die Berücksichtigung der verfügbaren Daten eignen.

In der Computersimulation identifizieren Marc Kennedy und Anthony O'Hagan zwei Formen der Kalibrierung. Erstens „Kalibrierungseingaben“, bei denen es sich um Eingaben handelt, die feste, aber unbekannte Werte für alle für die Kalibrierung verwendeten Messungen und Beobachtungen annehmen. So verstanden sind Kalibrierungseingaben diejenigen Eingaben, die wir durch den Kalibrierungsprozess der Simulation kennenlernen möchten. Zweitens „variable Eingaben“, die alle anderen Eingaben umfassen, deren Wert sich während der Ausführung einer Computersimulation ändern kann. Diese beschreiben im Allgemeinen die Geometrie sowie Anfangs- und Randbedingungen, die mit bestimmten Aspekten des Zielsystems verbunden sind.⁹ Für beide Formen der Kalibrierung steht eine Vielzahl von Methoden zur Verfügung, darunter Parameterschätzungen durch nichtlineare Regression, Bayes'sche Methoden und Sensitivitätsanalysen zur Bewertung Informationsgehalt von Daten und Identifizierung vorhandener Messungen, die die Modellentwicklung dominieren.

Obwohl die Kalibrierung zur Standardpraxis von Computersimulationen gehört, bringt sie erhebliche Nachteile mit sich. Ein zentrales Problem bei der Kalibrierung besteht darin, dass es zu einer „Doppelzählung“ von Daten kommen könnte. Das heißt, Daten, die zur Kalibrierung der Computersimulation verwendet werden, können auch zur Bewertung der Genauigkeit der Ergebnisse einer Computersimulation verwendet werden. Dieses Anliegen, das insbesondere in der Gemeinschaft der Klimasimulation präsent ist, wirft Fragen zur Zirkularität und zu selbstbestätigenden Standpunkten auf:

Einige Kommentatoren sind der Meinung, dass einige der von GCMern [allgemeinen Zirkulationsmodellierern] vorgebrachten Argumente einen unwissenschaftlichen Zirkelschluss aufweisen; Beispielsweise steht die Behauptung, dass GCMs eine gute Simulation erzeugen könnten, im Widerspruch zu der Tatsache, dass wichtige Aspekte der Simulation auf [. . .] Tuning. (Shackley et al. 1998, 170)

Ein weiteres Problem bei der Kalibrierung sind die damit verbundenen „Restunsicherheiten“. Wie wir besprochen haben, besteht die Kalibrierung darin, nach einer Reihe von Werten der unbekannten Eingaben zu suchen, damit die verfügbaren Daten so gut wie möglich zu den Ergebnissen des Modells passen. Diese Werte dienen mehreren Zwecken und sind allesamt Schätzungen der wahren Werte dieser Parameter. Der „schätzbare“ Charakter dieser Eingaben führt zu einer Restunsicherheit dieser Eingaben. Mit anderen Worten: Durch die Kalibrierung wird die Unsicherheit nicht beseitigt, sondern lediglich verringert. Dieser Tatsache muss bei der weiteren Analyse Rechnung getragen werden

⁹ Weitere Informationen zu diesem Thema finden Sie in (McFarland und Mahadevan 2008), (Kennedy und O'Hagan 2001) und (Trucano et al. 2006).

des Modells.

Die oben genannten Bemühungen zur Charakterisierung von Genauigkeit, Präzision und Kalibrierung basieren auf Überlegungen zur Zuverlässigkeit von Computersimulationen und dem daraus resultierenden Vertrauen der Forscher in ihre Ergebnisse. Wenn Computersimulationen zuverlässige Prozesse sind, die korrekte Ergebnisse liefern, dann brauchen wir eine Möglichkeit, zu charakterisieren, was ein „richtiges“ Ergebnis wäre. Das ist der Grund für unsere jüngste Diskussion. Wie in diesem Buch üblich, präsentieren und diskutieren wir, wenn auch kurz, philosophische Probleme, die mit Konzepten und Ideen verbunden sind. Im nächsten Schritt geht es darum, zu begründen, warum es sich bei Computersimulationen um verlässliche Verfahren handelt. Zu diesem Zweck biete ich eine kurze Diskussion der Literatur zu Verifizierung und Validierung als den beiden wichtigsten Methoden zur Gewährung von Zuverlässigkeit an.

4.2.2 Verifizierung und Validierung

Verifizierung und Validierung¹⁰ sind die allgemeinen Bezeichnungen für eine Vielzahl von Methoden zur Erhöhung der Zuverlässigkeit wissenschaftlicher Modelle und Computersoftware. Das Verständnis ihrer Rolle erweist sich daher als entscheidend für die Beurteilung, Glaubwürdigkeit und Fähigkeit, die Ergebnisse von Computern zu ermitteln. Wenn es nun um Computersimulationen geht, werden Verifizierungs- und Validierungsmethoden auf spezifische Aufgaben zugeschnitten. Im Folgenden werde ich zunächst auf die Allgemeingültigkeit von Verifikations- und Validierungsmethoden eingehen und später darauf eingehen, inwieweit sie die Zuverlässigkeit von Computersimulationen erhöhen.

Um die Zuverlässigkeit der Computersimulationen zu berücksichtigen und die Korrektheit der Ergebnisse zu sanktionieren, stehen den Forschern formale Verfahren (z. B. zur Bestätigung der korrekten Implementierung der Spezifikation im Computer) und Benchmarks (d. h. genaue Referenzwerte), mit denen die Ergebnisse der Berechnung verglichen werden können (z. B. mit anderen Datenquellen). Bei der Verifizierung stehen formale Methoden für die Zuverlässigkeit von Computersoftware im Mittelpunkt, während bei der Validierung das Benchmarking für die Bestätigung der Ergebnisse verantwortlich ist (Oberkamp und Roy 2010, Vorwort). Mit anderen Worten: Bei Verifikationsmethoden besteht die interessierende Beziehung zwischen der Spezifikation – einschließlich des Modells – und der Computersoftware, während bei Validierungsmethoden die Beziehung von Interesse zwischen der Berechnung und der empirischen Welt (z. B. experimentellen Daten, die durch Messung gewonnen werden) besteht und Beobachtungsmethoden) (Oberkamp, Trucano und Hirsch 2003).¹¹

Hier sind zwei Definitionen, die von der Forschergemeinschaft weitgehend akzeptiert und verwendet werden:

Verifizierung: der Prozess der Feststellung, ob ein Rechenmodell das zugrunde liegende mathematische Modell und seine Lösung genau darstellt.

¹⁰ Wird auch als „interne Gültigkeit“ bzw. „externe Gültigkeit“ bezeichnet.

¹¹ Um dem allgemeinen Vorschlag von Oberkamp, Trucano, Roy und Hirsch gerecht zu werden, muss ich auch die Analyse der Unsicherheit und ihrer Ausbreitung im gesamten Prozess des Entwerfens, Programmierens und Ausführens von Computersimulationen erwähnen. Für eine philosophischere Behandlung der Verifizierung und Validierung sowie konkrete Beispiele siehe (Oreskes, Shrader-Frechette und Belitz 1994; Koppers und Lenhard 2005; Hasse und Lenhard 2017).

Validierung: der Prozess der Bestimmung des Grades, in dem ein Modell aus der Perspektive der beabsichtigten Verwendung des Modells eine genaue Darstellung der realen Welt ist. (Oberkamp, Trucano und Hirsch 2003)

Mittlerweile ist diese Art der Darstellung von Verifizierung und Validierung weithin akzeptiert wird insbesondere in vielen philosophischen Behandlungen von Computersimulationen verwendet. Erik Winsberg vertritt zum Beispiel die Ansicht, dass „Verifizierung [...] der Prozess ist, bei dem festgestellt wird, ob die Ausgabe der Simulation den wahren Lösungen von annähernd entspricht oder nicht.“ die Differentialgleichungen des Originalmodells. Die Validierung hingegen ist die Prozess zur Feststellung, ob das gewählte Modell eine gute Darstellung davon ist oder nicht das reale System für den Zweck der Simulation“ (Winsberg 2010, 19-20). Ein weiteres Beispiel für eine Philosophin, die Verifizierung und Validierung für Computersimulationen diskutiert, ist Margaret Morrison. Obwohl sie eine breitere Definition von Verifizierungs- und Validierungsmethoden und denkt sogar, dass dies bei diesen beiden Methoden nicht der Fall ist Obwohl sie immer klar teilbar ist, spielt sie die Notwendigkeit von Verifizierungsmethoden herunter und behauptet, dass die Validierung eine entscheidendere Methode zur Beurteilung der Zuverlässigkeit sei der Computersimulation (Morrison 2009, 43). Die Wissenschafts- und Ingenieursgemeinschaften hingegen verfügen über ein breiteres und breiteres Spektrum Es stehen vielfältigere Definitionen zur Verfügung, die alle auf die Besonderheiten der Systeme zugeschnitten sind untersucht werden.¹² Lassen Sie uns sie nun separat diskutieren und aufzeigen, was so spezifisch ist über Computersimulationen.

4.2.2.1 Überprüfung

Die Überprüfung in Computersimulationen besteht darin, sicherzustellen, dass die Spezifikation eingehalten wird denn eine gegebene Simulation wird korrekt als Simulationsmodell umgesetzt. Die Literatur bietet mehrere Verifizierungsmethoden, die für Computersoftware im Allgemeinen geeignet sind.

Für Computersimulationen sind jedoch zwei Methoden besonders wichtig, nämlich

Codeüberprüfung und Berechnungsüberprüfung¹³. Ihre Bedeutung liegt darin, dass beides Die Methoden konzentrieren sich auf die Korrektheit der Diskretisierung, ein Schlüsselement für die Umsetzung mathematischer Modelle als Computersimulationen.

Unter Codeverifizierung versteht man den Prozess der Feststellung, ob die numerischen Algorithmen korrekt im Computercode implementiert sind, sowie der Identifizierung potenzielle Fehler in der Software (Oberkamp, Trucano und Hirsch 2003, 32). In diesem In diesem Zusammenhang bietet die Codeüberprüfung einen Rahmen für die Entwicklung und Pflege zuverlässigen Computersimulationscodes.

William Oberkamp und Timothy Trucano haben argumentiert, dass es nützlich sei, weiterzumachen Unterteilen Sie die Codeverifizierung in zwei Aktivitäten, nämlich die Verifizierung numerischer Algorithmen und die Softwarequalitätsentwicklung. Der Zweck der Verifizierung numerischer Algorithmen besteht darin, die mathematische Korrektheit der Implementierung aller zu überprüfen

¹² Siehe (Oberkamp und Roy 2010, 21-29) für eine Analyse der Vielfalt von Konzepten. Siehe auch (Salari und Kambiz 2003; Sargent 2007; Naylor et al. 1967; Naylor, Wallace und Sasser 1967).

¹³ Wird in (Oberkamp und Roy 2010, 26) auch als Lösungsverifikation und als numerisch bezeichnet Fehlerschätzung in (Oberkamp, Trucano und Hirsch 2003, 26).

numerische Algorithmen, die die numerische Genauigkeit der Simulationsergebnisse beeinflussen. Das Ziel dieser Überprüfungsmethode besteht darin, zu zeigen, dass die numerische Im Rahmen des Simulationsmodells implementierte Algorithmen werden korrekt implementiert und wie vorgesehen funktionieren (William L. Oberkamp und Timothy G. Trucano 2002, 720).

Stattdessen liegt der Schwerpunkt bei der Softwarequalitätsentwicklung auf der Feststellung, ob Das Simulationsmodell liefert die richtigen – oder annähernd richtigen – Ergebnisse. Der Der Zweck des Software Quality Engineering besteht darin, das Simulationsmodell und die Ergebnisse der Simulation auf einer bestimmten Computerhardware in einer bestimmten Softwareumgebung zu überprüfen – einschließlich Compilern, Bibliotheken, E/A usw. Diese Überprüfungsverfahren sind Wird hauptsächlich während der Entwicklung, dem Test und der Wartung der Simulation verwendet Modell (721).

Andererseits wird die Berechnungsüberprüfung als die Methode definiert, die verhindert Es gibt drei Arten von Fehlern: menschliches Versagen bei der Vorbereitung des Codes, menschliches Versagen bei die Analyse der Ergebnisse und numerische Fehler, die sich aus der Berechnung der diskretisierten Lösung des Simulationsmodells ergeben. Eine Definition zur Berechnungsüberprüfung ist die folgende:

Berechnungsüberprüfung: Der Prozess der Bestimmung der Richtigkeit der Eingabedaten numerische Genauigkeit der erhaltenen Lösung und die Richtigkeit der Ausgabedaten für a bestimmte Simulation. (Oberkamp, Trucano und Hirsch 2003, 34)

So gesehen ist die Berechnungsverifizierung die empirische Seite der Verifizierung. Es basiert auf dem Vergleich der Ergebnisse der Simulation mit hochgenauen Lösungen des wissenschaftlichen Modells. In gewisser Weise ist die Überprüfung der Berechnung ähnlich zur Validierungsbewertung insofern, als beide geschätzte Ergebnisse mit korrekten Ergebnissen vergleichen. Am häufigsten werden räumliche und zeitliche Konvergenzraten iterativ gesteuert Konvergenz, Unabhängigkeit von Lösungen zur Koordinatentransformation und Ähnliches andere Prozesse (26).

4.2.2.2 Validierung

Der Prozess der Validierung (auch Testen genannt) besteht darin, zu zeigen, dass die Ergebnisse der Simulation mehr oder weniger genau und präzise mit diesen übereinstimmen erhalten durch Messung und Beobachtung des Zielsystems. Oberkamp und Trucano heben drei Schlüsselaspekte der Validierung hervor:

- i) Quantifizierung der Genauigkeit des Rechenmodells durch Vergleich seiner Antworten mit experimentell gemessenen Reaktionen,
- ii) Interpolation oder Extrapolation des Rechenmodells auf entsprechende Bedingungen die beabsichtigte Verwendung des Modells und
- iii) Bestimmung der geschätzten Genauigkeit des Rechenmodells für die Bedingungen des vorgesehenen Verwendungszwecks die angegebenen Genauigkeitsanforderungen erfüllt. (WL Oberkamp und TG Trucano 2008, 724)

Obwohl Validierungsmethoden für viele Experimentatoren selbstverständlich sind, da sie erwarten, ein Stück der Welt zu reproduzieren – anstatt es darzustellen oder zu imitieren –,¹⁴ sie sind im Rahmen von Computersimulationen eine eher komplexe Angelegenheit. Hier ist wann Es bestehen einige Bedenken hinsichtlich der Zuverlässigkeit der Validierung.

Ein Hauptproblem ergibt sich aus der Tatsache, dass die meisten Validierungsmethoden induktiv sind, und daher muss mit typischen Induktionsproblemen gerechnet werden. Das Problem hier ist dass die Methode die Validierung eines Modells nur bis zu einem bestimmten Punkt ermöglicht und daher Eine vollständige Validierung ist aufgrund der Vielzahl an Vergleichen absolut unmöglich erforderlich – ganz zu schweigen von der Unwahrscheinlichkeit, alle möglichen Ergebnisse zur Hand zu haben. Dies ist ein Grund, warum Validierung vor allem unter Informatikern als bekannt ist Methode zum Erkennen des Vorhandenseins von Fehlern, jedoch nicht für deren Feststellung ausgelegt Abwesenheit.¹⁵

Ein weiteres Problem besteht darin, dass die Validierung von der Fähigkeit abhängt, Computersimulationsergebnisse mit empirischen Daten zu vergleichen. Eine solche duale Beziehung erfordert offensichtlich das Vorhandensein sowohl der Ergebnisse der Simulation als auch der aus einer empirischen Quelle gesammelten Daten. Dies führt zum Ausschluss der vielen Computersimulationen für zu denen es keine entsprechenden empirischen Daten gibt. In diesem Sinne ist Validierung nur eine geeignetes Konzept für die Fälle, in denen eine Computersimulation eine Rolle spielt tatsächliches System und kein mögliches oder denkbare System (z. B. eine Simulation, die eine Naturkonstante verletzt, z. B. eine Simulation mit einer Gravitationskraft gleich $G = 1 \text{ mkg} \cdot 1 \text{ s}^{\frac{1}{2}}$).

Allerdings ist es wichtig zu erwähnen, dass mit der Einführung von Computersimulationen in experimentellen Kontexten die Validierung nicht ausschließlich davon abhängt über den Vergleich von Ergebnissen mit empirischen Daten. Ajelli und sein Team zeigen, wie es möglich ist, verschiedene Computersimulationen durchzuführen und ihre Ergebnisse zu nutzen, um die Zuverlässigkeit zu bestätigen für jeden – in diesem Fall gibt es nicht nur eine Konvergenz der Ergebnisse, sondern auch der Schlüssel Variablen (Ajelli et al. 2010).¹⁶

Abbildung 4.1 zeigt in einem Flussdiagramm, wie die Verifizierung (sowohl Code-Verifizierung als auch Berechnungsnachweise) und Validierungsmethoden werden in der wissenschaftlichen Standardpraxis umgesetzt. Das konzeptionelle Modell ist hier das Produkt von Analyse und Beobachtung das physikalische System von Interesse (dh das, was wir das wissenschaftliche Modell nannten). Im Schlüssel Bei Anwendungen der Computerphysik (z. B. rechnergestützte Fluidodynamik, rechnergestützte Festkörpermechanik, Strukturdynamik, Stoßwellenphysik und rechnergestützte Chemie) wird das konzeptionelle Modell von der Menge der PDEs dominiert, für die verwendet wird physikalische Größen darstellen.

Es lassen sich zwei weitere Modelltypen unterscheiden: ein mathematisches Modell, aus dem das Rechen- oder Simulationsmodell erstellt wird, und ein physikalisches Modell, das z Der Einfachheit halber werden wir uns mit einem Experiment identifizieren (erinnern Sie sich an unsere Behandlung des Experiments in Abschnitt 3). Das Rechenmodell ist in unserer eigenen Terminologie ein betriebsfähiges Computerprogramm, das das Simulationsmodell als Computer umsetzt Simulation.

¹⁴ Während dies für einige Formen wissenschaftlicher Experimente eine gültige Behauptung ist, ist dies für andere nicht der Fall wie Wirtschaftswissenschaften und Psychologie.

¹⁵ Diese Behauptung wird weithin Edsger Dijkstra zugeschrieben.

¹⁶ Streng genommen haben Ajelli et al. führen Robustheitsanalysen durch (Weisberg 2013).

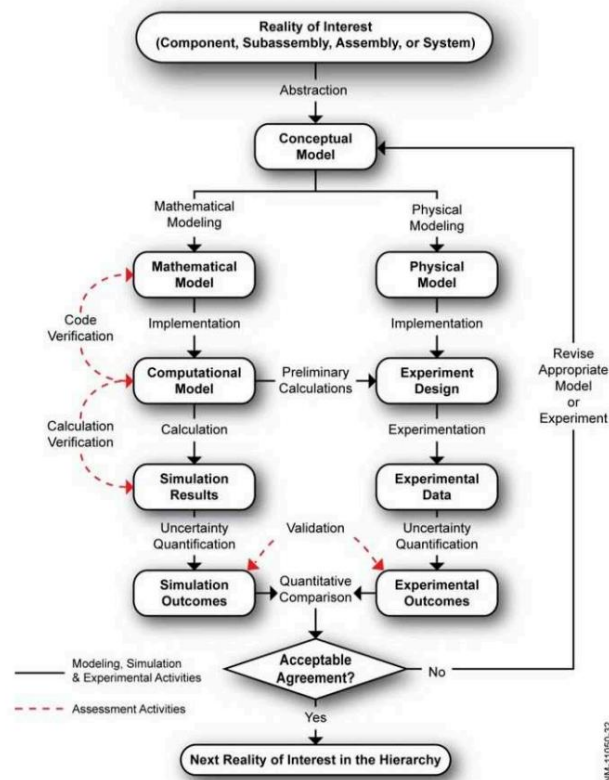


Abb. 4.1 Phasen der Modellierung und Simulation und die Rolle der Verifizierung und Validierung (ASME 2006, 5).

Beachten wir, dass die Abbildung auch zeigt, dass es bei der Codeüberprüfung um die Genauigkeit zwischen dem konzeptionellen Modell und dem mathematischen Modell geht, während es bei der Berechnungsüberprüfung um die Übereinstimmung zwischen den Simulationsergebnissen und dem geht erwartete Ergebnisse des Rechenmodells. Die Validierung hingegen ist eine quantitative Angemessenheit zwischen den Lösungen der Simulation und den experimentellen Messungen oder Beobachtungen. Diese Angemessenheit kann wiederum durch a bestimmt werden Vergleich, der eine akzeptable Übereinstimmung zwischen den Lösungen der beiden liefert beteiligte Modelle.¹⁷

Verifizierungen und Validierungen sind zwei Grundpfeiler für die Bestätigung der Zuverlässigkeit von Computersimulationen (Duran und Formanek 2018). Dies bedeutet, dass Forscher mit gutem Grund behaupten können, dass es sich bei ihren Computersimulationen um verlässliche Prozesse handelt, und dass sie daher zu Recht davon ausgehen können, dass die Ergebnisse der Simulationen zu Recht darauf beruhen Simulation sind korrekt.

¹⁷ Für eine ausführlichere Diskussion zu Abbildung 4.1 siehe (Oberkamp und Roy 2010, 30).

Dieses Ergebnis ist wichtig, da, wie wir im nächsten Kapitel darlegen werden, die Zuverlässigkeit von Computersimulationen die Behauptung stützt, die Forscher behaupten können für Erklärungen, Vorhersagen und andere epistemische Aktivitäten. Mit anderen Worten: zuverlässig Computersimulationen ermöglichen es den Forschern auch, Anspruch auf Verständnis der Ergebnisse zu erheben.

Ein abschließender und sehr kurzer Kommentar zur Verifizierung und Validierung vor der Einführung das nächste Thema. Obwohl weder Software noch Hardware vollständig verifiziert oder validiert werden können, entwickeln Forscher immer noch Methoden, die das Auftreten von Fehlern reduzieren und erhöht die Glaubwürdigkeit der Simulation. Dieses Interesse dient als Beweis dafür die Bedeutung beider Methoden für die allgemeine Zuverlässigkeit von Computersimulationen.

4.3 Fehler und Undurchsichtigkeit

Die Verwendung bestimmter Begriffe wie Vertrauen, Gewissheit, Genauigkeit und Zuverlässigkeit sollte nicht verwendet werden vermitteln uns den falschen Eindruck, dass die Geschichte der Computersimulationen eine Geschichte sei des Erfolgs. Wie wir in den folgenden Abschnitten besprechen werden, ist dies bei Computersimulationen der Fall keinen völlig transparenten und sicheren Zugang zur Welt bieten, sondern einen, der ist voller Fehler und Unsicherheiten. Auf einer ganz allgemeinen Ebene, jede Disziplin In der Geschichte der Menschheit ging es um Wissensmangel und Wissensverlust. In diesem Sinne sind Computersimulationen auch Teil der großen Geschichte von Wissenschaft und Technik Daher ist an ihnen nichts besonders Neues. Auf lokalerer Ebene gibt es jedoch mehrere Probleme, die sich ausschließlich aus dem Einsatz neuer Technologien ergeben – insbesondere Computer – und die darauf basierenden neuen Methoden – in insbesondere Computersimulationen.

Bisher konzentrierten sich meine Bemühungen darauf, Computersimulationen als Quellen zu betrachten für Wissen über die Welt. Diese Ansicht ist natürlich richtig, da Computersimulationen tatsächlich leistungsfähige Methoden darstellen, um genaue Informationen darüber zu liefern die Welt, die uns umgibt. Tatsächlich widmen wir das nächste Kapitel der Erörterung des Wie Computersimulationen erklären, prognostizieren und erfüllen mehrere erkenntnistheoretische Funktionen. Aber wie bereits erwähnt, sind Computersimulationen auch eine Quelle von Undurchsichtigkeit. Fehler und Unsicherheiten, die ihre Zuverlässigkeit beeinträchtigen und das Vertrauen untergraben könnten Forscher legten die Ergebnisse einer Simulation zugrunde. Aus diesem Grund ist es wichtig, die Fehlerquellen und Undurchsichtigkeiten, die die Praxis durchdringen, zu diskutieren, wenn auch nur kurz Computersimulationen sowie die darauf zugeschnittenen philosophischen Fragestellungen. Gleichermaßen Wichtig wird sein, einige der von Forschern verwendeten Standardmechanismen zu diskutieren die dazu beitragen, diese Fehler zu mildern und Undurchsichtigkeiten zu umgehen. Lassen Sie mich sagen, dass meine Behandlung hier angesichts der Komplexität dieser Probleme absolut ungerecht sein wird. Ich hoffe, jedoch in der Lage zu sein, die grundlegenden Probleme zu skizzieren und Lösungsansätze vorzuschlagen.

4.3.1 Fehler

Fehler sind in naturwissenschaftlichen und technischen Disziplinen ein altbekanntes Problem. Während einige ein Hinweis darauf sind, dass etwas schief gelaufen ist, können andere tatsächlich Einblicke in das geben, was schief gelaufen ist (Deborah G. Mayo 1996). In jedem Fall liegt die Bedeutung der Untersuchung von Fehlern darin, dass sie irgendwann die Zuverlässigkeit von Computersimulationen und damit das Vertrauen des Forschers in ihre Ergebnisse beeinträchtigen. Aus diesem Grund müssen Forscher strenge und robuste Maßnahmen zur Fehlererkennung sowie Möglichkeiten zu deren Vermeidung bereitstellen. Wenn sie jedoch auftreten, ist es wichtig zu wissen, wie man mit ihnen umgeht, die negativen Auswirkungen reduziert und sie, wenn möglich, rückgängig macht.¹⁸ Ein erster

Ansatz für Fehler unterteilt sie in willkürliche Fehler, beispielsweise das Produkt eines Spannungseinbruchs während des Fehlers Berechnung oder ein unachtsamer Labormitarbeiter, der über das Netzkabel des Computers stolpert; und systematische Fehler, d. h. Fehler, die dem Prozess des Entwerfens, Programmierens und Berechnens eines Simulationsmodells inhärent sind.

Willkürliche Fehler haben für uns wenig Wert. Ihre Eintrittswahrscheinlichkeit ist sehr gering und sie tragen nicht zur Häufigkeit eines Rechenvorgangs bei, um korrekte Ergebnisse zu erzielen. Wenn überhaupt, sind sie die stillen und einsamen Mitwirkenden, die, wenn sie einmal entdeckt werden, leicht verschwinden können. Es ist keine Überraschung, dass Forscher sich kaum Mühe geben, die Wahrscheinlichkeit ihres Auftretens zu verstehen. Vielmehr entwickeln Forschungseinrichtungen Protokolle und Sicherheitsmaßnahmen, die dabei helfen, damit umzugehen – wenn nicht sogar ihre vollständige Beseitigung zu erreichen. Die Verlegung von Kabeln in speziellen Kabelkanälen außerhalb des Hauptarbeitsbereichs ist eine Sicherheitsmaßnahme, die verhindert, dass unvorsichtige Labormitarbeiter darüber stolpern. Ebenso sind die Stromquellen heutzutage sehr stabil und einige Anlagen verfügen sogar über Notstromgeneratoren. Im Falle eines allgemeinen Blackouts werden die Daten in der Regel auf mehrere Server repliziert, sodass Computersimulationen ab der letzten Ausführung fortgesetzt werden können. Daher sollten willkürliche Fehler nicht als Bedrohung für die allgemeine Zuverlässigkeit von Computersimulationen angesehen werden.

Systematische Fehler spielen dagegen eine größere Rolle. Ich unterteile sie in zwei Arten, nämlich Hardwarefehler und Softwarefehler. Wie der Name schon sagt, bezieht sich die erste Art von Fehler auf eine Fehlfunktion des physischen Computers, während die zweite Art auf Fehler beim Entwurf und bei der Programmierung von Computersimulationen zurückzuführen ist – einschließlich Fehlern bei vorgefertigten Paketen.¹⁹

4.3.1.1 Hardwarefehler

Physische Fehler stehen im Zusammenhang mit vorübergehenden oder dauerhaften Fehlfunktionen des Mikroprozessors, des Speichers, der E/A-Geräte und im Allgemeinen jeglicher physischer Computer

¹⁸ Für eine hervorragende Analyse von Fehlern und wie sie sich allgemein auf die wissenschaftliche Praxis auswirken, siehe (Deborah G. Mayo 2010; Mayo und Spanos 2010). Wie sich Fehler insbesondere auf die Informatik auswirken, siehe (Jason 1989). Und zur Rolle von Fehlern in der Informatik siehe (Parker 2008). Ich gehe hier davon aus, dass Fehler die Berechnung negativ beeinflussen.

¹⁹ Eine Übersicht über Fehler im Entwurfs- und Produktionszyklus von Computersystemen finden Sie unter (Seibel 2009; Fresco und Primiero 2013; Floridi, Fresco und Primiero 2015).

Komponente des Computers, die den normalen Rechenprozess einer Simulation verändern könnte.

Von allen erdenklichen Quellen für Hardwarefehler kommt die vielleicht exzentrischste aus dem Weltall: Supernovae, Schwarze Löcher und andere kosmische Ereignisse können tatsächlich zum Absturz von Computern führen. Diese Hardwarefehler werden als „Soft Errors“ bezeichnet und werden durch ein einfaches astronomisches Phänomen verursacht: kosmische Strahlung, die auf die Erdatmosphäre trifft. Wenn kosmische Strahlung mit Luftmolekülen kollidiert, erzeugen sie einen „Luftschauer“ aus hochenergetischen Protonen, Neutronen und anderen Teilchen, die auf die internen Komponenten des Computers treffen können. Wenn sie sich dem falschen Teil eines Chips nähern, erzeugen die Elektronen, die sie verfolgen, aus dem Nichts eine digitale 1 oder 0 (Simonite 2008).

Diese Art von Fehlern werden als „Soft Errors“ bezeichnet, da ihr Auftreten weder zu dauerhaften Schäden am Computer noch zu Änderungen der physikalischen Eigenschaften der Hardware führt. Soft Errors beschädigen vielmehr nur ein oder mehrere Bits in einem Programm oder einem Datenwert und verändern auf diese Weise die Daten und damit den Rechenprozess, ohne sichtbare Schäden an der Hardware zu verursachen. Mitte der 90er Jahre testete IBM fast 1.000 Speichergeräte auf verschiedenen Meereshöhen – Täler, Berge und Höhlen – und das Ergebnis zeigte, dass je höher die Höhe, desto mehr Soft Errors auftraten, wohingegen das Verhältnis der Soft Errors auf den getesteten Geräten umso höher war. Die Höhlen waren fast Null.

Soft-Errors wirken sich typischerweise auf das Speichersystem des Computers sowie auf einige in Schaltkreisen verwendete kombinatorische Logik aus, beispielsweise auf die arithmetische Logikeinheit. Im Fall von Speicherschaltkreisen sind die energiereichen Teilchen, die genügend freie Ladung erzeugen, um den Zustand der Speicherzelle zu stören, die Quelle weicher Fehler. Im Fall der kombinatorischen Logik können Spannungsspitzen oder transiente Ströme die Taktung durcheinander bringen, was zu Soft Errors führt, die sich ausbreiten und schließlich am Ausgang der Logikkette zwischengespeichert werden (Slayman 2010). Das offensichtliche Ergebnis sind unbekannte, unzuverlässige Ergebnisse.

Das Folgende ist ein einfaches Beispiel, das veranschaulicht, wie schädlich diese Art von Fehler sein könnte tatsächlich sein. Betrachten Sie die folgenden zwei Unterprogramme in der C-Sprache:

Algorithmus 10 Bitweiser Operator **if** (a

```
& b) then Ausdruck
    „Die Demokraten haben gewonnen“, sonst

    Ausdruck „Die Republikaner haben gewonnen“
Ende wenn
```

Algorithmus 11 Logischer Operator

```
if (a && b) then
    Ausdruck „Die Demokraten haben gewonnen“
else
    Ausdruck „Die Republikaner haben gewonnen“
end if
```

In der C-Sprache werden Operatoren wie & bitweise aufgerufen, da es sich um Operationen handelt, die auf Bitebene ausgeführt werden, indem einfach eine 1 in 0 geändert wird und umgekehrt. Darüber hinaus beinhaltet die C-Sprache nicht das Konzept einer booleschen Variablen. Stattdessen wird „falsch“ durch 0 dargestellt, und „wahr“ könnte durch jeden numerischen Wert ungleich 0 dargestellt werden. Diese normalerweise gut versteckte Tatsache ermöglicht es Programmierern unter bestimmten Umständen, a & b genauso zu schreiben wie a && B.

Nehmen wir nun an, dass a = 4 (00001002) und b = 4 (00001002). In diesem Fall wird die Bedingung in beiden Algorithmen als gleich ausgewertet und daher ist „Die Demokraten haben gewonnen“ die endgültige Ausgabe. Dies ist der Fall, weil der logische Operator && Werte ungleich Null auswertet (Algorithmus 11) und daher immer die erste Anweisung aufgerufen wird. In ähnlicher Weise addiert die bitweise Operation zu einem Wert ungleich Null a&b = (00001002) in (Algorithmus 10).

Wenn nun beim dritten Bit ein Soft-Error auftritt, der a = 0 (00000002) ergibt, wird der logische Operator in Algorithmus 11 immer noch zu „Die Demokraten haben gewonnen“ ausgewertet, einfach weil es sich um einen Wert ungleich Null handelt, während der bitweise Operator würde zu „Die Republikaner haben gewonnen“ ausgewertet, da es zu einem Nullwert a & b = (00000002) ausgewertet wird (Algorithmus 10).

Das Beispiel zeigt, dass die Ergebnisse ganz anders ausfallen könnten, wenn das richtige energetische Teilchen die richtige Stelle im Speicher trifft, wo der Wert von „a“ gespeichert ist – in diesem Fall mit der Demokratie als Hauptopfer. Das Beispiel ist höchst unwahrscheinlich und ebenso unglücklich. Die tatsächliche Wahrscheinlichkeit, dass ein solcher Fehler tatsächlich auftritt, ist äußerst gering, wenn nicht sogar praktisch unmöglich. Und das nicht nur, weil die Wahrscheinlichkeiten dagegen sprechen, sondern auch, weil Programmiersprachen sehr stabil und robust geworden sind. Trotz dieser Überlegungen handelt es sich um eine reale Möglichkeit, die die Hersteller sehr ernst nehmen. Mit der Verringerung der Abmessungen und des Stromverbrauchs von Hardwarekomponenten und der zunehmenden Dichte von RAM-Chips steigt die Strahlungsempfindlichkeit dramatisch und damit die Wahrscheinlichkeit, dass ein Soft Error auftritt (Baumann 2005).

Um diesem Effekt entgegenzuwirken, konzentrieren sich Technologieunternehmen auf die Entwicklung besserer Chipdesigns und die Verbesserung der Technologien zur Fehlerprüfung. Tatsächlich arbeitet der Computergigant Intel systematisch daran, einen integrierten Detektor für kosmische Strahlung in seine Chips zu integrieren. Der Detektor würde kosmische Strahlung entweder auf nahegelegenen Schaltkreisen oder direkt auf dem Detektor selbst erkennen. Wenn es ausgelöst wird, aktiviert es eine Reihe von Fehlerprüfschaltungen, die den Speicher auffrischen, die letzten Vorgänge wiederholen und nach der letzten an die betroffene Schaltung gesendeten Nachricht fragen (Simonite 2008). Intel zielt auf diese Weise darauf ab, Soft Errors zu reduzieren und so die Zuverlässigkeit der Hardwarekomponente zu erhöhen.

Neben Soft-Fehlern gibt es natürlich auch andere Arten systematischer Hardware-Fehler. Diese kommen typischerweise in Kombination mit der Software, die die Hardware verwaltet. Der vielleicht berühmteste – oder besser gesagt, berüchtigtste – Hardware- und Softwarefehler in der Geschichte wird dem Pentium-FDIV-Fehler des Intel-Mikroprozessors zugeschrieben. Das Ziel von Intel bestand darin, die Ausführung eines Gleitkomma-Skalars im Vergleich zu früheren Mikroprozessoren um das Dreifache und die des Vektorcodes um das Fünffache zu steigern. Der verwendete Algorithmus verfügt über eine Nachschlagetabelle zur Berechnung der für die Gleitkommadivision erforderlichen Zwischenquotienten. Diese Nachschlagetabelle würde aus 1066 Ganzen bestehen, 5

davon wurden aufgrund eines Programmierfehlers nicht in die programmierbare Datei heruntergeladen Logikarray. Wenn die Gleitkommaeinheit auf diese 5 Zellen zugreift, geschieht dies. Holen Sie sich eine 0 anstelle der erwarteten +2, die eigentlich in enthalten sein sollte „fehlende“ Zellen. Dieser Fehler verwarf die Berechnung und führte zu einer ungenaueren Berechnung. Zahl als die richtige Antwort (Halfhill 1995). Trotz der Tatsache, dass die Chancen von Es wurde berechnet, dass der zufällig auftretende Fehler etwa 1 zu 360 Milliarden beträgt, der Pentium Der FDIV-Fehler kostete Intel Co. durch den Ersatz einen Umsatzverlust von etwa 500 Millionen US-Dollar der fehlerhaften Prozessoren.

Die Lektion, die man mit nach Hause nehmen kann, ist, dass fortschrittlichere Technologie nicht sofort verfügbar ist in zuverlässigere Berechnungen übersetzt. Mit der Einleitung treten Soft Errors auf der modernen Leiterplatten- und Silizium-basierten Technologie. Tatsächlich sind Hardwarefehler jedoch für die meisten Forscher, die an Computersimulationen arbeiten, von der geringsten Sorge. Dies liegt vor allem daran, dass, wie wir bisher besprochen haben, das Spezifizieren, Programmieren, und die Durchführung von Computersimulationen ist eine softwaregesteuerte Praxis. Forscher verlassen sich darauf ihre Hardware, und sie haben sehr gute Gründe dafür. Und wenn es um die Zuverlässigkeit von Computersimulationen geht, fragen die meisten Philosophen mich selbst einschließlich, denken über Möglichkeiten nach, mit Softwarefehlern und nicht mit Hardwarefehlern umzugehen. In diesem Sinne wenden wir uns nun der Diskussion von Softwarefehlern zu.

4.3.1.2 Softwarefehler

Softwarefehler sind wohl die häufigste Fehlerquelle in der Informatik. Sie führen zu Instabilitäten im allgemeinen Verhalten der Computersoftware, und die Zuverlässigkeit von Computersimulationen ernsthaft gefährden.

Softwarefehler können an unzähligen Orten und in unzähligen Praktiken auftreten. Zum Beispiel, Die Praxis des Programmierens ist eine Hauptquelle für Softwarefehler, was bei der Programmierung der Fall sein kann extrem kompliziert werden. Ein fehlerhafter Compiler und auch eine fehlerhafte Computersprache rücken Bedenken hinsichtlich der Zuverlässigkeit von Computersoftware in den Fokus. Außerdem, Diskretisierungsfehler sind eine Hauptfehlerquelle bei Computersimulationen entstehen aus dem Prozess der Interpolation, Differenzierung und Integration einer Reihe von mathematische Gleichungen.

Sicherlich können einige dieser Fehler vermieden werden, andere erweisen sich jedoch als komplizierter. Schlechte Programmierung kann beispielsweise einem ungeschickten Programmierer zugeschrieben werden. C. Lawrence Wenham listete mehrere Anzeichen auf, die einen schlechten Programmierer ausmachen (Wenham 2012). Dazu gehört die Unfähigkeit, über den Code nachzudenken (z. B. das Vorhandensein von „Voodoo-Code“ oder Code, der keinen Einfluss auf das Ziel des Programms hat, aber trotzdem sorgfältig gepflegt wird), schlechtes Verständnis der Programmierung der Sprache Modell (z. B. Erstellen mehrerer Versionen desselben Algorithmus, um unterschiedliche zu verarbeiten Typen oder Operatoren), chronisch schlechte Kenntnisse der Funktionen der Plattform (z. B. Neuerfindung von Klassen und Funktionen, die in die Programmiersprachen integriert sind), die Unfähigkeit, Zeiger zu verstehen (z. B. das Zuweisen beliebig großer Arrays für Sammlungen variabler Länge) und Schwierigkeiten, Rekursion zu durchschauen (z. B. zu denken, dass die Die Anzahl der Iterationen wird als Parameter übergeben. Die Liste erweitert bedeutende

begeistert. Programmieren ist in jedem Fall eine intellektuell anspruchsvolle Tätigkeit

Selbst der erfahrenste und talentierteste Programmierer kann Fehler machen.

Lassen Sie uns nebenbei bemerken, dass diese Softwarefehler die Tatsache gemeinsam haben, dass sie alle vorhanden sind menschenbezogen. Wie bereits erwähnt, werden Fehler bei der Programmierung meist von Programmierern gemacht.

Ein albernes – und doch katastrophales – Beispiel ist der Mars Climate Orbiter, mit dem

Die NASA verlor fast ein Jahr nach ihrem Start im Dezember 1998 jeglichen Kontakt. Der Vorstand

der für die Untersuchung des Unfalls zuständige Beamte kam zu dem Schluss, dass acht Faktoren dazu beigetragen haben

Die Katastrophe war unter anderem auf bodengestützte Computermodelle zurückzuführen

die Navigation der Sonde. Ein Programmierfehler führte dazu, dass die Computermodelle nicht funktionierten

Übersetzen Sie Nicht-SI-Einheiten von Pfundsekunden (d. h. englische Einheiten) in metrische SI-Newtonsekunden (metrische Einheiten).²⁰

An diesem Punkt könnte man zu dem Schluss kommen, dass Softwarefehler vom Menschen verursacht werden und daher mit der richtigen Schulung eliminierbar. Man könnte also meinen, dass dies wahr ist

sogar für Fälle eines fehlerhaften Compilers und einer fehlerhaften Computersprache, denn das ist der Fall

basierend auf fehlerhaften Spezifikationen und fehlenden Implementierungsverfahren (z. B. einem Fehler).

Anruf) und sind daher auch auf den Menschen zugeschnitten. Darüber hinaus ist sogar der Prozess der Diskretisierung

mathematischer Gleichungen auf den Menschen zugeschnitten, denn er wird immer noch durchgeführt

größtenteils von Mathematikern – oder Informatikern oder Ingenieuren – entwickelt. Bei

Letztlich sind Softwarefehler menschliche Fehler.

Tatsächlich sind die Dinge etwas komplexer als hier dargestellt. Es gibt einige

Fehlerquellen, die nicht von schwer zu beseitigenden Programmiergewohnheiten abhängen –

oder Fehler, die aus unserer begrenzten kognitiven Kapazität resultieren – aber aus der Fehlerausbreitung durch den

iterativen Prozess des Rechnens; das heißt, die Art von Softwarefehlern, die

Computer und nicht Menschen beteiligen sich am Simulationsprozess. Ein Beispiel

kann diesen Punkt veranschaulichen. Eine Möglichkeit, nichtlineare Funktionen zu lösen, ist die Approximation

die Ergebnisse mit iterativen Methoden. Wenn alles gut läuft, das heißt, wenn das Diskretisierungsverfahren und die

nachträgliche Programmierung in ein Simulationsmodell korrekt sind, dann wird die

Die Lösungsmenge der Simulation konvergiert mit einem kleinen Spielraum von zum richtigen Wert

Fehler.²¹ Obwohl dies gängige Praxis ist, gibt es in einigen wenigen Fällen eine Reihe von Lösungen

sind aufgrund einer ständigen Anhäufung von Fehlern während der Berechnung ungenau. Diese Art von Fehlern wird

als Konvergenzfehler bezeichnet und wird zu einem

Anlass zur Sorge, wenn ihre Anwesenheit unbemerkt bleibt.

Es ist bekannt, dass die beiden wichtigsten Konvergenzfehler Rundungen sind

Fehler und Kürzungsfehler. Typischerweise werden erstere durch die Wortgröße eingeleitet

des Computers, was zu einer begrenzten Genauigkeit reeller Zahlen führt. Kürzungsfehler,

Auf der anderen Seite handelt es sich um Fehler, die dadurch entstehen, dass eine unendliche Summe auf eine kleinere Größe gekürzt wird

und es durch eine endliche Summe anzunähern.

Um die möglichen negativen Auswirkungen von Rundungsfehlern in einer Computersimulation zu veranschaulichen,

betrachten wir noch einmal das auf Seite 11 dargestellte Beispiel eines Satelliten

um einen Planeten kreisen. Wenn dort die Gleichung, die dem Betrag der Gesamtenergie E (Gleichung 1.1) entspricht,

abnehmen soll, dann muss die große Halbachse a werden

²⁰ Arthur Stephenson, Vorsitzender des Mars Climate Orbiter Mission Failure Investigation Board, glaubte tatsächlich, dass dies der Hauptgrund dafür war, dass der Kontakt zum Mars Climate Orbiter verloren ging Sonde. Siehe (Douglas und Savage 1999).

²¹ Vorausgesetzt natürlich, es liegen keine Hardwarefehler vor.

kleiner. Wenn aber der Drehimpuls H (Gleichung 1.2) konstant sein muss, muss die Exzentrizität e kleiner werden. Das heißt, die Bahn muss sich abrunden.²² So erklärt, ist der Trend der Bahnexzentrizität stetig nach unten gerichtet, wie in Abbildung 1.3 dargestellt.

Es ist mittlerweile allgemein bekannt, dass Forscher Computersimulationen nutzen, weil diese kostengünstiger, schneller und einfacher einzurichten sind, als einen Satelliten tatsächlich zu konstruieren und in die Umlaufbahn zu bringen. Viele Philosophen haben sogar behauptet, dass sich Computersimulationen aus diesen Gründen so verhalten, als wären sie der echte Satellit, der unter Gezeitenstress um einen Planeten kreist. Ich glaube, dass nichts weiter von der Wahrheit entfernt ist. Forscher sind sich der Grenzen ihrer Simulationen durchaus bewusst und wissen, dass selbst wenn die in Abbildung 1.3 gezeigten Spitzen einem realen Satelliten zugeschrieben werden können, der einen realen Planeten umkreist usw., sie den Trend immer noch nicht stetig nach unten zurückführen können sie sehen in derselben Visualisierung. Warum nicht? Denn das passiert nicht wirklich in der realen Welt, sondern ist ein Artefakt der Simulation (also ein Rundungsfehler). Wenn dieser Effekt tatsächlich auf das Verhalten des realen Satelliten zurückzuführen wäre, dann würden wir sehen, dass die Umlaufbahn des Satelliten kreisförmig wird. Aber auch hier handelt es sich lediglich um das Artefakt der Berechnung eines Rundungsfehlers im Simulationsmodell (Duran 2017). Woolfson und Pert sind sich dieser Tatsache natürlich bewusst – da sie auch Programmierer sind – und können daher geeignete Maßnahmen ergreifen, um sie zu vermeiden oder, wenn sie unvermeidbar sind, einen solchen Fehler zu beheben.

Als Beispiel für gemessene Trunkierungsfehler können wir die Runge-Kutta-Methode nennen, die übrigens auch bei der Simulation der Umlaufbahn des Satelliten um den Planeten verwendet wird. Forscher schätzen, dass dieser Algorithmus einen lokalen Kürzungsfehler in der Größenordnung von $O(h^{p+1})$ und einen akkumulierten Gesamtfehler in der Größenordnung von $nCh^{p+1} = C(\bar{x} - x_0)h^p$ aufweist. Da es sich jedoch bei beiden um iterative Funktionen handelt, hängt die Ableitung des lokalen und des Gesamtfehlers von jeder Iteration ab und es ist daher schwierig, den genauen Fehler zu bestimmen. Woolfson und Pert integrieren in die Subroutine NBODY ihrer Simulation die Runge-Kutta-Subroutine mit automatischer Schrittsteuerung und empfehlen Forschern, auf unbeabsichtigte Ergebnisse zu achten.

Wir können nun leicht davon ausgehen, dass das Vorwissen über das Vorhandensein eines Fehlers sowie die Möglichkeit, ihn zu messen, erhebliche Vorteile für die Gesamtbewertung der Ergebnisse von Computersimulationen darstellen. In dieser speziellen Simulation weisen die Autoren darauf hin, dass die Simulation eines Satelliten, der einen Planeten umkreist, zwar relativ einfach zu verstehen ist, es aber bestimmte Auswirkungen gibt, die auf den ersten Blick möglicherweise nicht offensichtlich waren. Ein solcher Effekt ist zum Beispiel die Tatsache, dass die Spitzen auftreten würden. Eine gute Simulation, so glauben die Autoren, wird immer neue, unerwartete und wichtige Merkmale des untersuchten Zielsystems bringen (Woolfson und Pert 1999, 22). Zu diesem Gedanken müssen wir hinzufügen, dass das Vorhandensein von Fehlern auch neue und unerwartete Ergebnisse mit sich bringt, mit denen Forscher lernen müssen, umzugehen.

²² Dies ist die Interpretation des Austauschs zwischen Energie und Drehimpuls (Woolfson und Pert 1999, 18). Es sei darauf hingewiesen, dass die Autoren nicht von „Fehlern“ sprechen, sondern lediglich von einer Abrundung der Umlaufbahn. Dieses Beispiel zeigt auch, dass Rundungsfehler als inhärenter Teil der Programmierung einer Computersimulation interpretiert werden können. Dies hindert sie natürlich nicht daran, als „Fehler“ zu gelten.

4.3.2 Epistemische Undurchsichtigkeit

Die vorherige Diskussion war ein Versuch zu zeigen, wie Fehler zur allgemeinen Ungenauigkeit von Ergebnissen beitragen und somit die Zuverlässigkeit von Computersimulationen beeinträchtigen können. Wie dargestellt, gibt es ebenso viele Fehlerquellen wie Möglichkeiten zur Fehlerbeseitigung mit ihnen. Alles in allem kann man mit Fug und Recht sagen, dass es viele Fehler gibt – aber nicht Alle sind natürlich bis zu einem gewissen Grad korrigierbar und daher nicht so kritisch zur Zuverlässigkeit von Computersimulationen. Leider in der Informatik – und daher in Computersimulationen – gibt es eine weitaus besorgniserregendere Quelle Misstrauen als Fehler, das heißt epistemische Undurchsichtigkeit.

Die Geschichte dieses Konzepts reicht lange vor dem Einsatz von Computern für wissenschaftliche Zwecke zurück. Es war jedoch Paul Humphreys, der den Begriff als einführte Erkennungsmerkmal der Informatik (Humphreys 2004). Seiner Meinung nach besteht ein wesentliches Merkmal epistemischer Undurchsichtigkeit darin, dass Forscher nicht so kognitiv in der Lage sind begrenzte Menschen, die zu jedem Zeitpunkt alle relevanten Zustände eines bestimmten Rechenprozesses kennen. Das Argument ist durchaus überzeugend. Es heißt, dass kein Mensch – oder eine Gruppe von Menschen – könnte möglicherweise jedes Element der Berechnung untersuchen Prozess, der für die Bewertung und Begründung der Ergebnisse relevant ist. Auch hier bedeutet „Begründung der Ergebnisse“ lediglich, dass es Gründe für die Annahme gibt, dass die Ergebnisse dies sind richtig. Unter epistemischer Undurchsichtigkeit versteht man also den unwiederbringlichen Verlust von Wissen über einen bestimmten Rechenprozess, gefolgt von der Unfähigkeit, diesen zu rechtfertigen Ergebnisse eines solchen Prozesses (148). Um epistemische Undurchsichtigkeit formaler zu charakterisieren, I Geben Sie Humphreys Definition wieder:

Ein Prozess ist für [einen kognitiven Akteur] X im Wesentlichen genau dann epistemisch undurchsichtig, wenn er es ist Aufgrund der Natur von X ist es für X unmöglich, alle erkenntnistheoretisch relevanten Elemente zu kennen des Prozesses (Humphreys 2009, 618).

Zerlegen wir diese Charakterisierung in ihre Hauptbestandteile. Erstens die Art Der Prozess, den Humphreys im Sinn hat, ist ein rechnerischer Prozess – etwa die Berechnung eines Simulationsmodells. Man könnte natürlich fragen, ob es nicht rechnerische gibt Prozesse, die auch als epistemisch undurchsichtig gelten. Wie vorgeschlagen, ist das Konzept nicht der Fall ist nur Computerprozessen vorbehalten, hat aber in der Mathematik eine lange Geschichte und Soziologie. Später in diesem Abschnitt diskutiere ich den Standpunkt zweier Mathematiker und ein Philosoph, der drei Formen der Undurchsichtigkeit mit mathematischen und soziologischen Wurzeln behauptet, die sich auch auf Computersimulationen auswirken.

Ein weiterer wichtiger Bestandteil der obigen Definition ist die Vorstellung erkenntnistheoretisch relevanter Elemente für jeden Prozess. Soweit wir das beurteilen können, sind alle Funktionen, Variablen und Speicherzeiger ein erkenntnistheoretisch relevantes Element in einem Berechnungsprozess und im Allgemeinen jede Komponente, die direkt oder indirekt an der Berechnung beteiligt ist des Modells zum Zweck der Ergebnisdarstellung. Schließlich der kognitive Agent X bezieht sich auf eine beliebige Anzahl von Forschern, die an einem erkenntnistheoretisch undurchsichtigen Prozess beteiligt sind. Die Anzahl der Forscher ist natürlich unerheblich.

Wir können Humphreys' Charakterisierung der Epistemie nun positiv rekonstruieren Opazität auf folgende Weise. Computersimulationen sind für jeden erkenntnistheoretisch undurchsichtig Anzahl der Forscher genau dann, wenn es unmöglich ist, die Entwicklung im Laufe der Zeit zu kennen

der Variablen, Funktionen usw. im Rechenprozess. Die Folge epistemischer Undurchsichtigkeit ist wiederum, dass Forscher nicht in der Lage sind, die Ergebnisse ihrer Simulationen zu rechtfertigen.

So verstanden ist epistemische Undurchsichtigkeit ein stichhaltiges Argument, das Computersimulationen als neuartige Methoden in den Natur- und Ingenieurwissenschaften unter Druck setzt. Wenn Forscher ihre Ergebnisse nicht rechtfertigen können, welche Gründe haben sie dann, ihnen zu vertrauen und die Ergebnisse daher für Vorhersagen und Erklärungen zu verwenden? Um das Problem zu veranschaulichen, betrachten wir noch einmal die Simulation der Umlaufbahn eines Satelliten unter Gezeitenstress, wie in Abschnitt 1.1 besprochen. Wenn die Simulation zu einem beliebigen Zeitpunkt gestoppt wird, ist es für viele Forscher nicht mehr möglich, den aktuellen Zustand der Simulation zu rekonstruieren, frühere Zustände zurückzuverfolgen und zukünftige Zustände vorherzusagen. Daher sind die Forscher nicht in der Lage, die in Abbildung 1.3 gezeigten Spitzen als Verhalten eines realen Satelliten unter Gezeitenstress zu rechtfertigen. Soweit sie wissen, könnten die Spitzen einfach Rauschen oder ein Artefakt der Berechnung sein. Die epistemische Undurchsichtigkeit liefert daher vielen Philosophen gute Gründe, die Behauptung abzulehnen, Computersimulationen seien zuverlässige Informationsquellen über die Welt (z. B. (Guala 2002; Parker 2009)).

Um die epistemische Undurchsichtigkeit noch besser ins rechte Licht zu rücken, vergleichen Sie sie mit einigen Formen von Fehlern. Wie bereits erwähnt, können einige Hardwarefehler beispielsweise durch Redundanzen im System rückgängig gemacht und vollständig neutralisiert werden. Softwarefehler werden in vielen Fällen durch gute Programmierpraxis sowie Verifizierungs- und Validierungsmethoden vorhergesehen. Wenn Fehler ausschließlich in Betracht gezogen werden, dürfte unser Mangel an Wissen nur vorübergehender Natur sein. Sobald sie erkannt und geändert wurden, wird unser Wissen über den Computerprozess wiederhergestellt und damit auch die Fähigkeit der Forscher, die Ergebnisse von Computersimulationen zu rechtfertigen. Epistemische Undurchsichtigkeit hingegen deutet auf einen tiefgreifenden und dauerhaften Wissensverlust hin, eine irreversible Unsicherheit über einen Rechenprozess, den Forscher nicht kontrollieren oder rückgängig machen können. Infolgedessen liegen die Ergebnisse außerhalb jeder möglichen Rechtfertigung.

Epistemische Undurchsichtigkeit ist daher keine Form von Fehler. So viel ist klar. Man könnte jedoch vernünftigerweise argumentieren, dass uns epistemische Undurchsichtigkeit in ähnlicher Weise vertraut ist wie Abstraktion und Idealisierungen. Das Argument hier ist, dass es sich bei allen dreien um Formen der Preisgabe von Detailgraden über einen bestimmten Prozess (z. B. ein Zielsystem, einen Computerprozess usw.) und damit um eine Möglichkeit handelt, Wissen zu verlieren. Aber im Gegensatz zur epistemischen Undurchsichtigkeit beziehen sich die Begriffe Abstraktion und Idealisierung auf Möglichkeiten, einige Aspekte des Prozesses zu vernachlässigen, um unser Wissen darüber zu erweitern. Forscher abstrahieren von der Farbe des Sandes in der Sahara, weil diese für die Altersschätzung völlig irrelevant ist (Kroepelin 2006; Schuster 2006). Ebenso finden Idealisierungen bei der Rekonstruktion der indirekten Effekte von Aerosolen auf Mischphasen- und Eiswolken statt, da diese in der von Benstsen et al. verwendeten Simulation nicht berücksichtigt werden. (Bentsen et al. 2013, 689). Im Gegensatz zur epistemischen Undurchsichtigkeit haben Abstraktionen und Idealisierungen also den allgemeinen Zweck, unser Wissen zu erweitern und nicht zu schmälern. Darüber hinaus wird das Vorhandensein epistemischer Undurchsichtigkeit im Gegensatz zu Abstraktion und Idealisierung den Forschern aufgezwungen und nicht von ihnen erkannt.

Der Schlüssel zum Verständnis epistemischer Undurchsichtigkeit liegt in der Betrachtung der Mathematik und ihres Umgangs mit dem Begriff der „Überprüfbarkeit“ von Beweisen und Berechnungen. Mathematische Wahrheiten wie Theoreme, Lemmata, Beweise und Berechnungen sind grundsätzlich überschaubar; Das

Das heißt, Mathematiker haben einen kognitiven Zugang zu den Gleichungen und Formeln sowie zu Jeder Schritt eines Beweises und einer Rechnung. Mit der Einführung von Computern verbesserte sich die Übersichtlichkeit in der Mathematik wird etwas undurchsichtiger. Ein historisch interessantes Beispiel dafür veranschaulicht die Art epistemischer Angst, die eine solche Undurchsichtigkeit hervorruft, und ist der Beweis dafür der Vierfarbensatz von Kenneth Appel und Wolfgang Haken (Appel und Haken 1976a, 1976b). Donald MacKenzie erinnert sich, dass Haken, als er den Beweis vorlegte, Ungefähr im Alter von vierzig Jahren teilte sich das Publikum in zwei Gruppen. Mathematiker vorbei Vierzig konnten nicht davon überzeugt werden, dass ein Computer mathematisch korrekte Ergebnisse liefern könnte nachweisen; und Mathematiker unter vierzig konnten nicht davon überzeugt werden, dass es einen Beweis dafür gibt 700 Seiten Handberechnungen benötigten, könnten korrekt sein (MacKenzie 2001, 128). Der Eine Anekdote zeigt, wie Surveyability im Zentrum des erkenntnistheoretischen Vertrauens steht in einer mathematisch-rechnerischen Methode. Am Ende hatten Appel und Haken unabhängige Gründe dafür anzugeben, warum ihr Programm zuverlässig und daher zuverlässig war lieferte vertrauenswürdige Ergebnisse.

Unter dieser Überschrift lassen sich relativ einfach Zusammenhänge zwischen Überschaubarkeit und epistemischer Undurchsichtigkeit herstellen: Ersteres verhindert Letzteres. Im Zeitalter der Computer Allerdings könnte man zu Recht fragen, ob es überhaupt notwendig ist, eine Computersimulation zu begutachten, um Zuverlässigkeit und Vertrauen zu behaupten. Der Zweck des laufenden Computers Simulationen scheinen genau darin zu bestehen, komplizierte Berechnungen zu umgehen, indem sie das verwenden Maschine, die die harte Arbeit erledigt. Tatsächlich sind es die Implikationen, die sich aus epistemischer Undurchsichtigkeit ergeben Sie stehen in krassem Gegensatz zum Erfolg von Computersimulationen in der wissenschaftlichen und technischen Praxis.²³ Wenn sie epistemisch undurchsichtig sind und Undurchsichtigkeit einen Wissensverlust mit sich bringt, wieso sind Computersimulationen dann in Wissenschaft und Technik so erfolgreich? Forschung?

Die Antwort auf diese Frage wurde bereits zu Beginn dieses Abschnitts gegeben. Reliabilismus ist, wie wir bereits besprochen haben, der erfolgreichste Weg, dies zu umgehen epistemische Undurchsichtigkeit. Am Ende dieses Kapitels werde ich zeigen, wie Reliabilismus dabei hilft dieses Unterfangen. Zuvor müssen wir uns jedoch mit allen denkbaren Formen der Undurchsichtigkeit befassen Computersimulationen.

In einem aktuellen Artikel schreibt Andreas Kaminski, Leiter der philosophischen Abteilung bei Am Höchstleistungsrechenzentrum Stuttgart (HLRS) stellten Michael Resch, Direktor des HLRS, und Uwe Kuster, Leiter der Abteilung Numerische Methoden, drei verschiedene Formen der Undurchsichtigkeit vor, die sie nannten: soziale Undurchsichtigkeit, technologische Undurchsichtigkeit und mathematische Undurchsichtigkeit, das ein Inneres und ein Äußeres hat .. Interpretation (Kaminski, Resch und Kuster 2018). Bei allen dreien handelt es sich um Formen der Undurchsichtigkeit, die sich mit der Zuverlässigkeit von Computersimulationen und dem Grad davon befassen Forscher können ihren Ergebnissen vertrauen. Lassen Sie uns sie der Reihe nach kurz besprechen.²⁴

²³ Ein Beispiel für epistemisch undurchsichtige, aber erfolgreiche Computersimulationen finden Sie unter (Lenhard 2006).

²⁴ Die Ideen eines anderen Autors zu epistemischer Undurchsichtigkeit und epistemischem Vertrauen, die es wert sind, in Betracht gezogen zu werden, sind Julian Neuer Mann. Für Newman ist epistemische Undurchsichtigkeit ein Symptom dafür, dass Modellierer es versäumt haben, Klang zu übernehmen Praktiken des Software-Engineerings (Newman 2015). Stattdessen könnten Modellierer durch die Entwicklung der richtigen technischen und sozialen Praktiken, so Newman, mehrere Formen vermeiden der epistemischen Undurchsichtigkeit und weisen letztendlich Humphreys' Behauptung zurück, dass Computer überlegen seien epistemische Autorität. Wie er es ausdrücklich ausdrückt: „[...] gut strukturierte Software ist nicht epistemisch

Soziale Undurchsichtigkeit ist ein anderer Name für die Arbeitsteilung, der unter Sozialerkenntnistheoretikern weitgehend diskutiert wird. Wenn Projekte zu komplex sind, lange dauern oder viele Beteiligte umfassen, ist Arbeitsteilung der beste Weg zum Erfolg. Nehmen Sie zum Beispiel die Messung einer Größe in der Natur. Physiker wissen normalerweise, wie man eine solche Größe erkennt, welches Instrument man verwendet und wie man die Daten analysiert. Sie wissen möglicherweise sogar, in welchem Bereich eine solche Größe zu erwarten ist und was sie für eine bestimmte physikalische Theorie bedeutet. Die Ingenieure wissen wenig über die Messarbeiten und Anliegen des Physikers. Stattdessen wissen sie bis ins kleinste Detail, wie man ein präzises Instrument konstruiert, mit dem sich die interessierende Menge ermitteln lässt. Schließlich haben wir die Mathematiker, stille Mitwirkende, die die Mathematik für das Instrument und manchmal auch für die physikalische Theorie erarbeiten. Dies ist natürlich ein vereinfachter und eher idealisierter Fall der Arbeitsteilung. Es geht darum, zu veranschaulichen, dass verschiedene Forscher das gleiche Ziel verfolgen, in diesem Fall die Entdeckung und Messung einer Größe in der Natur mit einem präzisen Instrument. Arbeitsteilung ist eine äußerst erfolgreiche Strategie, die Forscher aus verschiedenen Disziplinen sowie verschiedene Forscher innerhalb derselben Disziplin einbezieht.

Kaminski et al. behaupten, dass Forscher in einem arbeitsteiligen Kontext über ihre eigene Arbeit Bescheid wissen, aber nicht über andere, und dass sie sich daher auf die Expertise, Lösungen und professionellen Standards verlassen müssen, die nicht ihre eigenen sind (Kaminski, Resch und Kuster 2018, 267).). Das Beispiel ist eine Computersimulation, die ein Modul implementiert, das mit einer Softwarebibliothek verknüpft ist. Normalerweise zirkulieren solche Module und Bibliotheken zwischen Forschungsprojekten, verschiedenen Communities und Technikern, sodass niemand allein alle Details des Moduls kennt. Es gibt eine große Menge an Literatur in den Sozial- und Technologiewissenschaften, die ihre Behauptung untermauert: Instrumente, Computermodule und Artefakte sind nicht nur ein technologisches, sondern auch ein soziales Produkt (Longino 1990). So verstanden ist soziale Undurchsichtigkeit der Mangel an Wissen, den Forscher einer Community über ein technologisches Produkt – oder einen technologischen Wandel – einer anderen Community haben.

Technologische Undurchsichtigkeit hingegen lehnt sich an frühe Ideen der Mathematik an, bei denen Forscher Theoreme, Lemmata und eine Vielzahl mathematischer Maschinen nutzen, ohne spezifische Kenntnisse über den formalen Beweis zu haben, der ihre Wahrheit bestätigt (Kaminski, Resch und Kuster 2018). , 267). Ähnliches lässt sich nach Ansicht der Autoren auch über technische Instrumente sagen. Forscher nutzen eine Vielzahl von Instrumenten, unabhängig davon, ob sie über ein tiefes Verständnis des Instruments verfügen oder nicht. Durch „tiefes Verständnis“ haben Kaminski et al. Damit ist jede Einsicht gemeint, die über das bloße Wissen, wie man das Instrument erfolgreich einsetzt, hinausgeht.

Obwohl soziale und technologische Undurchsichtigkeit als relevante Quellen anerkannt werden, die sich negativ auf die Bewertung der Ergebnisse auswirken, legen die Autoren mehr Wert auf mathematische Undurchsichtigkeit als zentrale Form epistemischer Undurchsichtigkeit für Computersimulationen. In diesem Zusammenhang behaupten sie zwei Formen der mathematischen Undurchsichtigkeit, nämlich eine internalistische und eine externalistische Form (270). Unter interner mathematischer Undurchsichtigkeit versteht man, dass der kognitive Agent das Simulationsmodell nicht überblicken kann

undurchsichtig: Der modulare Aufbau erleichtert die Reduzierung von Anfangsfehlern, die Erkennung und Behebung bereits begangener Fehler sowie die spätere systematische Integration neuer Softwarekomponenten.“ (Newman 2015, 257).

seine Komplexität. Tatsächlich ist es äußerst schwierig, wenn nicht unmöglich, ein Simulationsmodell zu untersuchen, das komplexe mathematische Eigenschaften (z. B. kommutative, distributiv usw.) und Rechenmaschinen (z. B. Bedingungen, E/A-Kommunikation usw.). Äußere mathematische Undurchsichtigkeit hingegen besteht darin, dass ein kognitiver Agent nicht in der Lage ist, das mathematische Modell aus eigenen Mitteln zu lösen, und

Daher muss es am Computer implementiert werden. Daraus folgt, dass der Rechenprozess zur Lösung des Modells für den Agenten nicht mehr kognitiv zugänglich ist. Daher

Verstehen Sie, dass der externalistische Ansatz den Ideen der epistemischen Undurchsichtigkeit sehr ähnlich ist präsentiert von Humphreys.

In diesem Zusammenhang kommen mir zwei Fragen in den Sinn. Zunächst müssen wir fragen, in welchem Ausmaß Diese Formen der Undurchsichtigkeit stellen tatsächlich ein Problem für die Beurteilung und Begründung der Ergebnisse dar. Erinnern wir uns daran, dass die Rechtfertigung der Ergebnisse bedeutet, Gründe zu haben zu glauben, dass die Ergebnisse korrekt sind. Insofern epistemische Undurchsichtigkeit eine Quelle von ist Misstrauen, die Frage muss gestellt werden. Zweitens stellt sich die Frage, ob es welche gibt Möglichkeiten, jede Form epistemischer Undurchsichtigkeit zu umgehen. Meine Antwort ist, dass es welche gibt. In Tatsächlich habe ich zu Beginn dieses Kapitels bereits eine Lösung vorgestellt. Lass uns jetzt Beantworten Sie nacheinander jede Frage.

Kaminski et al. weisen zu Recht darauf hin, dass die sozialen, technologischen und die internalistische Sichtweise der Mathematik sind Formen von epistemischem Interesse. Ich bin jedoch skeptisch, dass sie ein Problem für die Beurteilung von Computerergebnissen darstellen Simulationen. Meine Gründe ergeben sich aus der Tatsache, dass Kaminski et al. nicht explizit machen was ein erkenntnistheoretisch relevantes Element für jeden Prozess darstellt. Wenn wir machen Obwohl diese Elemente klar sind, wird deutlich, dass diese Formen der Undurchsichtigkeit nicht unbedingt der Fall sind gefährden die Berechtigung der Ergebnisse von Computersimulationen. Um es auf den Punkt zu bringen Genauer gesagt identifiziere ich zwei Merkmale dieser Prozesse, die sie herstellen epistemisch „transparenter“ – wie auch immer diese Transparenz gemessen werden kann – und stellt somit keine wirkliche Gefahr für die Berechtigung der Ergebnisse einer Computersimulation dar.

Erstens hängen alle drei Formen der Opazität vom richtigen Umfang der Beschreibung ab. Typischerweise sind Forscher nur an einer begrenzten Menge an Informationen interessiert, die von Bedeutung sind zur Begründung der Ergebnisse. Wenn die richtige Menge erreicht ist, dann haben sie die angestrebtes Maß an Transparenz. Zum Beispiel zu wissen, dass es sich um eine pseudozufällige Engine handelt Das Modul erzeugt die folgenden Zahlen : {0,763,0,452,0,345,0,235...} könnten sein weniger epistemisch relevant für die Rechtfertigung der Simulationsergebnisse als das Wissen, dass die Ergebnisse in den Bereich $0 < i < 1$ fallen. Der Grund dafür ist, dass Forscher möglicherweise die letztere Formulierung bevorzugen, weil sie hinreichend genau und einfacher in der Formulierung ist. und mathematisch besser beherrschbar. Es gibt keine intrinsischen Gründe dafür Das Wissen über jede Pseudozufallszahl ist epistemisch relevanter als einfach eine Reichweite bieten.

Das richtige Maß an Beschreibung ist also eine Möglichkeit, den Druck sozialer, technologische und mathematische Prozesse sind epistemisch undurchsichtig. Wie das Beispiel der internen mathematischen Undurchsichtigkeit zeigt, wird ein Bereich und nicht jeder bereitgestellt Der individuelle Wert trägt besser zur Rechtfertigung der Ergebnisse bei.

In diesem Sinne könnte man auch Beispiele zur sozialen und technologischen Intransparenz näher erläutern. Viele Forscher haben beispielsweise keine Ahnung, wie Computer orten Variablen und ihre Werte im Speicher. Diese Tatsache hindert jedoch nicht daran,

Programmierer können in ihrer Codierung nicht angeben, wo im Speicher sich eine Variable befinden muss gelegen. Wenn Forscher dies wissen, können sie begründen, warum die Ergebnisse gegeben sind Kürzungsfehler – sagen wir, weil es sich um einen 8 MB großen Speicher und die Größe des gespeicherten Werts handelt ist 16 MB groß. Dies ist ein Beispiel dafür, dass technologische Intransparenz nicht unbedingt notwendig ist Auswirkungen auf die Begründung der Ergebnisse haben.²⁵ Darüber hinaus könnten Forscher die Ergebnisse rechtfertigen ihrer Simulationen, ohne Informationen darüber zu haben, wie die Verfahren zum Speichern und Abrufen von Werten im Speicher entworfen und programmiert wurden. Mit anderen Worten, Soziale Intransparenz bedeutet auch nicht, dass es an Rechtfertigung mangelt.

Ein zweites Merkmal, das für epistemische Transparenz spricht, ist das Recht Beschreibungsebene eines Prozesses. Dies ist die Idee, dass epistemisch relevante Elemente werden auf verschiedenen Ebenen des Prozesses auf die Beschreibung zugeschnitten. Im Gegensatz zum Vorgänger Merkmale, die die Informationsmenge betonen, hier liegt der Fokus auf der Tiefe einer bestimmten Informationsmenge. Auf niedrigen Beschreibungsebenen sind also einige Prozesse undurchsichtig, auf einigen höheren Ebenen jedoch nicht. In einem technologischen Beispielsweise kennen Forscher in der Regel nicht jedes epistemisch relevante Element, das auf das Instrument zugeschnitten ist, bis ins kleinste Detail, aber dies scheint kaum der Fall zu sein Argument für Opazität. Um diesen Punkt zu veranschaulichen, stellen Sie sich einen fiktiven Fall vor, in dem Forscher kennen von Anfang an jedes Detail der Funktionsweise eines physischen Computers dass jeder Transistor im Computer eine Rolle spielt, zu den physikalischen Gesetzen, die das ermöglichen dass der Computer so funktioniert, wie er funktioniert. Dann kommt die Frage: Würde jeder Forscher Würden wir von diesem Wissensüberschuss profitieren oder wäre er vielmehr eine Belastung für die Rechtfertigung der Ergebnisse? Es scheint ziemlich offensichtlich, dass eine tiefe Kenntnis eines Prozesses dies könnte erweisen sich tatsächlich als kontraproduktiv.

Bei sozialen Prozessen beispielsweise tauschen Forscher mit Kollegen Ideen und relevante Informationen über Gestaltungs- und Programmierentscheidungen aus Funktionalität eines Softwaremoduls. Soziale Prozesse sind keine obskurantistischen Praktiken, Vielmehr sind sie gut dokumentiert (Latour und Woolgar 2013). Dieser Standpunkt gilt auch für die internalistische Sichtweise der Mathematik, wenn wir der Behauptung geglaubt hätten dass Mathematik gewissermaßen ein sozialer Prozess ist (De Millo, Lipton und Perlis 1979).

Weit davon entfernt, die epistemische Transparenz sozialer, technologischer und interner mathematischer Prozesse herzustellen, zielen die beiden oben diskutierten Merkmale darauf ab, sie zu erhöhen Bedenken hinsichtlich der angeblichen Undurchsichtigkeit dieser Prozesse. Was Kaminski et al. Nenne „Opazität“ ist in der Tat eine vernachlässigende Haltung gegenüber diesen Prozessen. Die Arbeitsteilung besteht darin, detaillierte Kenntnisse über die Arbeit anderer Forscher zu vernachlässigen, um unsere eigenen voranzutreiben nach vorne. Technologische Prozesse vernachlässigen Informationen über Instrumente und Apparate, um diese Technologie effizienter nutzen zu können. Und schließlich verwenden interne mathematische Prozesse ein ähnliches Vernachlässigungsprinzip, da sie vernachlässigen Informationen über bestimmte Schritte eines Beweises, um die Etablierung zu erleichtern weitere mathematische Wahrheiten.

In dieser Hinsicht werden soziale, technologische und interne mathematische Prozesse vernachlässigt Informationen, um unsere epistemischen Erkenntnisse zu verbessern. Mit anderen Worten, das sind sie nicht

²⁵ Humphreys hat ein ähnliches Argument verwendet, um darauf hinzuweisen, dass Forscher das nicht wissen müssen Details eines Instruments, um zu wissen, dass die Ergebnisse eines solchen Instruments korrekt sind (z. B. dass die beobachtete Entität tatsächlich existiert) (Humphreys 2009, 618).

Dies soll die Berechtigung der Ergebnisse untergraben, sondern vielmehr deren epistemologische Bewertung verbessern. Forscher kennen diese Formen des Vernachlässigens als

Sie verwenden sie systematisch in Abstraktionen und Idealisierungen. Standardphilosophie

Die Wissenschaft geht davon aus, dass die Abstraktion darauf abzielt, konkrete Merkmale des Zielsystems zu ignorieren und sich auf deren formalen Aufbau zu konzentrieren (Frigg und Hartmann).

2006). Idealisierungen hingegen gibt es in zwei Varianten: Während aristotelische Idealisierungen darin bestehen, Eigenschaften zu „entfernen“, von denen wir glauben, dass sie für sie nicht relevant sind

Für unsere Zwecke beinhalten galiläische Idealisierungen absichtliche Verzerrungen (Weisberg 2013).

Die Ähnlichkeit zwischen allen drei Formen der Undurchsichtigkeit sowie der Abstraktion und Idealisierung ergibt sich wiederum aus der Tatsache, dass alle diese Prozesse dazu gedacht sind, unser Leben zu verbessern

Vertrauen in die Ergebnisse einer Simulation, anstatt sie zu untergraben. Soziale Prozesse sind

ausschließlich für den Erfolg der Zusammenarbeit konzipiert. Ähnliches lässt sich sagen

über technologische Prozesse. Beispielsweise wurde die Modularisierung eingeführt, um es den Forschern zu erleichtern, sich auf das zu konzentrieren, was bei ihrer Arbeit am relevantesten ist. Fortschritte in

Die Wissenschaft hängt stark von diesen Formen der Undurchsichtigkeit ab, genauso wie sie von ihnen abhängt Abstraktion und Idealisierung.²⁶

Aus den oben genannten Gründen scheint es, dass wir soziale, technologische oder internalistische Sichtweisen auf mathematische Prozesse nicht als epistemisch undurchsichtig einstufen können

in dem zu Beginn dieses Abschnitts angegebenen Sinne; das heißt, dass unser Wissensverlust

kann nicht rückgängig gemacht, neutralisiert oder vorhergesehen werden. Das heißt natürlich nicht, dass sie stellen kein eigenständiges erkenntnistheoretisches Problem dar. Sie werfen zwar wichtige Fragen für die

wissenschaftliche und technische Praxis auf, aber grundsätzlich gibt es solche

nichts hat etwas mit dem Problem der epistemischen Undurchsichtigkeit zu tun, das uns hier interessiert.

Äußere mathematische Undurchsichtigkeit oder einfach epistemische Undurchsichtigkeit ist etwas ganz anderes

Tier. Während soziale, technologische und interne mathematische Undurchsichtigkeit den Menschen in den Mittelpunkt ihrer Analyse stellen, im Kontext von Humphreys' epistemischer Undurchsichtigkeit

– oder die äußere mathematische Undurchsichtigkeit von Kaminski et al. – Menschen haben keine solche

eine relevante Rolle. Stattdessen konzentriert sich Humphreys auf den Prozess des Rechnens und in

wie es epistemisch undurchsichtig wird. So verstanden, Computerprozesse und

nicht Menschen, sind der Schlüssel zum Verständnis epistemischer Undurchsichtigkeit. Dies ist der Grund, warum

Humphreys behauptet, dass Menschen durch Computer aus dem Zentrum verdrängt wurden

der Wissensproduktion. Menschen sind, um Humphreys anders auszudrücken, Teil eines alten

Erkenntnistheorie.

Wir könnten nun unsere zweite Frage beantworten, die auf die Betrachtung der Wege abzielt

epistemische Undurchsichtigkeit zu umgehen.²⁷ Interessanterweise kann die Antwort auf diese Frage lauten

geht auf den Anfang dieses Kapitels zurück, wo wir Formen der Gewährung besprechen

Zuverlässigkeit gegenüber Computersimulationen.²⁸

²⁶ Humphreys selbst zieht Parallelen zwischen sozialen Prozessen und sozialer Epistemologie und kommt zu dem Schluss, dass es in keinem von beiden eine wirkliche Neuheit gibt, die sich stärker auf Computersimulationen auswirken würde Ausmaß, als sie irgendeine andere wissenschaftliche, künstlerische oder technische Disziplin beeinträchtigen (619).

²⁷ Tatsächlich könnte der Reliabilismus genutzt werden, um alle Formen der Undurchsichtigkeit v.gr., der sozialen Undurchsichtigkeit, der technischen Undurchsichtigkeit und der inneren mathematischen Undurchsichtigkeit zu umgehen

²⁸ Zum ersten Mal stelle ich den Reliabilismus im Kontext von Computersimulationen vor und diskutiere ihn (Duran 2014).

Um es kurz zusammenzufassen: Erinnern Sie sich aus Abschnitt 4 an unsere Diskussion darüber, wie Forscher sind begründet in der Annahme, dass die Ergebnisse einer Computersimulation für ein Ziel korrekt sind System. Dort haben wir gesagt, dass es ein zuverlässiges Verfahren gibt – die Computersimulation – deren Wahrscheinlichkeit, dass die nächste Ergebnismenge korrekt ist, größer ist als die Wahrscheinlichkeit dass die nächsten Ergebnisse korrekt sind, wenn man bedenkt, dass die ersten Ergebnisse einfach nur glücklich waren durch einen unzuverlässigen Prozess hergestellt. Eine Computersimulation ist ein zuverlässiger Prozess weil es gut etablierte Verifizierungs- und Validierungsmethoden gibt, die verleihen Vertrauen in die Ergebnisse.²⁹ Mit anderen Worten, unser Vertrauen in die Ergebnisse einer epistemischen Ein undurchsichtiger Prozess wie eine Computersimulation wird durch Prozesse außerhalb von gegeben die Simulation selbst, aber das begründet ihre Zuverlässigkeit – und die sind, in und durch selbst, nicht undurchsichtig.

4.4 Schlussbemerkungen

Vertrauen in Computersimulationen und deren Ergebnisse aufzubauen ist keine einfache Angelegenheit. Zu Für einige gibt es eine unüberwindbare erkenntnistheoretische Barriere, die durch die Natur des Computers und der Computerprozesse selbst auferlegt wird und uns Menschen dies niemals erlauben wird wissen, wie der Prozess der Simulation abläuft. Eine solche Sichtweise ermöglicht die behaupten, dass Computersimulationen nicht so zuverlässig seien wie Laborexperimente, und daher muss ihre erkenntnistheoretische Bedeutung reduziert werden – einiges davon wurde bereits in Kapitel 3 besprochen. Für andere, mich eingeschlossen, müssen wir das nicht haben vollständige epistemische Transparenz über Rechenprozesse, um Wissen zu beanspruchen. Vielmehr können Forscher unabhängig davon wirklich etwas über die Welt wissen der Undurchsichtigkeit der Simulation. Natürlich bedarf es noch einiger Mindestkriterien dafür, was eine zuverlässige Computersimulation ausmacht jeglicher Wissensanspruch. Ein solches Kriterium wird durch die Verschanzung von Computern sichergestellt Simulationen als zuverlässige Prozesse.

Das Ziel dieses Kapitels bestand lediglich darin, die vielen Diskussionen rund um das epistemische Vertrauen in Computersimulationen sowie die vielen philosophischen Diskussionen aufzuzeigen welche Wege diese Diskussionen beschreiten müssen. Die Schärfung einiger Konzepte hat uns dabei geholfen Wir können die zugrunde liegenden Probleme besser verstehen, aber leider reicht es nie aus. Hier, ich vertrat eine klare Position, die davon ausgeht, dass Vertrauen in Computersimulationen möglich ist aus epistemischen Gründen gewährt wird und dass Reliabilität der richtige Weg ist. Das nächste Kapitel setzt vieles von dem voraus, was bisher gesagt wurde, indem es zeigt, wie solches Vertrauen zum Ausdruck kommt im wissenschaftlichen und technischen Bereich. Ich habe sie als „epistemische Funktionen“ bezeichnet um die vielfältigen Formen des Verständnisses hervorzuheben, die Computersimulationen bieten Wissenschaftliche und technische Praxis.

²⁹ In (Duran und Formanek 2018) erweitern wir die Quellen der Zuverlässigkeit auf eine Geschichte (erfolgloser) Computersimulationen, Robustheitsanalysen und die Rolle von Experten bei der Sanktionierung von Computersimulationen.

Verweise

- Ajelli, Marco, Bruno Gonçalves, Duygu Balcan, Vittoria Colizza, Hao Hu, José J. Ramasco, Stefano Merler und Alessandro Vespignani. 2010. „Vergleich groß angelegter rechnerischer Ansätze zur Epidemiemodellierung: agentenbasierte versus strukturierte Metapopulationsmodelle.“ *BMC-Infektionskrankheiten* 10 (190): 1–13.
- Appel, Kenneth und Wolfgang Haken. 1976a. „Jede planare Karte ist in vier Farben färbbar.“ *Bulletin der American Mathematical Society* 82 (5): 711–712.
- . 1976b. „Beweis des 4-Farben-Theorems.“ *Diskrete Mathematik* 16 (2): 179–180.
- WIE ICH. 2006. Leitfaden zur Verifizierung und Validierung in der rechnergestützten Festkörpermechanik. Die American Society of Mechanical Engineers, ASME Standard V&V 10-2006.
- Baumann, R. 2005. „Soft Errors in Advanced Computer Systems.“ *IEEE-Design Test of Computers* 22, Nr. 3 (Mai): 258–266.
- Bentsen, M., I. Bethke, JB Debernard, T. Iversen, A. Kirkevåg, ? Seland, H. Drange et al. 2013. „Das norwegische Erdsystemmodell, NorESM1-M – Teil 1: Beschreibung und grundlegende Bewertung des physikalischen Klimas.“ *Geowissenschaftliche Modellentwicklung* 6, Nr. 3 (Mai): 687–720.
- De Millo, Richard A., Richard J. Lipton und Alan J. Perlis. 1979. „Soziale Prozesse und Beweise von Theoremen und Programmen.“ *Mitteilungen der ACM* 22 (5): 271–281.
- Douglas, Isbell und Don Savage. 1999. „Mars Climate Orbiter Failure Board veröffentlicht Bericht, zahlreiche NASA-Maßnahmen als Reaktion darauf im Gange.“ **<https://mars.jpl.nasa.gov/msp98/news/mco991110.html>**.
- Duran, Juan M. 2014. „Erklärung simulierter Phänomene: Eine Verteidigung der epistemischen Kraft von Computersimulationen.“ Dissertation, Universität Stuttgart.
- . 2017. „Vielfalt von Simulationen: Vom Analogen zum Digitalen.“ In *Science and Art of Simulation 2015*, herausgegeben von M. Resch, Kaminski A. und P. Gehring. Springer.
- Duran, Juan M. und Nico Formanek. 2018. „Gründe für Vertrauen: Essential Epistemic Opazität und rechnerische Zuverlässigkeit.“ unveröffentlicht.
- Elgin, C. 2009. „Ist Verstehen faktisch?“ In *Epistemic Value*, herausgegeben von A. Had Dock, A. Millar und DH Pritchard, 322–330. Oxford University Press.
- Elgin, Catherine. 2007. „Verstehen und die Fakten.“ *Philosophische Studien* 132 (1): 33–42.
- Floridi, Luciano, Nir Fresco und Giuseppe Primiero. 2015. „Über Fehlfunktionen Software.“ *Synthese* 192 (4): 1199–1220.

- Fresko, Nir und Giuseppe Primiero. 2013. „Fehlberechnung.“ *Philosophie & Technik nologie* 26 (3): 253–272.
- Frigg, Roman und Stephan Hartmann. 2006. „Wissenschaftliche Modelle.“ In *The Philosophy of Science. Eine Enzyklopädie*, herausgegeben von S. Sarkar und J. Pfeifer, 740–749. Routledge.
- Goldman, Alvin I. 1979. „Rechtfertigung und Wissen.“ In *Justification and Knowledge: New Studies in Epistemology*, herausgegeben von George Sotiros Pappas, 1–23. Dordrecht: Springer.
- Grimm, Stephen R. 2010. „Das Ziel der Erklärung.“ *Studies in History and Philosophy of Science* 41:337–344.
- Guala, Francesco. 2002. „Modelle, Simulationen und Experimente.“ In *modellbasiert Begründung: Wissenschaft, Technologie, Werte*, herausgegeben von L. Magnani und N. Nersessian, 59–74. Kluwer-Akademiker.
- Haddock, Adrian, Alan Millar und Duncan Pritchard. 2009. *Epistemischer Wert*. Oxford University Press.
- Hallhill, Tom R. 1995. „Die Wahrheit hinter dem Pentium-Bug: Wie oft tun es die Fünf?“ „Leere Zellen in der FPU-Nachschlagetabelle des Pentiums bedeuten eine Fehlberechnung?“ *BYTE (Marsch)*.
- Hasse, Hans und Johannes Lenhard. 2017. „Boon and Bane: Zur Rolle anpassbarer Parameter in Simulationsmodellen.“ In „*Mathematik als Werkzeug*“, herausgegeben von Johannes Lenhard und M. Carrier. *Boston Studies in der Geschichte und Philosophie der Wissenschaften*.
- Humphreys, Paul W. 2004. *Extending Ourselves: Computational Science, Empiricism und wissenschaftliche Methode*. Oxford University Press.
- . 2009. „Die philosophische Neuheit von Computersimulationsmethoden.“ *Synthese* 169 (3): 615–626.
- Ichikawa, Jonathan Jenkins und Matthias Steup. 2012. „Die Analyse des Wissens.“ In der *Stanford Encyclopedia of Philosophy*, herausgegeben von Edward N. Zalta.
- Jason, Gary. 1989. „Die Rolle des Fehlers in der Informatik.“ *Philosophia* 19 (4): 403–416. ISSN: 0048-3893.
- Kaminski, Andreas, Michael Resch und Uwe Kuster. 2018. „Mathematische Opazität. Über Rechenfertigung und Reproduzierbarkeit in der Computersimulation.“ In *Jahrbuch Technikphilosophie*, herausgegeben von Alexander Friedrich, Petra Gehring, Christoph Hubig, Andreas Kaminski und Alfred Nordmann, 253–278. Nomos Verlagsgesellschaft.
- Kennedy, Marc C und Anthony O'Hagan. 2001. „Bayesianische Kalibrierung des Computers Modelle.“ *Journal of the Royal Statistical Society: Serie B (Statistical Methodology)* 63 (3): 425–464.

- Kim, Jaegwon. 1994. „Erklärendes Wissen und metaphysische Abhängigkeit.“ *Philosophische Fragen* 5 (1994): 51–69.
- Kitcher, Philip. 1989. „Erklärende Vereinheitlichung und die kausale Struktur der Welt.“ In *Scientific Explanation*, herausgegeben von Philip Kitcher und Wesley C. Lachs, 410–505. University of Minnesota Press.
- Kroepelin, S. 2006. „Revisiting the Age of the Sahara Desert.“ 312, Nr. 5777 (Mai): 1138b–1139b.
- „ „
- Küppers, Günter und Johannes Lenhard. 2005. „Validierung der Simulation: Muster in den Sozial- und Naturwissenschaften.“ *Zeitschrift für künstliche und soziale Gesellschaften Simulation* 8 (4).
- Latour, Bruno und Steve Woolgar. 2013. *Laborleben: Der Aufbau der Wissenschaft schlüssige Fakten*. Princeton University Press.
- Lenhard, Johannes. 2006. „Überrascht von einem Nanodraht: Simulation, Kontrolle und Verständnis.“ *Wissenschaftstheorie* 73 (5): 605–616. ISSN: 0031-8248.
- Longino, Helen E. 1990. *Wissenschaft als soziales Wissen: Werte und Objektivität in wissenschaftliche Untersuchung*. Princeton University Press.
- MacKenzie, Donald A. 2001. *Mechanizing Proof: Computing, Risk, and Trust Inside Technologie*. MIT Press.
- Mayo, Deborah G. 1996. *Fehler und das Wachstum experimentellen Wissens*. University of Chicago Press.
- Mayo, Deborah G. 2010. „Aus Fehlern, strengen Tests und dem Wachstum von lernen Theoretisches Wissen.“ In *Irrtum und Schlussfolgerung. Aktueller Austausch über experimentelles Denken, Zuverlässigkeit sowie die Objektivität und Rationalität der Wissenschaft*, herausgegeben von Deborah G. Mayo und Aris Spanos. University of Chicago Press.
- Mayo, Deborah G. und Aris Spanos, Hrsg. 2010. *Fehler und Schlussfolgerung. Aktuelle Ex-Änderungen zu experimentellem Denken, Zuverlässigkeit sowie Objektivität und Rationalität der Wissenschaft*. Cambridge University Press.
- McFarland, John und Sankaran Mahadevan. 2008. „Multivariate Signifikanztests und Modellkalibrierung unter Unsicherheit.“ *Computermethoden in der Anwendung Mechanik und Ingenieurwesen* 197 (29-32): 2467–2479.
- Morrison, Margaret. 2009. „Modelle, Messung und Computersimulation: Die Das Gesicht des Experimentierens verändern.“ *Philosophische Studien* 143 (1): 33–57.
- Naylor, Thomas H., JM Finger, James L. McKenney, Williams E. Schrank und Charles C. Holt. 1967. „Verifizierung von Computersimulationsmodellen.“ *Management Science* 14 (2): 92–106.
- Naylor, Thomas H., WH Wallace und WE Sasser. 1967. „Ein Computersimulationsmodell der Textilindustrie.“ *Journal of the American Statistical Association* 62 (320): 1338–1364.

- Newman, Julian. 2015. „Epistemische Undurchsichtigkeit, Bestätigungsholismus und technische Schulden: Computersimulation im Lichte der empirischen Softwaretechnik.“ In der Geschichte und Philosophie des Rechnens – Dritte Internationale Konferenz, HaPoC 2015, herausgegeben von F. Gadducci und M. Tavosanis, 256–272. Springer.
- Oberkampf, WL und TG Trucano. 2008. „Verifizierungs- und Validierungs-Benchmarks.“ Nukleartechnik und Design 238 (3): 716–743.
- Oberkampf, William L. und Christopher J. Roy. 2010. Verifizierung und Validierung im wissenschaftlichen Rechnen. Cambridge University Press.
- Oberkampf, William L. und Timothy G. Trucano. 2002. „Verifizierung und Validierung in der numerischen Strömungsmechanik.“ Fortschritte in den Luft- und Raumfahrtwissenschaften 38 (3): 209–272.
- Oberkampf, William L., Timothy G. Trucano und Charles Hirsch. 2003. Verifizierung, Validierung und Vorhersagefähigkeit in Computational Engineering und Physik. Sandia National Laboratories.
- Oreskes, Naomi, K. Shrader-Frechette und Kenneth Belitz. 1994. „Verifizierung, Validierung und Bestätigung numerischer Modelle in den Erdwissenschaften.“ Wissenschaft 263 (5147): 641.
- Parker, Wendy S. 2008. „Computersimulationen durch eine fehlerstatistische Linse.“ Synthese 163 (3): 371–384. ISSN: 0039-7857.
- . 2009. „Ist Materie wirklich wichtig?“ Computersimulationen, Experimente, und Materialität.“ Synthese 169 (3): 483–496.
- Pritchard, Duncan. 2013. Wie heißt dieses Ding Wissen? Routledge.
- Radford, Colin. 1966. „Wissen durch Beispiele.“ Analyse 27 (1): 1–11.
- Salari, Patrick und Knupp Kambiz. 2003. Überprüfung von Computercodes in Com Vermutliche Wissenschaft und Technik. Chapman & Hall.
- Sargent, Robert G. 2007. „Verifizierung und Validierung von Simulationsmodellen.“ Wintersimulationskonferenz: 124–137.
- Schurz, Gerhard und Karel Lambert. 1994. „Überblick über eine Theorie des wissenschaftlichen Verständnisses.“ Synthese 101:65–120.
- Schuster, M. 2006. „Das Zeitalter der Sahara.“ Wissenschaft 311, Nr. 5762 (Februar): 821–821. ISSN: 0036-8075, 1095-9203. doi:10 . **1126 / Wissenschaft. 1120161. <http://science.sciencemag.org/content/311/5762/821.voll>.**
- Seibel, Peter. 2009. Programmierer bei der Arbeit. Apress.
- Shackley, Simon, Peter Young, Stuart Parkinson und Brian Wynne. 1998. „Unsicherheit, Komplexität und Konzepte guter Wissenschaft bei der Modellierung des Klimawandels: Sind GCMs die besten Werkzeuge?“ Klimawandel 38 (2): 159–205.

- Simonite, Tom. 2008. „Sollte jeder Computerchip einen Detektor für kosmische Strahlung haben?“ Neuer Wissenschaftler. <https://www.newscientist.com/blog/technology/2008/03/do-we-need-cosmic-ray-alerts-for.html> .
- Slayman, C. 2010. „Soft Errors – Vergangenheit und aktuelle Entdeckungen.“ Im Abschlussbericht des IEEE International Integrated Reliability Workshop 2010, 25–30. doi:1 **0.1109/IIRW.2010.5706479**.
- Steup, M. und E. Sosa, Hrsg. 2005. Zeitgenössische Debatten in der Erkenntnistheorie. Schwarz Also.
- Tal, Eran. 2011. „Wie genau ist die Standardsekunde?“ Wissenschaftstheorie 78 (5): 1082–1096. ISSN: 0031-8248. doi:**10.1086/662268**. <http://www.jstor.org/stable/info/10.1086/662268%5C%5Cnpapers3://publication/doi/10.1086/662268>.
- Teller, Paul. 2013. „Das Konzept der Messgenauigkeit.“ Synthese 190 (2): 189–202. ISSN: 00397857. doi:**10.1007/s11229-012-0141-8**.
- Trucano, TG, LP Swiler, T. Igusa, WL Oberkampf und M. Pilch. 2006. „Kalibrierung, Validierung und Sensitivitätsanalyse: Was ist was?“ Zuverlässigkeitstechnik und Systemsicherheit 91 (10-11): 1331–1357. ISSN: 09518320. doi:10. **1016/j.res.2005.11.031**.
- Weisberg, Michael. 2013. Simulation und Ähnlichkeit. Oxford University Press.
- Wenham, C. Lawrence. 2012. „Anzeichen dafür, dass Sie ein schlechter Programmierer sind.“
- Winsberg, Eric. 2010. Wissenschaft im Zeitalter der Computersimulation. University of Chicago Press.
- Woolfson, Michael M. und Geoffrey J. Pert. 1999. Eine Einführung in Computersimulationen. Oxford University Press.

Kapitel 5

Epistemische Funktionen von Computersimulationen

Im vorherigen Kapitel wurde zwischen Wissen und Verstehen unterschieden. Bei Computersimulationen ermöglicht uns diese Unterscheidung, einen Unterschied zu machen und zu wissen, wann Forscher den Ergebnissen vertrauen und wann sie sie verstehen. In diesem Kapitel untersuchen wir verschiedene Formen des Verstehens mithilfe von Computersimulationen. Zu diesem Zweck habe ich das Kapitel zwischen epistemischen Funktionen, die eine sprachliche Form haben, und solchen, die sich durch eine nichtsprachliche Form auszeichnen, unterteilt. Diese Unterscheidung soll dazu beitragen, die unterschiedlichen Möglichkeiten besser zu kategorisieren, wie Forscher mithilfe von Computersimulationen ein Verständnis für die uns umgebende Welt erlangen. Tatsächlich erschließen uns Computersimulationen manchmal die Welt in Form von Symbolen (z. B. durch den Einsatz von Mathematik, Computercode, Logik, numerischer Darstellung), während manchmal der Zugang zur Welt durch Visualisierungen und Klänge erfolgt. Im Folgenden analysiere ich Studien zu wissenschaftlichen Erklärungen, Vorhersagen und Erkundungsstrategien als sprachlichen Formen, die das Verständnis der Welt ermöglichen, und zur Visualisierung als Fall für nichtsprachliche Formen.

5.1 Sprachliche Formen des Verstehens

5.1.1 Erklärungskraft

Jede Theorie der wissenschaftlichen Erklärung zielt darauf ab, die Frage „Warum q?“¹ zu beantworten, wobei q praktisch jede Aussage sein könnte. Betrachten Sie die folgenden Warum-Fragen: „Warum ist das Fenster zerbrochen?“, „Warum steigt die Zahl der Schüler, die Schule 1 abbrechen, jedes Jahr?“, „Warum ist $\frac{1}{x}$ für $x = 0$ undefiniert“ im Kontext der klassischen Finitesimalrechnung. Infinitesimalrechnung? Forscher beantworten diese Fragen auf unterschiedliche Weise. Dauern

¹ In manchen Fällen können wir eine Erklärung erwarten, indem wir „Wie q“-Fragen stellen. Zum Beispiel: „Wie ist die Katze auf den Baum geklettert?“ ist eine Frage, die eine Erklärung erfordert, wie es der Katze gelungen ist, auf einen Baum zu gelangen. Obwohl einige Erklärungstheorien Wie-Fragen in den Mittelpunkt stellen, interessieren wir uns hier nur für Warum-Fragen.

Beispiel die erste Frage. Ein Forscher könnte ein zerbrochenes Fenster richtig erklären, indem er darauf hinweist, dass ein darauf geworfener Stein den Bruch des Fensters verursacht hat. Ein anderer Forscher könnte eine Erklärung haben, die sich auf die Härte der Materialien – Mineralien und Glas – und die Tatsache bezieht, dass erstere dazu führen, dass letztere brechen. Da die Steine, aus denen das Gestein besteht, härter sind als die, aus denen das Glas besteht, zerbricht das Fenster jedes Mal, wenn ein Stein darauf geworfen wird. Ein anderer Forscher könnte die molekulare Struktur der Materialien als Erklärung heranziehen und zeigen, wie die Eigenschaften einer Struktur dazu führen, dass die andere zerbricht. Unabhängig vom Detaillierungsgrad der Erklärung deuten sie alle darauf hin, dass es der Stein ist, der zum Bruch des Fensters führt.

Die Berufung auf Gründe für die Bereitstellung einer Erklärung ist nicht immer erreichbar oder sogar möglich geeignet. Betrachten Sie unsere dritte Frage nach dem $\frac{1}{x}$ undefiniert für $x = 0$? Keine Menge Warum? Ursachen können tatsächlich eine gute Erklärung für diese Warum-Frage liefern. Stattdessen müssen wir die Antwort aus einer Reihe von Schemata mithilfe der Analystheorie ableiten. Eins

Eine solche Erklärung ist die folgende: Überlegen Sie $\frac{1}{x}$ wenn x sich 0 nähert. Betrachten Sie nun seine positive und negative Grenze. Also $\lim_{x \rightarrow 0^+} \frac{1}{x} = +\infty$, wobei $\lim_{x \rightarrow 0^-} \frac{1}{x} = -\infty$.

1 Daraus folgt $\lim_{x \rightarrow 0} \frac{1}{x}$ existiert nicht und ist daher undefiniert.

Die obigen Erläuterungen sollen zwei grundlegende Komponenten jeder Erklärungstheorie veranschaulichen. Erstens die erklärenden Beziehungen, die es uns ermöglichen zu beantworten, warum Fragen verschiedene Formen annehmen können. Manchmal können Forscher dies erklären, indem sie auf die Ursachen hinweisen, die q hervorbringen, während es manchmal besser ist, q aus einem Korpus wissenschaftlicher Überzeugungen abzuleiten – wie wissenschaftlichen Theorien, Gesetzen und Modellen.²

Die Grundvoraussetzung für den Kausalansatz besteht darin, dass wir identifizieren, wie q in den Kausalzusammenhang passt. Das heißt, welches sind die Ursachen, die q als seine Wirkung bewirken? Der Stein (also die Ursache) sorgte also dafür, dass das Fenster zerbrach (also die Wirkung). Die größte Herausforderung bei jedem kausalen Ansatz besteht darin, den Begriff einer Ursache zu formulieren, eine wirklich schwierige Angelegenheit. Hier ist wichtige philosophische Arbeit erforderlich.

Die Alternative zu einem kausalen Ansatz besteht darin, q aus einer Reihe gut etablierter Überzeugungen abzuleiten. Wir haben bereits gezeigt, wie dies geschehen könnte, und zwar im Fall von 1, der erklärt, warum $\frac{1}{x}$ ist für $x = 0$ undefiniert. Interessanterweise Befürworter dieser Sichtweise der Erklärung auch behauptet, dass ihr Bericht Fälle wie das zerbrochene Fenster erklären könnte. Dazu müssen Forscher einige bekannte, für die Erklärung relevante Theorien als schematische Sätze rekonstruieren und daraus die Tatsache ableiten, dass das Fenster zerbrochen ist. Einige offensichtliche Kandidaten sind unter anderem die Newtonsche Mechanik für die Flugbahn des Gesteins, die Chemie für die chemischen Bindungseigenschaften von Gläsern und die Materialtheorie zur Spezifizierung der Glasart sowie ihrer physikalischen Eigenschaften.

² Die beiden wichtigsten Erklärungstheorien sind ontische Theorien, bei denen die Kausalität im Mittelpunkt steht, und epistemische Theorien, bei denen die Ableitung im Mittelpunkt steht. Die wichtigsten Befürworter des ersteren sind (Salmon 1984), (Woodward 2003) und (Craver 2007). Die Hauptbefürworter des Letzteren sind (Hempel 1965), (Friedman 1974) und (Kitcher 1989). Der Leser, der sich für die vielen anderen Erklärungstheorien interessiert, sollte sich an (Salmon 1989) wenden.

Die zweite Komponente jeder Erklärungstheorie ist das Verstehen. Warum sollten Forscher Warum-Fragen stellen? Aus welchen Gründen müssen Wissenschaftler und Ingenieure daran interessiert sein, dies und das zu erklären? Die Antwort ist, dass Forscher durch Erklärungen ihr Verständnis dafür verbessern können, warum etwas der Fall ist.

Die Erklärung, warum der Stein das Fenster zerbrochen hat, erweitert unser Verständnis der Physik (z. B. der Flugbahn von Projektilen) und der Chemie (z. B. der Widerstand von Kristallen) sowie des einfachen Phänomens eines von einem Stein zerbrochenen Fensters.

Um die Frage des Verstehens in eine gewisse Perspektive zu rücken, bedenken Sie, wie wichtig Erklärungen für die Ablehnung falscher Theorien sind. Ein interessantes historisches Beispiel ist die Phlogiston-Theorie, die im späten 18. Jahrhundert vorherrschende Sichtweise auf die chemische Verbrennung. Nach dieser Theorie sind brennbare Körper reich an einer Substanz namens Phlogiston, die beim Verbrennen in die Luft freigesetzt wird. Wenn Holz verbrannt wird, wird Phlogiston in die Luft abgegeben und hinterlässt Asche als Rückstand. Nun basiert die Phlogiston-Theorie auf zwei Prinzipien, die bei der Verbrennung gelten, nämlich dass der verbrannte Körper an Masse verliert und dass die Luft mit dieser Substanz namens

„Phlogiston“ „gefüllt“ wird. Die Phlogiston-Theorie geriet unter Druck, als sie nicht erklären konnte, wie bestimmte Metalle bei der Verbrennung tatsächlich an Masse zunahmen, anstatt sie zu verlieren, was gegen das erste Prinzip verstieß. In einem Versuch, die Theorie zu retten, schlugen einige Befürworter vor, dass das Phlogiston tatsächlich eine negative Masse habe und daher, anstatt die Gesamtmasse des Körpers zu verringern, ihn schwerer machen würde, was mit den meisten Messungen übereinstimmt. Leider wirft ein solcher Vorschlag die Frage auf, was es für Phlogiston bedeutet, eine negative Masse zu haben, ein Konzept, das in der Physik des späten 18. Jahrhunderts nicht berücksichtigt werden konnte. Andere Befürworter vermuteten, dass das von diesen Metallen emittierte Phlogiston tatsächlich leichter als Luft sei. Eine detaillierte Analyse auf der Grundlage des Archimedes-Prinzips zeigte jedoch, dass die Dichte des Magnesiums zusammen mit seiner Verbrennung nicht für eine Gesamtzunahme der Masse verantwortlich sein konnte. Heute wissen wir, dass die Phlogiston-Theorie die Gewichtszunahme einiger Metalle beim Verbrennen nicht erklären konnte, was sie zu einer falschen Theorie über die Verbrennung macht.

Die Bedeutung wissenschaftlicher Erklärungen für Computersimulationen ist zweifach. Einerseits statet es Simulationen mit einer erkenntnistheoretischen Hauptfunktion aus, nämlich dem Verstehen dessen, was simuliert wird. Andererseits entfällt die einfache Rolle von Simulationen, die Lösungsmenge für ein unlösbares mathematisches Modell zu finden – der Standardansatz aus Sicht der Problemlösung. In diesem Zusammenhang interessieren uns hier drei Fragen. Diese lauten in der Reihenfolge: „Was erklären wir, wenn wir mit Computersimulationen erklären?“, „Wie ist eine Erklärung für Computersimulationen überhaupt möglich?“ und schließlich: „Welche Art von Verständnis können wir von einer Erklärung erwarten?“

Die Beantwortung der ersten Frage war früher recht einfach: Forscher wollen reale Phänomene erklären. Dies ist das Standardformat, das in den meisten Erklärungstheorien zu finden ist. Entweder eine Theorie, eine Hypothese oder ein Modell neben vielen anderen Erklärungseinheiten haben die Erklärungskraft, um ein Phänomen in der Welt zu erklären.

Dies ist die Idee von Ulrich Krohs (2008) und Paul Weirich (2011). später von mir selbst befragt (Duran 2017). Für diese Autoren beruht die Erklärungskraft von Computersimulationen auf dem zugrunde liegenden mathematischen Modell, das auf dem Computer implementiert ist und in der Lage ist, Phänomene der realen Welt zu erklären.³ Weirich macht diesen Punkt deutlich, wenn er behauptet, dass „damit die Simulation erklärend ist, das Modell muss erklärend sein“ (Weirich 2011, Abstract). Ähnlich argumentiert Krohs dass „im Dreieck aus realem Prozess, theoretischem Modell und Simulation die Erklärung des realen Prozesses durch Simulation einen Umweg über das Theoretische erfordert.“ Modell“ (Krohs 2008, 284). Allerdings sind sich diese Autoren in ihrer Interpretation nicht einig wie und wie mathematische Modelle als Computersimulation umgesetzt werden Obwohl sie das Zielsystem repräsentieren, stimmen sie darin überein, dass Simulationen lediglich instrumenteller Natur sind Geräte zum Finden der Lösungsmenge für mathematische Modelle. So verstanden, Die in der Simulation implementierten mathematischen Modelle haben Erklärungskraft und nicht die Computersimulation selbst.

Mein Standpunkt unterscheidet sich von dem von Krohs und Weirich darin, dass dies für mich Forscher der Fall sind in erster Linie Zugriff auf die Ergebnisse der Simulation und damit ihr Interesse daran Die Erklärung liegt in der Erklärung solcher Ergebnisse. Natürlich werden Forscher auch in Zukunft daran interessiert sein, die reale Welt zu verstehen, die von ihnen repräsentiert wird Ergebnisse. Ein solches Verständnis der Welt kommt jedoch erst zu einem späteren Zeitpunkt. Um meine Position zu veranschaulichen, betrachten Sie das Beispiel der Spitzen in Abbildung 1.3. Forscher haben Zugriff auf die Spitzen in der Visualisierung, und das ist es, was sie erklären wollen. Der Die Frage für sie ist dann: „Warum treten die Spitzen auf?“ und „Warum gibt es eine ständige Beeinträchtigung?“ „Abwärtstrend“? Es ist wichtig, die Ergebnisse der Simulation zu erklären dass Forscher in der Lage sind, auch die echten Spitzen zu erklären, einen echten Satelliten hatten, Planet, Entfernung, Gezeitenkraft usw., wie im Simulationsmodell angegeben im Weltraum. Indem man also eine zuverlässige Computersimulation durchführt und deren Ergebnisse erklärt, Forscher können erklären, warum bestimmte Phänomene in der realen Welt auftreten, wie in gezeigt die Simulation, ohne tatsächlich auf irgendeine Interaktion mit der Welt selbst einzugehen. Die Erklärung in Computersimulationen ist ein entscheidendes Merkmal, das ihre epistemische Kraft deutlich macht, unabhängig von Vergleichen mit wissenschaftlichen Modellen oder Experimenten. Darüber hinaus ist es, wie ich später in diesem Abschnitt zeigen werde, die einzige Einheit, die zur Abrechnung in der Lage ist Für die Ergebnisse steht das Simulationsmodell im Gegensatz zum mathematischen Modell Krohs und Weirich behaupten.

Zusammenfassend gehen Krohs und Weirich davon aus, dass mathematische Modelle in implementiert sind Die Computersimulationen haben erklärende Kraft, während ich behaupte, dass es das Simulationsmodell ist, die Analyseeinheit, die diese Rolle eigentlich übernehmen sollte. Außerdem, Krohs und Weirich glauben, dass es sich bei der Erklärung um ein reales Phänomen handelt Ich behaupte, dass Forscher zunächst daran interessiert sind, die Ergebnisse der Simulation zu erklären, und später das reale Phänomen, das sie darstellen.

Die nächste Frage ist, wie ist eine wissenschaftliche Erklärung für Computersimulationen überhaupt möglich? Um diese Frage zu beantworten, müssen wir auf den Anfang zurückgreifen Abschnitt. Dort habe ich zwei Hauptansätze zur wissenschaftlichen Erklärung erwähnt, nämlich

³ Erinnern Sie sich an unsere Diskussion über Computersimulationen als Problemlösungstechniken in Abschnitt 1.1.1.

der kausale Ansatz, der erfordert, q im Kausalzusammenhang zu lokalisieren, und die schlussfolgernde Darstellung, die die Erklärung durch die Ableitung von q aus einer Reihe wissenschaftlicher Überzeugungen verankert.

Um diese grobkörnige Terminologie zu veranschaulichen, verwenden wir noch einmal das Beispiel des Satelliten unter Gezeitenstress und erklären, warum die Spitzen in Abbildung 1.3 auftreten. Die kausale Erklärung besteht darin, zu zeigen, dass als Ausgangsbedingung die Position des Satelliten am weitesten vom Planeten entfernt ist und die Spitzen daher nur dann auftreten, wenn sie am weitesten vom Planeten entfernt sind. Dabei wird der Satellit gedehnt, was durch die vom Planeten ausgeübte Gezeitenkraft verursacht wird. Dementsprechend führt die Trägheit dazu, dass die Gezeitenausbuchtung des Satelliten hinter dem Radiusvektor zurückbleibt. Die Verzögerung und der Vorsprung in der Gezeitenausbuchtung des Satelliten ergeben bei der Annäherung einen Spin-Drehimpuls und subtrahieren ihn bei der Rezession. Beim Rückzug vom Nahpunkt liegt die Gezeitenwölbung vor dem Radiusvektor und der Effekt ist daher umgekehrt. Die Spitzen werden dann durch den Austausch zwischen Spin und Bahndrehimpuls bei der größten Annäherung verursacht (siehe (Woolfson und Pert 1999, 21)). Die schlussfolgernde Darstellung würde stattdessen zunächst das Simulationsmodell als schematische Sätze rekonstruieren – wobei sie unter anderem die Newtonsche Mechanik implementiert – und dann zeigen, wie eine Ableitung der Spitzen, wie in der Visualisierung gezeigt, erfolgt.

Obwohl beide Erklärungen gültig zu sein scheinen, gibt es einen grundlegenden Unterschied, der sie unterscheidet. Während beim kausalen Ansatz die erklärende Beziehung von einer objektiven externen Beziehung (dh kausalen Beziehungen) abhängt, wird die Erklärung beim inferentiellen Ansatz anhand der aktuellen wissenschaftlichen Erkenntnisse und etablierten Überzeugungen quantifiziert. Da es sich bei Computersimulationen um abstrakte Einheiten handelt, ähnlich wie bei Mathematik und Logik, liegt die Annahme nahe, dass eine Erklärung der Spitzen von einem Korpus wissenschaftlicher Überzeugungen (d. h. der Computersimulation) abhängt und nicht von exogenen Kausalbeziehungen.⁴ In (Duran 2017) Ich plädiere für die erste Position.⁵ An dieser Stelle könnte man versucht sein anzunehmen, dass, wenn das

Simulationsmodell die Ergebnisse erklärt und die Ergebnisse das Nebenprodukt der Berechnung des Simulationsmodells sind, es so etwas geben muss der argumentativen Zirkularität zwischen dem, was Forscher erklären wollen (d. h. den Ergebnissen der Computersimulation) und der erklärenden Einheit (d. h. dem Simulationsmodell)? Um dieses Problem anzugehen, erinnern wir uns an die zuvor eingeführte Unterscheidung zwischen Wissen und Verstehen. Es ist wichtig, dass wir das, was Forscher über die Ergebnisse der Simulation wissen, das heißt, dass das Simulationsmodell das Modell berechnet und Ergebnisse wiedergibt, nicht mit dem verwechseln, was Forscher aus den Ergebnissen verstehen. Forscher erklären, weil sie etwas verstehen wollen. Die Erläuterung der Ergebnisse einer Simulation hilft ihnen zu verstehen, warum ein Ergebnis zustande kam, unabhängig davon, wie und dass es zustande kam.

Nehmen Sie noch einmal das Beispiel, warum die Spitzen in Abbildung 1.3 auftreten. Die Tatsache, dass

⁴ In Abschnitt 6.2 diskutiere ich kurz Versuche, Kausalzusammenhänge in Computersimulationen zu behaupten, das heißt, ob Forscher in der Lage wären, Kausalzusammenhänge aus Computersimulationen abzuleiten. Dieses Problem sollte nicht mit der Implementierung eines Kausalmodells verwechselt werden, was bei korrekter Spezifikation durchaus möglich ist.

⁵ Ein weiterer wichtiger Punkt, der für eine Erklärung durch Ableitung spricht, ist, dass Ergebnisse von Computersimulationen Fehler enthalten, die Kausaltheorien nicht erklären können (siehe (Duran 2017)).

Forscher wissen, dass die Ergebnisse korrekt sind. Das Modell sagt nichts darüber aus, warum die Spitzen auftreten. Sofern die Forscher nicht ausdrücklich erklären, dass die Spitzen aufgrund eines Austauschs zwischen Spin und Bahndrehimpuls bei der größten Annäherung auftreten, haben sie keine wirkliche Ahnung, warum diese Spitzen vorhanden sind.

Erklärungen funktionieren, wenn sie funktionieren, nicht nur aufgrund der richtigen Erklärungsbeziehung, sondern auch, weil sie echtes wissenschaftliches Verständnis vermitteln. Das ptolemäische Modell konnte beispielsweise die Flugbahn von Planeten nicht auf epistemisch sinnvolle Weise erklären, da es kein Verständnis für die Planetenmechanik liefert.

Andererseits erklären klassische Newtonsche Modelle gerade deshalb, weil sie die Struktur der Planetenbewegung verständlich beschreiben. Das Kriterium für die Etablierung eines Modelltyps anstelle des anderen als erklärendes Modell liegt teilweise in ihrer Fähigkeit, ein Verständnis für das untersuchte Phänomen zu vermitteln.

Endlich kommen wir zu unserer letzten Frage: „Welche Art von Verständnis können wir von der Erklärung mit Computersimulationen erwarten?“ Wie bereits erwähnt, wollen Forscher erklären, weil sie sich davon versprechen, das untersuchte Phänomen besser zu verstehen und dadurch die Welt transparenter und verständlicher zu machen.

Es ist eine wohlbekannte Tatsache in der Philosophie, dass unser Verständnis unterschiedliche Formen annehmen kann (Lipton 2001). Eine solche Form besteht darin, Verständnis mit dem Vorhandensein guter Gründe für die Annahme gleichzusetzen, dass etwas der Fall ist. Nach dieser Interpretation liefern Erklärungen gute Gründe, an die Ergebnisse von Computersimulationen zu glauben – oder anzunehmen, dass sich die Welt so verhält, wie Computersimulationen sie beschreiben. Obwohl dieser Standpunkt attraktiv ist, unterscheidet er nicht zwischen dem Wissen, dass etwas der Fall ist, und dem Verstehen, warum es geschieht. Die Tatsache, dass Simulationen zeigen, dass es um die Milchstraße viel mehr kleine Galaxien geben sollte, als mit Teleskopen beobachtet werden, liefert einen hervorragenden Grund zu der Annahme, dass dies tatsächlich der Fall ist, bietet jedoch nicht die geringste Ahnung, warum (Bøhm et al. 2014).

Eine andere Art und Weise, wie Erklärungen zu Verständnis führen, besteht darin, das Unbekannte auf etwas Vertrauteres – und damit Bekannteres – zu reduzieren. Diese Ansicht ist inspiriert von Beispielen wie der kinetischen Gastheorie, in der unbekannte Phänomene mit bekannteren Phänomenen wie der Bewegung winziger Billardkugeln verglichen werden. Bedauerlicherweise weist diese Sichtweise viele Nachteile auf, darunter auch Probleme mit der Bedeutung von „vertraut sein“. Was einem Physiker „vertraut“ ist, ist einem Ingenieur möglicherweise nicht vertraut. Darüber hinaus beziehen viele wissenschaftliche Erklärungen bekannte Phänomene auf unbekannte Theorien. Es gibt für uns vielleicht nichts Bekannteres als einen morgendlichen Stau auf dem Weg zur Arbeit. Allerdings erfordern Ereignisse wie dieses eine sehr komplexe Modellierung, deren Erklärung alles andere als vertraut ist.

Beachten wir, dass der Vertrautheitsstandpunkt auch Schwierigkeiten mit dem sogenannten „Warum-Regress“ hat. Das bedeutet, dass nur Bekanntes verstanden wird und nur Bekanntes erklären kann. Daraus folgt, dass dieser Standpunkt nicht zulässt, dass das, was selbst nicht verstanden wird, dennoch erklärt werden kann. Aber Forscher haben ein Interesse daran, dies zuzulassen: Sie wollen Phänomene auch dann erklären können, wenn sie die Theorien und Modelle, die zur Erklärung beitragen, nicht verstehen.

Eine vielleicht differenziertere Art des Verständnisses besteht darin, die Ursachen aufzuzeigen, die ein bestimmtes Phänomen hervorrufen. Dies ist die Form, die am kausalsten ist

Erklärungsberichte. Unsere erste Frage, warum das Fenster zerbrochen ist, kann vollständig verstanden werden, wenn wir alle Ursachen berücksichtigen, die zu diesem Szenario geführt haben, oder, wie Wissenschaftsphilosophen gerne sagen, das Phänomen liegt im Kausalzusammenhang. Daher, Wenn ein Stein gegen das Fenster geworfen wird, dann gibt es eine Reihe von kausalen Zusammenhängen irgendwann zu einem Effekt führen: Der von meiner Hand geworfene Stein fliegt durch die Luft und greift schließlich aus dem Fenster, das schließlich zerbricht.

Meiner Meinung nach ist keine dieser Formen des Verstehens für den Computer geeignet Simulationen. In manchen Fällen geben Computersimulationen den Forschern keinerlei Auskunft Gründe für den Glauben an ihre Ergebnisse. In anderen Fällen ist die Reduktion auf das Vertraute einfach unmöglich, wenn man die große Menge an angegebenen Unsicherheiten berücksichtigt und im Simulationsmodell nicht spezifiziert. Es ist lächerlich zu glauben, dass es eine Art Reduktionismus von komplexeren Simulationen zu weniger komplexen gibt – und vielleicht noch mehr vertraut – ist sogar möglich. Schließlich die Möglichkeit, kausale Zusammenhänge zu erkennen und sie auf eine Simulation hinzuweisen, scheint weit hergeholt. Wie ich später in Kapitel 6 erörtere, ist Kausalität in Computersimulationen eher ein offenes Forschungsprogramm als ein anfängliche Annahme.

Neben den bisherigen Interpretationen des Verstehens gibt es noch eine weitere Form Das erweist sich für Computersimulationen als durchaus vielversprechend. Diese Interpretation ist Dieser Standpunkt wird als „vereinigungistischer“ Standpunkt bezeichnet, weil er davon ausgeht, dass Verständnis besteht darin zu sehen, wie sich das Erklärte zu einem einheitlichen Ganzen zusammenfügt.

Für den Vereinigungisten entsteht Verständnis durch das Erkennen von Zusammenhängen und Gemeinsamkeiten Muster in zunächst scheinbar rohen oder unabhängigen Tatsachen.⁶ „Sehen“ hier wird als kognitives Manöver zur Reduzierung der erklärten Ergebnisse – oder der realen Welt – verstanden Phänomene – zu einem größeren theoretischen Rahmen, wie unserem wissenschaftlichen Korpus Überzeugungen. Mehrere Wissenschaftsphilosophen haben diese Sichtweise des Verstehens – wenn auch nicht unbedingt dem Unifikationismus – zugeschrieben. Gerhard Schurz und Karel Lambert sagt: „Um ein Phänomen P zu verstehen, muss man wissen, wie P in das eigene Phänomen passt.“ Hintergrundwissen“ (Schurz und Lambert 1994, 66), und Catherine Elgin stellt fest, dass „Verstehen in erster Linie eine kognitive Beziehung zu einem ziemlich umfassenden, kohärenter Informationsbestand“ (Catherine Elgin 2007, 35). Die vorgeschlagene Reduzierung Die von den Vereinheitlichungsbefürwortern vorgeschlagene Analyse bringt mehrere erkenntnistheoretische Vorteile mit sich, beispielsweise Ergebnisse Dies wird für Forscher transparenter, was wiederum zu einem einheitlicheren Bild der Natur führt und unsere wissenschaftlichen Überzeugungen stärkt und systematisiert. Insgesamt, sagt der Verfechter der Vereinigung, wird die Welt ein einfacherer Ort (Friedman 1974; Kitcher 1981, 1989).

In (Duran 2017) argumentiere ich, dass ein ähnliches kognitives Manöver durchgeführt wird, wenn Ergebnisse einer Computersimulation durch Erklärung verstanden werden. Forscher sind in der Lage, die Ergebnisse der Simulation in einen größeren theoretischen Rahmen einzubinden und so die Zahl der unabhängigen Ergebnissuchenden zu reduzieren eine Erklärung. Indem sie erklären, warum die Spitzen in Abbildung 1.3 auftreten, erklären die Forscher erweitern ihr wissenschaftliches Wissen durch die Einbeziehung eines abgeleiteten Falles aus der Newtonschen Mechanik.

⁶ Für eine Analyse „brutaler“ und „unabhängiger“ Fakten siehe (Barnes 1994) und (Fahrbach 2005)

Der Fall von Computersimulationen ist besonders interessant, da sie tatsächlich in zwei Schritten durchgeführt werden. Zunächst fließen die Ergebnisse in die wissenschaftlichen Überzeugungen ein bezogen auf das Simulationsmodell; und zweitens sind sie in unseren größeren Körper integriert wissenschaftlicher Überzeugungen.

Lassen Sie mich diesen letzten Punkt mit einer Erklärung des Auftretens der Spitzen veranschaulichen in Abbildung 1.3. Indem sie erklären, warum die Spitzen in der Visualisierung auftauchen, erklären die Forscher begründen ihre Entstehung. Eine solche Erklärung ist meines Erachtens möglich, weil es eine genau definierte Musterstruktur gibt, die es Forschern ermöglicht, eine abzuleiten Beschreibung der Spitzen aus dem Simulationsmodell (Duran 2017). Um die Spitzen zu verstehen, muss man sie also in den größeren wissenschaftlichen Korpus integrieren Überzeugungen, die das Simulationsmodell darstellen. Das heißt, die Forscher begreifen, wie die Ergebnisse zusammenpassen in den durch das Simulationsmodell postulierten theoretischen Rahmen einfließen, dazu beitragen und durch diesen begründet werden. Genau aus diesem Grund sind Forscher dazu in der Lage um sowohl das Auftreten der Spitzen als auch deren Abwärtstrend zu erklären: Beides kann durch das Simulationsmodell theoretisch vereinheitlicht werden. Darüber hinaus seit der Simulation Da das Modell auf fundierten wissenschaftlichen Erkenntnissen – in diesem Fall der Newtonschen Mechanik – basiert, können Forscher die Ergebnisse der Simulation in gewisser Weise sehen das ist ihnen nun wohl bekannt, also mit der Gesamtheit der etablierten Staaten vereint wissenschaftliche Überzeugungen zur Zweikörpermechanik.

Bisher gilt für Computersimulationen das Standardbild des Vereinigungisten. Aber ich glaube, dass wir dieses Bild erweitern können, indem wir zeigen, wie Verständnis entsteht umfassen auch eine praktische Dimension. Aus Sicht der Simulationsforschung ist Zum Verstehen der Ergebnisse gehört auch, die technischen Schwierigkeiten zu verstehen, die sich hinter der Programmierung komplexerer, schnellerer und realistischerer Simulationen verbergen, Verifizierungs- und Validierungsprozesse zu interpretieren und für das Unternehmen relevante Informationen zu vermitteln Mechanismus der Simulation. Mit anderen Worten: Das Verstehen der Ergebnisse gibt auch eine Rückmeldung in das Simulationsmodell integrieren und so zur Verbesserung von Computersimulationen beitragen. Zum Beispiel, Durch die Erklärung und das Verständnis der Gründe für den Abwärtstrend der Spitzen sind sich die Forscher der Existenz von Rundungsfehlern bewusst und verfügen über die Mittel, diese zu beheben. Diskretisierungsfehler, Gitterauflösung usw. In Computersimulationsstudien haben Forscher erklären wollen, weil sie auch ihre Simulationen verstehen und verbessern wollen, genauso sehr, wie sie reale Phänomene verstehen wollen (Duran 2017).

Der letzte Punkt, den wir hier ansprechen müssen, ist die Frage, wie man reale Phänomene durch die Erklärung von Ergebnissen von Computersimulationen verstehen kann. Wie ich es vorgestellt habe Zu Beginn dieses Abschnitts hatten Weirich und Krohs als Hauptziel die Erklärung realer Phänomene mithilfe von Computersimulationen. Beide Autoren sind Ich denke zu Recht, dass der Einsatz von Computersimulationen in vielen Fällen gerechtfertigt ist, weil sie zum Verständnis bestimmter Aspekte der Welt beitragen. Die Frage ist nun, ob wir reale Phänomene durch Erklärungen verstehen können Ergebnisse von Computersimulationen? Ich glaube, dass wir diese Frage positiv beantworten können. Wir wissen, dass die Visualisierung die Ergebnisse der Simulation darstellt Verhalten eines realen Satelliten unter Gezeitenstress. Dies bedeutet, dass die Ergebnisse der Simulationen im Zusammenhang mit den Spitzen repräsentieren das Verhalten eines realen Satelliten und können daher diesem zugeschrieben werden. In diesem Sinne und in Anlehnung an Elgin in diesem Punkt (2007; 2009) besteht ein Anspruch – durch Darstellung und Zuschreibung – auf die Ergebnisse von

die Simulation an das Verhalten eines realen Satelliten an. Gerade aufgrund dieses Anspruchs sind wir in der Lage, unser Verständnis der Ergebnisse der Simulation mit unserem Verständnis des Verhaltens des realen Satelliten zu verknüpfen. Dies lässt sich auch anhand der praktischen Fähigkeit verdeutlichen, die das Verstehen von etwas voraussetzt. Wie Elgin überzeugend argumentiert, besitzt der Verstehende die Fähigkeit, die ihm zur Verfügung stehenden Informationen für praktische Zwecke zu nutzen (Catherine Elgin 2007, 35).

In unserem Fall könnten Forscher tatsächlich den in der Simulation vorgegebenen Satelliten bauen und im Weltraum aufstellen.

5.1.2 Vorhersagewerkzeuge

Als Philosophen ihre Aufmerksamkeit auf wissenschaftliche Erklärungen richteten, wandten sie sich auch wissenschaftlichen Vorhersagen zu. Tatsächlich glaubten Carl Hempel und Paul Oppenheim, die beiden wichtigsten Philosophen, die philosophische Studien zur wissenschaftlichen Erklärung systematisierten und die Agenda festlegten, dass Vorhersage die andere Seite derselben Medaille sei. Diese Ideen blühten im und um 1948 mit ihrem bahnbrechenden Werk *Studies in the Logic of Explanation* (Hempel und Oppenheim 1948) auf und blieben bis zum Niedergang des logischen Empirismus im Jahr 1969 auf einem Symposium über die Struktur von Theorien in Urbana, Illinois (Suppe 1977) bestehen. .

Trotz der gemeinsamen Geburt haben sich wissenschaftliche Erklärungen und Vorhersagen seitdem weitgehend in unterschiedliche Richtungen entwickelt. Während Studien zur wissenschaftlichen Erklärung erheblich zunahmen und verschiedene Denkschulen etablierten, ist es schwieriger, Philosophen zu finden, die sich mit Vorhersagen befassen. Es ist interessant festzustellen, dass bei philosophischen Studien zu Computersimulationen viel mehr Aufwand in die Erforschung von Vorhersagen und viel weniger in wissenschaftliche Erklärungen gesteckt wurde. Diese Asymmetrie kann durch die Praktiken von Computersimulationen in wissenschaftlichen und technischen Kontexten erklärt werden. Forscher sind mehr daran interessiert, zukünftige Zustände eines Systems vorherzusagen, als zu erklären, warum solche Zustände erreicht werden. Zu Beginn dieses Kapitels haben wir die wissenschaftliche Erklärung ausführlich besprochen. Jetzt ist es an der Zeit, die Aufmerksamkeit auf einige Grundprinzipien wissenschaftlicher Vorhersagen im Kontext von Computersimulationen zu lenken. Aber zunächst ein Beispiel, das Vorhersagen in der Wissenschaft verdeutlicht und dabei hilft, die grundlegende Terminologie einzuführen.

Ein schöner Fall in der Geschichte der Wissenschaft sind Edmond Halleys Vorhersagen über Kometen. Zur Zeit Halleys galten Kometen allgemein als geheimnisvolle astronomische Eindringlinge, die sich unvorhersehbar durch den Himmel bewegten. Obwohl Halley einige präzise Retrodictionen – d.h. Das nächste Erscheinen des Kometen war nicht so erfolgreich, was auf diese Weise die etablierte wissenschaftliche Überzeugung der damaligen Zeit bestätigte. Tatsächlich prognostizierte er, dass der Komet 1758 wieder am Himmel auftauchen würde, ein Jahr früher als sein tatsächliches Erscheinen.

Es war die Aufgabe von Alexis Clairaut, einem prominenten Newtonianer, das nächste Erscheinen des Kometen, der 1759 sein Perihel erreichen sollte, korrekt vorherzusagen.

Clairaut stützte seine Postdictions auf Berechnungen, die damals unbekannte Kräfte einbeziehen würden, die aber im Rahmen der Newtonschen Theorie Sinn machten. Solche Kräfte bezogen sich hauptsächlich auf die Aktionen und den Einfluss entfernter Planeten – erinnern Sie sich daran, dass Uranus 1781 entdeckt wurde und Neptun bis 1846 unbekannt blieb. Es ist interessant festzustellen, dass es neben einer erfolgreichen Postdiction auch um die Bestätigung von Newtons Theorie als die angemessenste Art, die natürliche Welt zu beschreiben. Der Streit zwischen den Fraktionen führte dazu, dass viele Physiker zunächst Clairauts Berechnungen ablehnten und viele andere mit einiger Freude dem Scheitern der Newtonschen Theorie entgegensahen. Die Geschichte endet damit, dass Clairauts Berechnungen das nächste Erscheinen des Halleyschen Kometen korrekt vorhersagen – trotz einiger Kürzungen in den höheren Termen seiner Gleichung – und dass die Newtonsche Sicht der Welt die weniger adäquaten Theorien mit überwältigender Mehrheit übertrifft.

Das Beispiel des Halleyschen Kometen verdeutlicht die Bedeutung der Vorhersage für die wissenschaftliche Forschung – und in diesem speziellen Fall auch für die Bestätigung der Newtonschen Theorie. Erfolgreiche Vorhersagen sind wertvoll, weil sie über das hinausgehen, was Forscher am direktesten und offensichtlichsten wissen, und „verborgene“ Informationen über Phänomene und empirische Systeme liefern.⁷

Zwei wichtige Merkmale der Vorhersage sind die zeitliche Dimension und die Genauigkeit der Vorhersage. Ein häufiger Fehler besteht darin, anzunehmen, dass es bei Vorhersagen darum geht, etwas Sinnvolles über die Zukunft auszusagen (z. B. Postdictions), nicht jedoch über die Vergangenheit (z. B. Retrodictions). Dies ist typischerweise dann der Fall, wenn Retrodiktionen fälschlicherweise mit wissenschaftlichen Beweisen für etwas verwechselt werden. So heißt es, Halley habe Beweise dafür gefunden, dass die Kometen, die 1531, 1607 und 1682 erschienen, dieselben seien, nicht aber, dass er Retrodiktionen anstellte. Obwohl Beweise und Vorhersagen in manchen Fällen miteinander in Zusammenhang stehen können, handelt es sich dennoch um zwei getrennte Begriffe. Retrodiktionen – ebenso wie Postdiktionen – sind Teil der Implikationen einer Theorie, und zwar unabhängig von zeitlichen Zwängen. Beweise hingegen dienen dazu, eine wissenschaftliche Theorie entweder zu stützen oder zu widerlegen. In diesem Sinne sind Retrodiktionen und Postdiktionen Ausdruck desselben Phänomens, nämlich von Vorhersagen. So verstanden kann man mit Recht sagen, dass Halley die drei Ereignisse des Kometen vor seiner Beobachtung im Jahr 1682 vorhersagte, genauso wie Clairaut sein nächstes Erscheinen im Jahr 1759 vorhersagte, weil er Berechnungen anhand einer Theorie anstellte – einer Form der Theorieimplikation.

Die Sprache der Vorhersage wird verwendet, um deklarative Aussagen über vergangene und zukünftige Ereignisse zu beschreiben, die im Lichte einer Theorie gemacht werden, und daher werden wir sie hier verwenden. Tatsächlich bringt die zeitliche Dimension eine epistemische Komponente mit sich: „Vorhersagen bedeutet

⁷ Im Übrigen sind Vorhersagen aufgrund derselben Merkmale von Natur aus riskant, da der Zugriff auf verborgene Informationen typischerweise von gemeinsamen Standards in einer bestimmten Gemeinschaft abhängt und daher potenziell intersubjektiv ist. Eine Möglichkeit, Probleme der Intersubjektivität zu vermeiden, besteht darin, konvergente Vorhersagen zu fordern. Das heißt, dass unser Vertrauen in die Vorhersage zwangsläufig zunehmen muss, da unterschiedliche Forschungsbereiche alle ähnliche Ergebnisse vorhersagen. Dies nennt die Philosophin Heather Douglas konvergente Objektivität (Douglas 2009, 120). Wir müssen jedoch bedenken, dass es auch andere Formen der Objektivität gibt. An dieser Stelle werden wir uns nicht um Fragen zu Subjektivität und Objektivität kümmern, da diese eine eigene Untersuchung verdienen. Für weitere Referenzen wird der Leser auf ((Daston und Galison 2007) (Lloyd 1995) und natürlich (Douglas 2009) verwiesen.

eine Behauptung über Dinge aufstellen, die noch nicht bekannt sind, nicht unbedingt über Ereignisse, die noch nicht eingetreten sind" (Barrett und Stanford 2006, 586). Mit anderen Worten: Bei einer Vorhersage geht es um die „Vorhersage“ eines Ereignisses, sei es in der Vergangenheit, Gegenwart oder Zukunft. So verstanden bedeutet Vorhersage die Frage: „Was sagt uns die Theorie?“, „Welches Wissen ist neu?“ In unserem Fall liegt die Antwort ziemlich auf der Hand: das nächste Erscheinen des Halleyschen Kometen.

Eng mit dieser zeitlichen Dimension verbunden ist die Frage: „Wie gut sagt die Theorie das tatsächlich beobachtete Ergebnis vorher?“ Dies ist eine Hauptfrage, die uns Aufschluss über das zweite Merkmal von Vorhersagen gibt, das für unsere Diskussion relevant ist, nämlich die Genauigkeit von Vorhersagen.

Im vorherigen Kapitel haben wir Genauigkeit als die Reihe von Messungen besprochen, die einen geschätzten Wert liefern, der nahe am wahren Wert der gemessenen Größe liegt. Beispielsweise ist der Kern des Halleyschen Kometen etwa 15 Kilometer lang, 8 Kilometer breit und etwa 8 Kilometer dick – ein eher kleiner Kern für die enorme Größe seiner Koma. Auch die Masse des Kometen ist relativ gering und beträgt schätzungsweise $2,2 \times 10^{14}$ kg. Wie Tronomen die durchschnittliche Dichte auf 0,6 g/cm³ berechneten, deutet dies darauf hin, dass es aus einer großen Anzahl kleiner Stücke besteht, die lose zusammengehalten werden. Mit diesen Informationen und Berechnungen der Flugbahn können Astronomen genau vorhersagen, dass der Halleysche Komet mit bloßem Auge mit einer Periode von 76 Jahren sichtbar ist.

Die Genauigkeit wissenschaftlicher Vorhersagen hängt von einer Kombination aus der Art des Ereignisses, der Angemessenheit unserer Theorien und dem aktuellen Stand unserer Technologie ab. Obwohl es stimmt, dass wir mithilfe von Computern mit höherer Genauigkeit vorhersagen können, wann der Halleysche Komet das nächste Mal am Himmel erscheinen wird,⁸ sind Vorhersagen möglich, da die Flugbahn des Kometen mit der Newtonschen Mechanik angemessen beschrieben werden kann.

Nun ist es in vielen Fällen schwierig, genaue Vorhersagen zu treffen. Dies liegt an der Natur der vorherzusagenden Phänomene. Tatsächlich gibt es viele Ereignisse und Phänomene, deren Verhalten wir nur innerhalb eines bestimmten Bereichs der Eintrittswahrscheinlichkeit vorhersagen können. Ein einfaches Beispiel ist das Folgende. Angenommen, ich bitte Sie, eine Karte auszuwählen und sie verdeckt auf den Tisch zu legen. Dann muss ich die Farbe vorhersagen (z. B. „Herz“, „Karo“, „Kreuz“ oder „Pik“). Die Theorie besagt, dass meine Chance, Recht zu haben, bei 1 zu 4 liegt. In der Theorie geht es nicht darum, welche Farbe Sie gerade verdeckt abgelegt haben, sondern dass die Wahrscheinlichkeit, dass ich richtig liege, bei 4 liegt. Obwohl dies nicht unbedingt als Vorhersage gilt, verrät es uns etwas über die Genauigkeit¹ der Vorhersage.

Ein weiteres gutes Beispiel für ungenaue Vorhersagen sind sogenannte chaotische Systeme. Hierbei handelt es sich um Systeme, die sehr empfindlich auf Anfangsbedingungen reagieren und bei denen sich kleine Rechenfehler schnell zu großen Vorhersagefehlern ausbreiten können. Dies bedeutet, dass bestimmte Vorhersagen ab einem bestimmten Zeitpunkt der Berechnung nicht mehr möglich sind. Die Tatsache, dass chaotische Systeme ab einem bestimmten Punkt Vorhersagen erschweren und im Wesentlichen unmöglich machen

⁸ Clairaut war an mehreren Berechnungen der Umlaufzeit des Halleyschen Kometen beteiligt. Für eine der ersten Berechnungen teilte er die Kometenbahn in drei Teile. Erstens, von 0^{er} bis 90^{er} der exzentrischen Anomalie, dem ersten Quadranten der Ellipse vom Perihel, den der Komet mehr als die mehr als 7 Jahre dauern. Zweitens dauerte die , obere Hälfte der Umlaufbahn einnahm, den der Überquerung von 90^{er} auf 270^{er} mehr als 60 Jahre. Drittens von 270^{er} auf , Komet den letzten Quadranten der Ellipse nahm, 360^{er} , dessen Überquerung etwa 7 Jahre dauerte. Clairauts Berechnungen wurden im Laufe der Geschichte zu verschiedenen Zeitpunkten korrigiert (Wilson 1993).

Was im praktischen Sinne möglich ist, hat wichtige Konsequenzen für die wissenschaftliche Forschung. Ein Standardbeispiel für ein chaotisches System sind atmosphärische Bedingungen. Bei der Wettervorhersage ist es aufgrund der inhärenten Komplexität des Systems, das Vorhersagen nur bis zu einem bestimmten Punkt zulässt, sehr schwierig, langfristige Vorhersagen zu treffen. Aus diesem Grund gilt das Verhalten des Wetters als chaotisch, kleinste Veränderungen der Anfangsbedingungen machen langfristige Vorhersagen undurchführbar – wenn nicht sogar völlig unmöglich.

Lassen Sie uns nun diskutieren, wie Vorhersagen in Computersimulationen funktionieren, indem wir zwei Simulationen eines Epidemieausbruchs in Italien diskutieren. Die erste Simulation ist ein stochastisches agentenbasiertes Modell, während die zweite Simulation ein strukturiertes Metapopulationsmodell ist – bekannt als GLObal Epidemic and Mobility – GLEaM. Das agentenbasierte Modell beinhaltet eine explizite Darstellung der italienischen Bevölkerung durch hochdetaillierte Daten der soziodemografischen Struktur. Darüber hinaus nutzt das Modell zur Bestimmung der Wahrscheinlichkeit des Pendelns von Gemeinde zu Gemeinde ein allgemeines Schwerkraftmodell, das in der Verkehrstheorie üblich ist. Die Dynamik der epidemischen Übertragung basiert auf einer Kompartimentierung influenzaähnlicher Krankheiten (ILI), die auf stochastischen Modellen basiert, die anfällige, latente, asymptomatische und symptomatische Infektionen integrieren (Ajelli et al. 2010, 5). Marco Ajelli und sein Team, die für den Entwurf und die Programmierung dieser Simulationen verantwortlich sind, definieren das agentenbasierte Modell als „ein stochastisches, räumlich explizites, zeitdiskretes Simulationsmodell, bei dem die Agenten menschliche Individuen darstellen [...] Einer der Schlüssel.“ Ein wesentliches Merkmal des Modells ist die Charakterisierung des Kontaktnetzwerks zwischen Einzelpersonen auf der Grundlage eines realistischen Modells der soziodemografischen Struktur der italienischen Bevölkerung“ (4).

Andererseits integriert die GLEaM-Simulation hochauflösende Bevölkerungsdatenbanken – die die Bevölkerung mit einer Auflösung schätzen, die durch Zellen von 15 x 15 Bogenminuten gegeben ist – mit der Luftverkehrsinfrastruktur und Nahmobilitätsmustern. Viele Standard-GLEaM-Simulationen bestehen aus drei Datenschichten. Eine erste Schicht, in der Bevölkerung und Mobilität die Aufteilung der Welt in geografische Regionen ermöglichen. Diese Unterteilung definiert eine zweite Ebene, das Subpopulationsnetzwerk, in dem die Verbindung die Ströme von Individuen über Verkehrsinfrastrukturen und allgemeine Mobilitätsmuster darstellt. Dieser zweiten Schicht überlagert schließlich die Epidemieschicht, die innerhalb jeder Subpopulation die Krankheitsdynamik definiert (Balcan et al. 2009). In der Studie stellt das GLEaM auch eine gitterartige Partition dar, in der jeder Zelle der nächstgelegene Flughafen zugeordnet ist. Das Subpopulationsnetzwerk verwendet geografische Volkszählungsdaten, und die Mobilitätsschichten beziehen Daten aus verschiedenen Datenbanken, einschließlich der Datenbank der International Air Transport Association, die aus einer Liste von Flughäfen weltweit besteht, die durch Direktflüge verbunden sind.

Wie erwartet gibt es Vor- und Nachteile der Verwendung der agentenbasierten und der GLEaM-Simulationen. Was das GLEaM-Modell betrifft, liefern die detaillierten Weltraummobilitätsnetzwerke eine genaue Beschreibung der für die Ausbreitung der Krankheit verfügbaren Transportkanäle. Genaue Schätzungen der Auswirkungen der Krankheit auf lokalerer Ebene sind jedoch aufgrund der geringen Detailtiefe dieses Modells schwierig zu erhalten. Der agentenbasierte Ansatz ist zwar sehr detailliert in Bezug auf die Strukturen von Haushalten, Schulen, Krankenhäusern usw., leidet jedoch unter der Erfassung hochzuverlässiger Datensätze aus den meisten Regionen der Welt (Ajelli et

al. 2010, 12). Obwohl jede Simulation unterschiedliche Merkmale bietet und sich somit auf ihre jeweilige prädiktive Angriffsrate der Krankheit auswirkt, stellen Ajelli und sein Team fest, dass es eine stetige Konvergenz in den Ergebnissen gibt, die Vertrauen in die Vorhersage jeder einzelnen Simulation schafft. Die durch das GLEaM-Modell bereitgestellte Heterogenität des Transportnetzwerks ermöglicht beispielsweise genaue Vorhersagen der räumlich-zeitlichen Ausbreitung der ILI-Erkrankung auf globaler Ebene. Andererseits ermöglicht die explizite Darstellung von Individuen im agentenbasierten Modell genaue Vorhersagen der Ausbreitung einer Epidemie auf einer eher lokalen Ebene.

Um die Vorhersagen genauer zu betrachten, variiert der Unterschied in den Spitzenamplituden in Abhängigkeit von mehreren Faktoren, hauptsächlich basierend auf den Werten für die Reproduktionszahl.⁹ Die von GLEaM vorhergesagte durchschnittliche Epidemiegroße beträgt 36 % für ein Reproduktionsverhältnis von $R_0 = 1,5$, wohingegen für das agentenbasierte Modell mit dem gleichen Reproduktionsverhältnis sinkt die durchschnittliche Epidemiegroße auf 25 %. Am anderen Ende des Epidemieausbruchs beträgt die von GLEaM vorhergesagte Epidemiegroße 56 % der Bevölkerung für ein Reproduktionsverhältnis von $R_0 = 2,3$, während sie bei der erregerbasierten Epidemie 40 % beträgt. Die Forscher beobachteten einen absoluten Unterschied von etwa 10 % für $R_0 = 1,5$ und von etwa 7 % für $R_0 = 2,3$. Es wurden auch Vorhersagen für ein Reproduktionsverhältnis von $R_0 = 1,9$ getroffen, was ein ähnliches Verhalten bei der von beiden Simulationen vorhergesagten durchschnittlichen Epidemiegroße zeigt.

An Ajelli et al. Diese Vorhersagen scheinen ziemlich genau zu sein, da sie eine Konvergenz in der durchschnittlichen Epidemiegroße erkennen lassen. Welche der beiden Vorhersagen besser ist, kann das Team allerdings nicht beurteilen. Der hohe Realismus des agentenbasierten Modells sollte grundsätzlich für die Genauigkeit der Vorhersage sprechen. Doch leider ist ein solch realistisches Modell nicht frei von Modellannahmen. Um die Wahrscheinlichkeit des Pendelns von Gemeinde zu Gemeinde zu bestimmen, haben Ajelli et al. Implementieren Sie ein in der Transporttheorie verwendetes allgemeines Gravitationsmodell und gehen Sie von einer Potenzgesetz-Funktionsform für den Abstand aus – obwohl auch andere Funktionsformen wie der exponentielle Zerfall berücksichtigt werden können (3). Eine weitere Annahme ergibt sich aus der Annahme einer homogenen Durchmischung in Haushalten, Schulen und am Arbeitsplatz, während zufällige Kontakte in der Allgemeinbevölkerung explizit von der Entfernung abhängen (3). Trotz der Tatsache, dass beide Annahmen vollkommen vernünftig sind, wirken sie sich zwangsläufig auf die Vorhersage und damit auf die Gründe für den Vorzug der agentenbasierten Modellvorhersage gegenüber den GLEaMs aus. Ebenso ist die Vorhersage des strukturierten Metapopulationsmodells gerade aufgrund seines Mangels an Realismus schwer zu beurteilen. „Der korrekte Wert“, so Ajelli et al., „sollte zwischen den Vorhersagen der Modelle liegen, was durch die Tatsache gestützt wird, dass der Unterschied zwischen den Modellen mit zunehmendem R_0 abnimmt und die Modelle für den Angriff auf denselben Wert konvergieren“. „Rate“ (8).

⁹ In der Epidemiologie stellt die Reproduktionszahl – oder Reproduktionszahl – die Anzahl neu auftretender Fälle dar, die ein infiziertes Individuum im Laufe einer Infektionsperiode in einer ansonsten nicht infizierten Bevölkerung durchschnittlich hervorruft. Für $R_0 < 1$ wird ein Infektionsausbruch also langfristig aussterben, während für $R_0 > 1$ eine Infektion sich ausbreiten und die Bevölkerung infizieren kann. Je größer die Zahl, desto schwieriger wird es, die Epidemie zu kontrollieren. Somit hilft die Metrik, die Geschwindigkeit zu bestimmen, mit der sich eine Infektionskrankheit in einer gesunden Bevölkerung verbreiten kann. Für beide Simulationen berichten die Autoren, dass sich die lokalen Epidemien bei großem R_0 stärker über alle Bevölkerungsschichten ausbreiten, wodurch die Bevölkerungsstruktur immer weniger relevant wird.

An dieser Stelle müssen wir einen entscheidenden Unterschied zwischen den Vorhersagen der Simulationen von Ajelli et al. und denen von Clairaut hervorheben: Während die Vorhersagen der Später können die Vorhersagen der Computersimulationen empirisch bestätigt werden konnte nicht. Mit welcher Begründung behaupten Ajelli und sein Team dann, dass es sich dabei um zutreffende Vorhersagen handelt? Ihre Antwort besteht darin, darauf zu bestehen, dass die gute Einigung erzielt wurde Die Ergebnisse beider Simulationen stellen Gründe dar, die für eine Genauigkeit sprechen Vorhersage.¹⁰ Sicherlich trägt auch die Tatsache, dass beide Simulationen für sich genommen gute Darstellungen des Zielsystems sind, zum Vertrauen des Forschers bei. Aber Es ist die Konvergenz der Ergebnisse, die das Vertrauen in genaue Vorhersagen fest begründet.

An guten Gründen mangelt es einem solchen Standpunkt nicht. Die Konvergenz der Ergebnisse spricht für sich sowohl für die Simulationen als auch für die Genauigkeit der Vorhersage. Im vorherigen Kapitel haben wir gesehen, wie Verifizierungs- und Validierungsmethoden für die Gewährung eingesetzt werden können Sie erhöhen die Zuverlässigkeit der Simulation und helfen so den Forschern, Vertrauen in ihre Ergebnisse zu gewinnen. Der Die von Ajelli und seinem Team eingeführte interessante Wendung besteht darin, dass die Validierung nicht anhand empirischer Daten, sondern vielmehr anhand einer anderen Computersimulation erfolgt.¹¹ Das bedeutet, dass die Die Ergebnisse einer Simulation dienen als bestätigendes Beispiel für die Ergebnisse der anderen Simulation – und umgekehrt. Dies ist unter Forschern eine recht gängige Praxis Computersimulationen intensiv nutzen und von wessen Zielsystemen aus Es liegen keine empirischen Daten zur Validierung vor. Mit anderen Worten: Die Zuverlässigkeit von Computersimulationen wird genutzt, um Vertrauen in ihre Ergebnisse zu schaffen, die unter Bedingungen der Konvergenz wiederum als Grundlage für den Glauben an die Genauigkeit aller Arten von Vorhersagen dienen.

Allerdings sollten Vorhersagepraktiken durch einige gesunde Vorsorgeprinzipien gemildert werden. Wie jeder Forscher weiß, basieren Modelle auf unserer Darstellung der Funktionsweise der realen Welt. Obwohl das Korpus der Wissenschaft und Technik Überzeugungen äußerst erfolgreich sind, sind sie keineswegs unfehlbar. Deshalb Validierung Vergleich empirischer Daten ist eine gute und notwendige Praxis in der wissenschaftlichen und technischen Forschung. Es zwingt Forscher praktisch dazu, ihre Ergebnisse mit der Welt zu „testen“, und im Falle einer Nichtübereinstimmung eine Problemumgehung zu finden. In diesem speziellen Fall Ajelli und Sein Team wertet die Konvergenz der Ergebnisse als positives Zeichen – wenn auch nicht als Bestätigung – für eine genaue Vorhersage. Soviel ist meiner Meinung nach richtig. Jedoch, Wie sie auch in ihrem Artikel erläutern, stellt die Vorhersage durch Konvergenz der Ergebnisse eine gemeinsame Grundlage in den Modellierungsrahmen dar, innerhalb derer die Simulationen durchgeführt werden befinden sich. Das heißt, Informationen wie Parametrisierung, Datenintegration, Initialisierung

¹⁰ Diese Antwort wirft die Frage auf, was eine „gute Übereinstimmung“ für Ergebnisse von Computersimulationen ist. Ajelli et al. Geben Sie nicht an, wie dieser Begriff zu verstehen ist. Wir könnten darüber spekulieren eine gute Übereinstimmung, wenn alle Ergebnisse innerhalb einer bestimmten Verteilung (z. B. einer Normalverteilung) liegen. Dies bedarf natürlich einer Spezifizierung. Wie wir aus Studien zur Erkenntnistheorie gelernt haben Experiment, Übereinstimmung über die Ergebnisse verschiedener Techniken geben Vertrauen nicht nur in die Ergebnisse, sondern auch in der Fähigkeit der Techniken, gültige Ergebnisse zu liefern (Franklin 1986, Kapitel 6). Der Die Frage ist also, inwieweit wir die agentenbasierte Simulation und GLEaM zwei in Betracht ziehen könnten verschiedene Techniken.

¹¹ Damit meine ich, dass die Ergebnisse beider Computersimulationen grundsätzlich nicht empirisch sein können bestätigt. Da jede Computersimulation Teilmodelle implementiert, besteht die Möglichkeit, dass einige davon wurden empirisch bestätigt.

und Randbedingungen und sogar die vielen verwendeten Näherungen müssen gemeinsam genutzt werden unter Forschern, ansonsten Ajelli et al. argumentieren, wären Forscher nicht in der Lage Reduzieren Sie unerwünschte Effekte, die beispielsweise aus Modellannahmen resultieren.

Noch besorgniserregender ist die Möglichkeit, dass die Ergebnisse beider Simulationen künstlich konvergieren. Um dies zu vermeiden, versuchen Forscher, die Ergebnisse zu vergleichen. Es fehlt eine gemeinsame Basis für Simulationen. Das heißt, Computersimulationen müssen differenziert werden hinsichtlich Modellannahmen, Anfangsbedingungen, Zielsystemen, Parametrisierung, Kalibrierung usw. Dies ist der von M. Elizabeth Halloran und ihrem Team gewählte Ansatz, wie von Ajelli et al. Halloran vergleicht die Ergebnisse von drei Individuenbasierte Modelle eines pandemischen Influenzastamms mit unterschiedlichen Annahmen und Anfangsdaten, eine auf der Beschreibungsebene einer Stadt und zwei auf der Beschreibungsebene eines Landes (Halloran et al. 2008).

Trotz aller Vorsorgebemühungen ist der Vergleich verschiedener Modelle und Ergebnisse in der Regel eine schwierige Aufgabe. Ajelli et al. weisen darauf hin, dass der Vergleich von Halloran et al. auf die Annahmen jedes Modells sowie auf die verfügbaren Simulationen beschränkt ist. Szenarien. In dieser Hinsicht definieren sie niemals explizit einen gemeinsamen Satz von Parametern. Anfangsbedingungen und von allen Modellen gemeinsame Näherungen. Die geringe Übertragung. Das von Halloran beispielsweise vorgeschlagene Szenario wird in jedem Modell verglichen, indem unterschiedliche Werte für die Reproduktionszahl verwendet werden, wobei das Risiko besteht, dass keine Diskontierung möglich ist die Auswirkung dieses Unterschieds in den erzielten Ergebnissen. Konvergenz ist die Folge. Die Ergebnisse sind künstlich, ebenso wie die Vorhersagen der Simulationen.

5.1.3 Explorationsstrategien

Für uns haben Sondierungsstrategien den Charakter einer zielgerichteten Forschungstätigkeit aussagekräftige Erkenntnisse über Phänomene zu generieren, ohne sich darauf berufen zu müssen, noch sich auf die Theorie solcher Phänomene zu verlassen. Explorationsstrategien haben also zwei Ziele. Einerseits geht es darum, die beobachtbaren Veränderungen in der Welt herbeizuführen; andererseits dient es als Testfeld für neue, noch zu stabilisierende Konzepte.¹²

Die erste Frage, die mir in den Sinn kommt, ist also, warum es wichtig ist, sich abzuheben Theorie aus dem Experiment? Eine offensichtliche Antwort besteht darin, darauf hinzuweisen, dass überhaupt Eine bestimmte Theorie ist möglicherweise nicht in der Lage, alle relevanten Informationen darüber bereitzustellen ein gegebenes Phänomen. Ein gutes Beispiel hierfür ist die Brownsche Bewegung. Im Jahr 1827 wurde die Der Botaniker Robert Brown bemerkte, dass Partikel in Hohlräumen in Pollenkörnern eingeschlossen waren im Wasser würde sich bewegen. Weder Brown noch sonst jemand konnte es damals feststellen noch erklären wir die Mechanismen, die eine solche Bewegung verursacht haben. Dies geschah jedoch erst im Jahr 1905

¹² Explorationsstrategien gehören zu den Themen, die von Philosophen trotz ihrer zentralen Bedeutung im wissenschaftlichen und technischen Unterfangen wenig Beachtung finden. Glücklicherweise gibt es einige hervorragende Arbeiten, die sich mit diesen Themen befassen. Es kommen einige Beispiele, die ich hier besprechen werde aus der Arbeit von Friedrich Steinle über explorative Experimente (Steinle 1997), Axel Gelfert weiter explorative Modelle (Gelfert 2016) und zu explorativen Computersimulationen haben wir Viola Schi affonati (Schi affonati 2016) und P'ío Garc'ya und Marisa Velasco (Garc'ya und Velasco 2013). Hier, Ich werde einen etwas anderen Ansatz verfolgen als diese Autoren.

Albert Einstein hat einen Artikel veröffentlicht, in dem er detailliert erklärt, wie die Bewegung funktioniert Brown beobachtet hatte, war das Ergebnis der Bewegung der Pollen durch einzelnes Wasser Moleküle.

Ein weiterer wichtiger Grund für die Entkopplung der Theorie vom Experiment ist in vielen Fällen In einigen Fällen werden Experimente verwendet, um eine bestimmte Theorie zu widerlegen. Beispielsweise führte August Weismann ein Experiment durch, bei dem er über fünf Generationen hinweg wiederholt die Schwänze von 68 weißen Mäusen entfernte, nur um zu zeigen, dass keine Mäuse ohne Schwanz geboren wurden sogar mit einem kürzeren Schwanz, einfach weil er sie abgeschnitten hat. Weismanns Interesse galt dem Setzen ein Ende des Lamarckismus und der Theorie der Vererbung erworbener Merkmale durch Dies zeigt, dass eine Generation von Mäusen mit kurzen oder keinen Schwänzen nicht erklärt werden konnte.

Nachdem wir die Bedeutung des unabhängigen Experimentierens für unseren General hervorgehoben haben Können wir angesichts unseres Wissens über die Welt nun der Idee explorativer Strategien in Labor- und Computersimulationen einen Sinn geben? Um diese Frage zu beantworten, müssen wir Gehen Sie etwas zurück, sowohl in Bezug auf die Zeit als auch auf die Anzahl der Seiten, und überprüfen Sie kurz den Kontext in dem die Ideen über Erkundungsstrategien aufblühten. In Kapitel 3 habe ich erwähnt die logischen Empiriker als eine Gruppe von Philosophen und Wissenschaftlern, die daran interessiert sind, den Begriff und die Implikationen wissenschaftlicher Theorien zu verstehen. Wie sie bald herausfanden, Dies ist ein ebenso vertrauter wie ausweichender Begriff. Insbesondere entdecken sie dass Theorie und Experiment stärker miteinander verwoben sind als zunächst angenommen.

Ein Kernposition des logischen Empiristen bestand darin, Experimente nicht so sehr zu betrachten als philosophisches Problem an sich, als untergeordnete Methodologie des Verstehens Theorien. Kritiker nutzten diese Position, um die Kernideale des Logischen anzugreifen Empiriker. Für viele dieser Kritiker waren Experimente und Experimente ein Thema von echtem philosophischem Wert und musste als solcher behandelt werden. Eines ganz besonders Der interessante Punkt, der angesprochen wurde, war die Objektivität von Beobachtungsbeweisen und wie Dieses Problem bezieht sich auf die Theorie. Das Problem kann wie folgt formuliert werden: In ihren Experimenten interagieren, beobachten und manipulieren Forscher auch Phänomene der realen Welt um Beweise für die weitere Analyse zu sammeln, so wie es Weismann, Lamarck und Brown taten auf ihre Art vor vielen Jahren. Das Problem besteht dann darin, festzustellen, ob die Beobachtungen objektiv sind¹³ oder ob sie vom theoretischen Hintergrund des Forschers abhängen Wissen – ein Problem, das als „Theoriebelastung“ bekannt ist.

Die Standpunkte zu diesem Punkt waren geteilt. In vielen Fällen konnten Forscher nicht garantieren, dass Experimente aussagekräftige Erkenntnisse über Phänomene liefern, die ohne sie auskommen in irgendeiner Weise auf die Theorie zurückgreifen zu müssen. Der Grund dafür ist, dass jeder Forscher geht mit etwas Hintergrundwissen an die Welt heran. Sogar Brown näherte sich dem Phänomen, als er die Partikel beobachtete, die sich durch das Wasser bewegten mit dem Verstand eines Wissenschaftlers. Mehrere Kritiker der logischen Empiriker, darunter Thomas Kuhn, Norwood Hanson und Paul Feyerabend waren unter anderem hoch misstrauisch gegenüber Vorstellungen von Objektivität in Beobachtungsbeweisen. Für sie, Forscher Ich kann Laborbeweise nicht wirklich beobachten, sammeln und verwenden, ohne mich zu verpflichten sich einer gegebenen Theorie zuzuwenden.

Um das Ausmaß des Problems zu veranschaulichen, nehmen wir einen konkreten Fall aus der Geschichte der Astronomie. Frühe beobachtende Astronomen hatten sehr einfache Instrumente für Ob

¹³ Dieser Begriff wird im Sinne von unabhängig von Forschern, Instrumenten, Methoden oder Theorien verwendet.

Den Sternen dienen. Eine der ersten wichtigen Beobachtungen von Galileo Galilei – neben der Anzahl der Monde, die den Jupiter umkreisen – von Saturn im Jahr 1610. Zurück Dann vermutete er fälschlicherweise, dass Saturn ein großer Planet mit einem Mond auf jeder Seite sei. In den nächsten 50 Jahren zeichneten Astronomen weiterhin den Saturn mit den beiden Monden. oder mit „Armen“, die aus den Stangen herausragen. Erst 1959 folgerte Christiaan Huy richtig, dass die „Monde“ und „Arme“ tatsächlich das Ringsystem seien des Saturn. Dies war natürlich dank der verbesserten Teleskopoptik möglich. Der Punkt ist, dass bis zur eigentlichen Entdeckung des Ringsystems Astronomen damit beschäftigt waren Saturn in der gleichen Weise, wie Galileo ihn dargestellt hat.¹⁴

Das Beispiel zeigt mehrere Probleme im Zusammenhang mit explorativen Strategien und dem Problem der Theorieüberfrachtung. Es zeigt, dass die Beobachtung nicht immer die zuverlässigste ist Wissensquelle, einfach weil die Instrumente möglicherweise nicht leistungsfähig genug sind – oder manipuliert werden – um tatsächlich verlässliche Informationen über die Welt zu liefern. Es zeigt auch, dass die Erwartungen des Forschers eine wichtige Einflussquelle sind ihre Berichte. Dies gilt insbesondere für Fälle, in denen eine „Behörde“ eingerichtet wurde die Arbeitsgrundlage zu einem bestimmten Thema. Galileo ist ein Beispiel dafür, wie Autorität manchmal unbestritten bleibt.

Eine Kombination dieser beiden Probleme liefert die Geschichte der Physik. In den frühen 1920er Jahren gab es eine große Kontroverse zwischen Ernest Rutherford und Hans Pettersson über die Emission von Protonen aus Elementen wie Kohlenstoff und Silizium wird von Alphateilchen bombardiert. Beide Forscher führten durch ähnliche Experimente, bei denen sie einen Szintillationsschirm für Ohnmacht beobachten konnten Blitze, die durch Teilcheneinschläge entstehen. Während Petterssons Labor eine positive Beobachtung meldete, meldete Rutherfords Labor, dass es keinen der erwarteten Blitze gesehen habe Kohlenstoff oder Silizium. James Chadwick, Rutherfords Kollege, besuchte Petterssons Laboratorium, um ihre Daten auszuwerten und mögliche Fehler in ihrem eigenen Ansatz zu beheben. Während Petterssons Assistenten ihm die Ergebnisse zeigten, war Chadwick dabei Manipulationen an der Ausrüstung, ohne dass es jemandem bewusst ist. Chadwicks Manipulationen veränderten die normalen Betriebsbedingungen des Instruments und stellten dies sicher Es konnten tatsächlich keine Partikel auf den Bildschirm treffen. Trotzdem sind Petterssons Assistenten immer noch berichteten, Blitze gesehen zu haben, die sehr nahe an der unter früheren Bedingungen gemeldeten Geschwindigkeit lagen. Nach diesen Ereignissen wurden Petterssons Daten unumstritten diskreditiert (Stuewer 1985, 284–288).

Das Beispiel zeigt, dass die Beobachtungen des Forschers für uns von größerem Interesse sind Geprägt durch ihre Ausbildung und durch die Theorie, in der sie – und ihr Vorgesetzter und Mitarbeiter – gestalten Sie ihre Experimente. Dies wirft die folgende Frage auf den Kern unserer Studie zu explorativen Strategien. Ob Beobachtung – und andere Formen des Experimentierens – ist von theoretischen Erwartungen geprägt, in welchem Sinne könnte das Der gesamte Prozess des Experimentierens – vom Aufbau des Experiments bis zur Bewertung Daten, einschließlich der Manipulation von Instrumenten und Phänomenen, Erkenntnisse generieren über Phänomene, ohne sich auf die Theorie zu berufen?

¹⁴ Siehe (Brewer und Lambert 2001) und (Van Helden 1974).

Um diese Frage beantworten zu können, müssen wir den Begriff der „Theoriefülle“ präzisieren.¹⁵ Friedrich Steinle, ein Philosoph, der sich der Erforschung vieler Themen widmet dieser Fragen hat argumentiert, dass eine Konzeption der Theoriefülle wie diese

Der hier dargelegte Ansatz reicht nicht aus, um die Komplexität und Vielfalt wissenschaftlicher Natur zu erfassen Experimentieren (Steinle 1997, 2002). Seiner Meinung nach müssen wir zwischen zwei Arten von Experimenten unterscheiden, nämlich „theoriebasierten“ Experimenten und „explorativen“ Experimenten. Seiner Ansicht nach zeigen theoriegeleitete Experimente mehr oder weniger

die gleichen Merkmale, die für Beobachtungsexperimente in Kapitel 3 beschrieben wurden. Das heißt, Experimente werden mit „einer wohlgeformten Theorie im Hinterkopf, ausgehend von der ...“ vorbereitet und durchgeführt Von der ersten Idee über den konkreten Entwurf und die Ausführung bis hin zur Evaluation“ (Steinle 1997, 69). Nun zu sagen, dass ein Experiment „theoriegeleitet“ ist, deutet auf mindestens drei hin unterschiedliche Bedeutungen. Dies könnte bedeuten, dass die Erwartungen an die Ergebnisse sinken innerhalb des durch eine solche Theorie vorgegebenen Rahmens; es könnte bedeuten, dass das Design von das Experiment hängt mehr oder weniger von der Theorie ab; und es könnte bedeuten, dass die

Die für das Experiment verwendeten Instrumente sind stark theorieabhängig. So verstanden, Theoriegetriebene Experimente dienen mehreren spezifischen Zwecken, beispielsweise der Bestimmung von Parametern und der Einsatz von Theorien als heuristische Werkzeuge zur Suche nach neuen Effekten.

Im Gegensatz dazu nutzen explorative Experimente Strategien, die durch gekennzeichnet sind der Mangel an theoretischer Anleitung. Genauer gesagt, laut Steinle keine

Die oben genannten Bedeutungen, die theoriegeleiteten Experimenten zugeschrieben werden, gelten für explorative Experimente. Somit generiert ein exploratives Experiment Erkenntnisse über Phänomene, die sich weder an den von der Theorie vorgegebenen Rahmen richten, noch an die

Die zur Planung des Experiments verwendete Theorie und auch nicht die in den Instrumenten eingebaute Theorie werden verwendet. Mit anderen Worten: Das Experiment und seine Ergebnisse liefern relevante Informationen über Phänomene auf eigene Faust.

Ein gravierendes Problem dieser Sichtweise besteht darin, dass es an Ausgereiftheit mangelt

Es mangelt an theoretischem Verständnis und mangelndem Verständnis für die Ebenen der Theorie beteiligt an der Gestaltung, Durchführung und Analyse experimenteller Ergebnisse, die dies könnten helfen, diese Strategien entsprechend zu charakterisieren.¹⁶ Tatsächlich weisen P'fo Garc'ya und Marisa Ve lasco darauf hin, dass wir zunächst eine von Steinles Interpretationen verteidigen müssen

in der Lage sein, die verschiedenen Theorieebenen eines Experiments zu berücksichtigen¹⁷ als sowie um festzustellen, auf welcher dieser Ebenen die theoretische Anleitung am relevantesten ist (Garcia und Velasco 2013). Zusammenfassend lässt sich sagen, dass es keine Theorie gibt, die ein Experiment leitet. und es ist nicht klar, welche an einem Experiment beteiligten Theorien es zur Theorie machen Gefahren.

In diesem Zusammenhang erscheint die Idee, dass Experimente ausschließlich ohne Rückgriff auf die Theorie zu Erkenntnissen über Phänomene führen könnten, schwierig zu begründen. Wir konnten,

Begnügen Sie sich jedoch mit einer allgemeineren und möglicherweise schwächeren Interpretation dessen, was Sondierungsstrategien sind und in welchem Kontext sie gelten. Wir könnten dann charakterisieren

¹⁵ Der Leser muss sich darüber im Klaren sein, dass es in der Literatur zur „Theorie“ viele Feinheiten gibt „Beladung“, auf die wir hier nicht eingehen. Eine gute Diskussionsquelle finden Sie unter (Hanson 1958) und (Kuhn 1962).

¹⁶ Diese Ideen finden sich in (Garc'ya und Velasco 2013, 106).

¹⁷ Ian Hacking bietet einen ersten Ansatz zu den verschiedenen Arten und Ebenen der Theorie, die an einem beteiligt sind Experiment in (Hacking 1992).

charakterisieren explorative Strategien durch ihre relative Unabhängigkeit von starken Theorien
Einschränkungen und ihre Fähigkeit, signifikante Erkenntnisse zu generieren, die sich nicht einordnen lassen
– oder leicht formuliert – innerhalb eines etablierten theoretischen Rahmens. Ein paradigmatisches Beispiel findet
sich in der Frühgeschichte statischer Elektrizitätsphänomene,
aufgeführt von Charles Dufay, Andre-Marie Ampere und Michael Faraday. Wie Koray Karaca betont, wurden diese
Experimente in einem „neuen Forschungsfeld“ durchgeführt.
das damals weder über einen klar definierten noch etablierten theoretischen Rahmen verfügte (Karaca 2013). Die
aufgezeichneten Ergebnisse tragen dazu bei, den Elektromagnetismus voranzutreiben
die Disziplin, die wir heute kennen.

So verstanden, sollen explorative Strategien ganz spezifische epistemische Funktionen erfüllen. Sie sind
besonders wichtig für Fälle, in denen eine bestimmte wissenschaftliche
Das Fachgebiet kann beispielsweise aufgrund seiner empirischen Unzulänglichkeit überarbeitet werden. In solchen
Fällen spielen exploratorische Strategien eine grundlegende Rolle für den Erfolg von Theorien seit ihrer Entstehung
Die Ergebnisse sind per Definition nicht Teil der untersuchten Theorie. Sie sind
Dies ist auch dann wichtig, wenn explorative Strategien nur schwach in eine Theorie eingebunden sind
wesentliche Informationen über die Welt, die nicht in der Theorie selbst enthalten sind. Mehr
Im Allgemeinen sind die Erkenntnisse, die durch explorative Strategien gewonnen werden, in Bezug auf Respekt bedeutsam
bis hin zu einer Vielzahl von Zielen, die von eher praktischen Dingen wie dem Erlernen der Vorgehensweise reichen
Phänomene zu manipulieren, hin zu theoretischen Zielen wie der Entwicklung eines alternativen konzeptuellen
Rahmens.¹⁸ Als eine wichtige epistemische Funktion exploratorischer Strategien hebt Steinle auch die Tatsache
hervor, dass ihre Ergebnisse erhebliche Implikationen haben könnten
auf unserem Verständnis bestehender theoretischer Konzepte. Dies ist der Fall, wenn in der
Versuchen Sie, die von explorativen Strategien vorgeschlagenen Regelmäßigkeiten zu formulieren, Forscher
werden aufgefordert, bestehende Konzepte und Kategorien zu überdenken und sind gezwungen, etwas zu formulieren
neue, um eine stabile und allgemeine Formulierung des Experiments zu gewährleisten
Ergebnisse (Steinle 2002, 419).¹⁹ Angesichts dessen gibt es keine völlige Trennung zwischen
Experiment und Theorie, sondern ein komplizierteres Zusammenleben auf der Grundlage von Abschlüssen
Unabhängigkeit, Erkenntnisfähigkeit und Ähnliches.

Es ist interessant festzustellen, dass dies auch in der heutigen Zeit, in der die Technologie fortgeschritten ist, der Fall ist
Soweit wir uns im wissenschaftlichen Labor befinden, sind die in experimentellen Kontexten angewandten
Erkundungsstrategien immer noch von größter Bedeutung für den allgemeinen Fortschritt der Wissenschaft und
Maschinenbau. Darüber hinaus wäre es ein Fehler, dies aus diesen Beispielen zu entnehmen
Sie sind an historische Perioden der Wissenschaft, Forschungsgebiete oder wissenschaftliche Traditionen gebunden.
Ein Beweis dafür ist beispielsweise die Arbeit von Karaca zur Hochenergie-Teilchenphysik
davon (Karaca 2013).

Wir müssen uns nun fragen: Ist es möglich, explorative Strategien für Computersimulationen zu verstehen? Die
Antwort auf diese Frage lautet „Ja“, und zwar in der Form:
eine der am meisten geschätzten Anwendungen von Computersimulationen, nämlich ihre Fähigkeit dazu
Zeigen Sie uns eine Welt, zu der wir keinen einfachen Zugang haben. Eine Standardnutzung des Computers
Simulationen bestehen darin, zu untersuchen, wie bestimmte Phänomene der realen Welt simuliert werden
im Computer würde sich unter bestimmten spezifischen Bedingungen verhalten. Auf diese Weise sind Forscher in
der Lage, ihr Verständnis für dieses Phänomen unabhängig davon zu verbessern

¹⁸ Diese Idee wird von Kenneth Waters in (Waters 2007) diskutiert.

¹⁹ Weitere explorative Funktionen, wie etwa Ausgangspunkte wissenschaftlicher Forschung, mögliche Erklärungen,
und andere Funktionen werden diskutiert in (Gelfert 2016, 2018)

die Theorie oder das Modell, in das bzw. das die Phänomene eingebettet sind. Mit anderen Worten: Die Simulation liefert Informationen über Phänomene, die über das implementierte Modell hinausgehen. In solchen Fällen werden Computersimulationen typischerweise verwendet, um Ergebnisse für den jeweiligen Fall zu erzielen, und nicht, um allgemeine Lösungen abzuleiten oder abzuleiten.

Lassen Sie uns dies anhand eines Beispiels veranschaulichen.

Nehmen Sie den Einsatz von Computersimulationen in der Medizin. Ein wichtiger Fall ist die Untersuchung des Widerstands menschlicher Knochen, wofür es wichtig ist, ihre innere Architektur zu verstehen. Bei realen Materialexperimenten wird Kraft mechanisch ausgeübt, gemessen und Daten gesammelt. Das Problem bei diesem Ansatz besteht darin, dass die Forscher nicht zwischen der Festigkeit des Materials und der Festigkeit seiner Struktur unterscheiden können. Darüber hinaus zerstört dieser mechanische Prozess den Knochen, sodass es schwierig ist, zu erkennen und zu analysieren, wie die detaillierte innere Struktur auf zunehmende Kraft reagiert. Der beste Weg, verlässliche Informationen über den Widerstand der menschlichen Knochen zu erhalten, ist die Durchführung einer Computersimulation.

Zwei verschiedene Arten von Simulationen wurden am Orthopaedic Biomechanics Laboratory der University of California, Berkeley, von Tony Keaveny und seinem Team beschrieben (Keaveny et al. 1994; Niebur et al. 2000). Der erste Typ, ein echter Kuh-Hüftknochen, wurde in ein Computerbild umgewandelt. Dabei wurden sehr dünne Scheiben der Knochenprobe geschnitten und so vorbereitet, dass sich die komplizierte Knochenstruktur deutlich von den knochenfreien Räumen abheben konnte. Anschließend wurde jedes Stück in ein digitales Bild umgewandelt (Beck et al. 1997). Diese digitalisierten Bilder wurden später im Computer wieder zusammengesetzt, wodurch ein hochwertiges 3D-Bild eines bestimmten echten Kuhhüftknochens entstand. Der Vorteil dieser Simulation besteht darin, dass sie für jede einzelne Knochenprobe ein hohes Maß an Glaubwürdigkeit in Struktur und Aussehen behält. In dieser Hinsicht wird bei der Vorbereitung des Knochens und bei der Umwandlung in ein Computermodell wenig hinzugefügt, entfernt, gefiltert oder ersetzt.

In der zweiten Simulation wird ein stilisierter Knochen als 3D-Gitterbild computerisiert. Jedem einzelnen Quadrat innerhalb des Gitters werden verschiedene Breiten zugewiesen, die auf durchschnittlichen Messungen der inneren Strebenbreiten von echten Kuhknochen basieren und durch einen zufälligen Zuordnungsprozess im Verhältnis zueinander abgewinkelt werden (Morgan 2003). Die Vorteile des stilisierten Knochens liegen in der Vertrautheit mit dem Modellierungsprozess. Die Forscher beginnen mit der Hypothese einer einfachen Gitterstruktur, zu der nach Bedarf Details und Funktionen hinzugefügt werden. Auf diese Weise entsteht von Anfang an eine idealisierte und vereinfachte abstrakte Struktur des Knochens.

So gesehen ähnelt die erste Simulation Verfahren, die eher experimentellen Aufbauten ähneln, während die zweite Simulation Methoden ähnelt, die in mathematischen Modellierungspraktiken zu finden sind. Insofern sind alle Merkmale der zweiten Simulation von den Forschern ausgewählt und ihnen somit bekannt. Dies gilt nicht unbedingt für die erste Simulation, bei der Forscher es mit einem materiellen Objekt zu tun haben, das immer noch die Fähigkeit besitzt, die Forscher zu überraschen und zu verwirren (223).

In beiden Fällen besteht die Simulation jedoch in der Implementierung eines mathematischen Modells unter Verwendung der Gesetze der Mechanik. Der Computer berechnet dann die Wirkung der Kraft auf einzelne Elemente in jedem Gitter und fügt die einzelnen Wirkungen zu einem Gesamtmaß der in der Knochenstruktur gegebenen Festigkeit zusammen. Es ist

Interessant ist, dass die Simulation auch eine visuelle Darstellung des internen Verhaltens ermöglicht. Die Knochenstruktur verhält sich unter Druck, ebenso wie die Bruchstelle.

Beide Simulationen sind in Design und Ziel explorativ: Sie untersuchen, wie die Struktur der Knochen verhält sich unter bestimmten Stress- und Druckbedingungen und fördern so das Verständnis des Forschers. Darüber hinaus ermöglichen beide Simulationen den Forschern, zu erfahren, wie die Architektur der Knochen bei realen Unfällen reagiert. welche Voraussetzungen für einen Knochenbruch vorliegen und wie Knochen am besten repariert werden können, alle Informationen, die über das implementierte mathematische Modell hinausgehen.²⁰

Man könnte natürlich einwenden, dass diese Computersimulationen, wie alle anderen Computersimulationen auch, theoriegeleitet sind in dem Sinne, dass das mathematische Modell mit Die Berechnungen bilden den theoretischen Rahmen. Allerdings soll, wie ich gerade erwähnt habe, die Idee von Computersimulationen als explorativen Experimenten entstehen bedeutende Erkenntnisse über Phänomene ohne starke Bindung zur Theorie. Lassen Wir erinnern uns, dass ein theoriegeleitetes Experiment drei verschiedene Bedeutungen haben kann, keine Ich glaube, dass dies auf die Art von Computersimulation anwendbar ist, die hier beispielhaft dargestellt wird. Dies kann nicht bedeuten, dass die Erwartungen hinsichtlich der Ergebnisse der Simulation erfüllt sind fallen in den von einer gegebenen Theorie vorgegebenen Rahmen, da die Ergebnisse Informationen liefern, die nicht im mathematischen Modell enthalten sind. Es könnte auch nicht heißen dass die Gestaltung des Experiments mehr oder weniger von der Theorie abhängt. Das Beispiel zeigt sehr deutlich, dass abgesehen von der Umsetzung einer Handvoll mechanistischer Gesetze Es gibt kaum eine Theorie, die die Simulation untermauert. Schließlich konnte es nicht bedeuten, dass die Die für das Experiment verwendeten Instrumente sind stark theorieabhängig. Obwohl es wahr ist dass der Computer an Theorie und Technik gebunden ist, im Prinzip spielen diese wenig Rolle bei der Erzielung zuverlässiger Ergebnisse.²¹

Das Beispiel zeigt dann zwei Simulationen, die zu explorativen Zwecken verwendet werden. Ähnlich wie wir über explorative Experimente gesagt haben, generieren diese Simulationen eine erhebliche Menge an Erkenntnissen, die nicht (einfach) in einen gut etablierten theoretischen Rahmen eingeordnet werden können. Die Tatsache, dass beide mathematische Modelle unter Verwendung der Gesetze der Mechanik implementieren, trägt nicht dazu bei, den neuen Erkenntnissen Rechnung zu tragen. Ich glaube, das Gegenteil ist der Fall. Das heißt, die neuen Erkenntnisse, die sich aus den Ergebnissen ergeben Tragen Sie zur Konsolidierung, Neuformulierung und Überarbeitung der Konzepte, Prinzipien und Annahmen einer medizinischen Theorie über Knochen und einer physikalischen Theorie über die Knochen bei Beständigkeit von Materialien und die in der Simulation integrierten Modelle. Dies sind laut Steinle (Steinle 2002) die Hauptmerkmale explorativer Experimente.

In diesem Sinne sind die Ergebnisse der Simulationen relativ unabhängig von starken theoretische Einschränkungen, die in den Simulationsmodellen enthalten sind.

²⁰ Es wird behauptet, dass die Informationen, die eine Computersimulation liefern kann, bereits in den implementierten Modellen enthalten sind. Ich halte diese Behauptung aus zwei Gründen für besonders irreführend. Erste, Denn es gibt mehrere Fälle, in denen Computersimulationen zu neuen Phänomenen führen nicht unbedingt in den implementierten Modellen enthalten. Daher gibt die Behauptung falsche Auskunft über den Umfang von Modelle und stellt die Rolle von Computersimulationen falsch dar. Zweitens, denn selbst wenn die implementierten Modelle alle Informationen enthalten, die die Simulation zu bieten vermag, ist dies eine Tatsache sagt nichts über das Wissen aus, das die Forscher haben. Es ist praktisch unmöglich und pragmatisch sinnlos, die Menge aller Lösungen eines Simulationsmodells zu kennen. Gerade für diese Fälle Wir haben Computersimulationen.

²¹ Erinnern Sie sich an unsere Diskussion in Kapitel 4 über die Zuverlässigkeit von Computersimulationen.

Unter diesem Gesichtspunkt erfüllen Computersimulationen eine Rolle als explorative Strategien im ähnlichen Sinne wie Experimente. Natürlich müssen Forscher bei der Bewertung ihrer Ergebnisse immer noch berücksichtigen, dass es sich um ein Modell handelt im Gegensatz zur mehr oder weniger direkten Interaktion mit einer nicht theoretisierten Welt. Außer Es scheint, dass explorative Aktivitäten tief in die Nutzung und Epistemik eingebunden sind Funktionen, die durch Computersimulationen bereitgestellt werden.²²

5.2 Nichtsprachliche Formen des Verstehens

5.2.1 Visualisierung

Erklärungen, Vorhersagen und Erkundungsstrategien tragen zum Verständnis bei des Wortes durch irgendeine Form des sprachlichen Ausdrucks. Im Falle einer Erklärung ist das ganz einfach. Forscher rekonstruieren das Simulationsmodell, ein logisch-mathematischer Ausdruck, um eine Erklärung ihrer Ergebnisse zu bieten. Bei der Vorhersage hingegen geht es darum, quantitativ messbare Ergebnisse zu erzielen Erzählen Sie Forschern etwas Sinnvolles über ein Zielsystem. Zum Schluss noch explorativ Strategien bestehen darin, aussagekräftige Erkenntnisse über Phänomene in Form von zu generieren Daten (z. B. Zahlen, Matrizen, Vektoren usw.). Letztlich alle drei epistemischen Funktionen wie sie hier vorgestellt werden, beziehen sich auf Formen sprachlicher Darstellungen. Es gibt auch eine Eine alternative, nichtsprachliche Darstellungsweise, die wichtige Möglichkeiten zum Verständnis eines Zielsystems bietet: die Visualisierung von Ergebnissen von Computersimulationen.²³

Da es sich bei Visualisierungen um echte Formen des Einblicks in ein Zielsystem handelt, kann nicht davon ausgegangen werden, dass sie redundante Informationen vermitteln, die bereits im Zielsystem enthalten sind Ergebnisse einer Computersimulation. Die philosophische Studie zu Visualisierungen widersetzt sich jede Interpretation, die sie auf bloße ästhetische Betrachtung oder als unterstützendes Vehikel relevanter Informationen reduziert. Stattdessen werden Visualisierungen angenommen epistemisch wertvoll für eigenständige Computersimulationen. Insofern, Visualisierungen sind ein integraler Bestandteil der Argumentation des Forschers und unterliegen dieser die gleichen Prinzipien von Stärke und Solidität, Akzeptanz und Ablehnung wie Theorien und Modelle.

Bevor wir nun etwas über Visualisierungen sagen können, müssen wir dies zunächst bemerken Es gibt mehrere Möglichkeiten, den Begriff zu analysieren. Hier interessiert uns nicht der theoretisch komplizierte Prozess der Nachbearbeitung der Ergebnisse einer Simulation in eine Visualisierung. Das bedeutet, dass wir weder an Transformationen (z. B. geometrischen, topologischen usw.) noch an der Art der Algorithmen interessiert sind, nach denen sie operieren

²² Zugegebenermaßen werden viele Computersimulationen unter dieser Interpretation explorativ. Ich nicht sehen darin ein Problem, denn diese Eigenschaft passt gut zum Wesen und Einsatzzweck von Computersimulationen. Ich sehe jedoch, dass Wissenschaftsphilosophen Einwände gegen meine Interpretation erheben, vor allem weil Dadurch wird der Sonderstatus, der einigen Arten von Experimenten ursprünglich zuerkannt wurde, aufgehoben.

²³ Da wir ausschließlich an der Visualisierung in Computersimulationen interessiert sind, sind andere Arten der Visualisierung wie Grafiken, Fotos, Filmvideos, Röntgenaufnahmen und MRT-Bilder ausgeschlossen unsere Studie.

die Daten (z. B. Skalaralgorithmen, Vektoralgorithmen, Tensoralgorithmen usw.). Wir sind Ich bin auch nicht an einer Nachbearbeitungshaltung zur Verfeinerung der Ergebnisse interessiert. Für uns stehen die Visualisierungen an sich im Vordergrund. Uns interessiert das visuelle Ergebnis einer Computersimulation zur erkenntnistheoretischen Bewertung. Kurz gesagt, wir sind an der Art des Verständnisses interessiert, das man durch die Visualisierung einer Simulation erhält, und was Forscher damit machen können.

Auch hier beschränken wir unser Interesse auf vier verschiedene Analyseebenen Visualisierung. Das sind: die räumliche Dimension (also 2D- und 3D-Visualisierungen), die Zeitentwicklungsdimension (statische und dynamische Visualisierungen), die Manipulierbarkeitsdimension (d. h. Fälle, in denen Forscher in die Visualisierung eingreifen und Änderungen vornehmen können). durch Hinzufügen von Informationen, Ändern des Beobachtungspunkts usw.) und die Kodierungsdimension (d. h. Standardisierungen, die zur Kodierung der Visualisierungen verwendet werden, wie Farbe, Position usw.). Jede Dimension einzeln, sowie in Verbindung mit anderen, bieten verschiedene Arten von Visualisierungen an.

Die Gesamtbedeutung von Visualisierungen besteht darin, dass sie ein Komplex räumlicher Verteilungen und Beziehungen von Objekten, Formen, Zeit, Farbe und Dynamik sind. Laura Perini erklärt, dass Visualisierungen in dem Sinne teilweise konventionelle Interpretationen sind Auch die Beziehung zwischen einem Bild und dem Inhalt wird nicht durch intrinsische Faktoren bestimmt Merkmale des Bildes oder durch eine Ähnlichkeitsbeziehung zwischen dem Bild und seiner Referenz. Vielmehr ist etwas außerhalb des Bildes und seiner Referenz notwendig bestimmen ihr Bezugsverhältnis (Perini 2006). Ein gutes Beispiel für solche Konventionen ist die Verwendung einiger Formen der Kodierung, wie z. B. Farbe – Helligkeit, Kontrast usw. – Glyphen und dergleichen. Werfen wir einen genaueren Blick auf die Farbe. Blau steht immer für Kälte in einer Simulation inklusive Temperatur. Es würde gegen unausgesprochene Regeln der wissenschaftlichen Praxis verstoßen, es in Rot oder Grün zu ändern. Ähnliches gilt für einige Symbole: einen Pfeil, steht zum Beispiel für gehen – bewegen, verschieben – vorwärts – nach oben, in Richtung – wenn es ist Die Spitze zeigt nach oben. Da sind die Interpretation und das Verständnis von Visualisierungen Oftmals sind Änderungen für Forscher zu natürlich und automatisch und führen zu Verwirrung und unnötige Verzögerungen in der wissenschaftlichen Praxis.²⁴ In diesem Sinne die Nutzung und Anwendung Die Kenntnis der richtigen Konventionen ist notwendig, um visuelle Darstellungen zu verstehen (864).

Betrachten Sie nun den Fall, dass die räumliche Verteilung eines ansonsten standardmäßigen Bildes geändert wird. Im Gespräch mit einer Gruppe von Kollegen an der University of Colorado Boulder, das Umdrehen einer Weltkarte ist ein Beispiel aus persönlicher Erfahrung. In diesem Fall wäre Südamerika „oben“ und Nordamerika wäre „unten“. „Norden“ und „Süden“ würden natürlich auch verschoben. Umdrehen Auf diese Weise könnte eine Karte eine politische Aussage sein, da wir normalerweise „oben“ zuordnen. – in der räumlichen Verteilung auf der Karte – irgendwie besser oder wichtiger zu sein. Meine Kollegen fanden die Idee sehr ansprechend, da sie einen „geistigen Krampf“ hervorruft. die Welt „auf den Kopf gestellt“ zu sehen.²⁵ Damit meine ich einfach, dass wir dafür ein paar brauchen würden

²⁴ Perini untersucht diese Idee in (Perini 2004, 2005).

²⁵ Hier sind zwei Punkte anzumerken. Erstens stammt die Idee eines „geistigen Krampfes“ von Wittgenstein, der sagte, dass philosophische Probleme mit einem zu lindernden Geisteskrampf oder einem Knoten in unserem Gehirn verglichen werden Denken, ungebunden zu sein (Wittgenstein 1976). Zweitens gibt es keine „auf den Kopf gestellte“ Welt, da sie lediglich die Art und Weise, wie wir – als Menschen – beschlossen haben, es darzustellen. Solange Nord und Süd erhalten bleiben

Sekunden, um die neue räumliche Verteilung des Kontinents zu verstehen. Wie erwähnt, Die Standardisierung von Farben, Symbolen und Notationen ist grundsätzlich konventionell Interpretationen, die den freien Fluss der wissenschaftlichen Praxis erleichtern.

In diesem Zusammenhang können Computervisualisierungen mehrere epistemische Funktionen erfüllen. Überlegen Sie, wie gut ein Forscher ein Zielsystem durch bloßes Hinsehen verstehen könnte auf die Beziehung der räumlich und zeitlich verteilten Objekte, ihre visuellen Eigenschaften und Verhaltensweisen, Farben und dergleichen. Sie alle tragen zur Gesamtbedeutung bei dessen, was der Forscher beobachtet. Darüber hinaus erleichtern Visualisierungen die Identifizierung von Problemen im Gleichungssystem, aus dem die Computersimulation besteht. Mit anderen Worten: Eine Visualisierung kann zeigen, wo etwas schief gelaufen ist, wo etwas Unerwartetes passiert ist, oder einfach eine falsche Annahme im Modell aufzeigen. Das lässt sich natürlich nicht sagen dass Visualisierungen technische Lösungen liefern können. Vergleichen Sie diese Idee mit Verifizierungs- und Validierungsmethoden. In letzteren Fällen sind diese Methoden dazu gedacht Lokalisieren Sie eine Reihe von Problemen (z. B. falsche mathematische Ableitungen bei der Diskretisierung). Prozess) und die Bereitstellung der theoretischen Werkzeuge, die zu einer Lösung führen. Im Fall von Visualisierung erfolgt die Identifizierung von Fehlern durch visuelle Inspektion und ist daher abhängig auf das geschulte Auge der Forscher. In diesem Sinne sind Visualisierungen sehr nützlich für Unterstützung bei der Entscheidung über verschiedene Vorgehensweisen und Bereitstellung einer fundierten Grundlage Entscheidungen, aber sie bieten keine formalen Werkzeuge zur Behandlung von Problemen in der Simulation Modell. In diesem Zusammenhang sind auch Visualisierungen wichtig, da sie die Nutzungsmöglichkeiten erweitern von Computersimulationen in den sozialen und politischen Bereich.

Lassen Sie mich diese eher abstrakte Diskussion nun anhand eines Beispiels eines Tornados veranschaulichen. Eines der Hauptprobleme der Sturmwissenschaft besteht darin, dass die Menge an Informationen, die Forscher über einen echten Tornado haben, eher begrenzt ist. Auch bei hochanspruchsvollen atmosphärische Satellitenbilder und Tornadojäger, der aktuelle Stand der Wissenschaft Die Instrumentierung kann den Forschern kein vollständiges Bild davon liefern, was vor sich geht. Aus diesen und anderen Gründen wie der Bequemlichkeit und Sicherheit, Tornados vom Desktop aus zu untersuchen, neigen Forscher eher dazu, diese Naturphänomene mit Hilfe von Computersimulationen zu untersuchen. In dieser Hinsicht ist Lou Wicker von der Das NOAA National Severe Storms Laboratory sagt: „Vom Feld aus können wir es nicht beurteilen Ich weiß nicht genau, was los ist, aber wir denken, dass das Computermodell vernünftig ist Annäherung an das, was vor sich geht, und mit dem Modell können wir das Ganze erfassen Geschichte“ (Barker 2004).

Die Simulation, die Lou Wicker, Robert Wilhelmson, Leigh Orf und andere nachstellen, ist die Entstehung eines Supertwisters, ähnlich dem, der in Manchester, South Dakota, zu sehen war im Juni 2003. Die Simulation basiert dann auf einem Sturmmodell, das Bewegungsgleichungen für Luft- und Wassersubstanzen (z. B. Tröpfchen, Regen, Eis) und Gittergrößen enthält Die Bandbreite reicht von einer einheitlichen Auflösung von fünf Metern bis hin zu einer viel höheren Auflösung. Daten sind Wird zur Bestimmung der Bedingungen vor dem Tornado verwendet, wie z. B. Windgeschwindigkeit, Luftdruck und Luftfeuchtigkeit in der Nähe von Manchester zu diesem Zeitpunkt. Da die Daten recht spärlich sind, könnte dies der Fall sein stellen Punkte dar, die durch Entfernungen von zwanzig Metern bis zu drei Kilometern voneinander getrennt sind.

fest, können wir den Globus so darstellen, wie wir es möchten – ein gutes Beispiel dafür ist das Logo des Vereinte Nationen. Eine künstlerische Darstellung davon finden Sie im Werk von Jose Torres García, *America Invertida*, 1943.

Dies bedeutet, dass Forscher bei der Analyse der Visualisierung einen so großen Bereich der räumlichen Verteilung berücksichtigen müssen.

Natürlich wird die Visualisierung des Tornados verkleinert. Das räumliche Ausmaß des Tornados reicht von einigen Kilometern Höhe bis zu einigen hundert Kilometern Breite und Tiefe. Auch die Gesamtlauzeit der Simulation kann variieren, abhängig von der Auflösung des Tornados und der Anzahl der darin enthaltenen Elemente – etwa ob es sich um mehr als einen Tornado handelt oder ob auch die Zerstörung einer ganzen Stadt simuliert wird. Darüber hinaus hängt die Zeitspanne eines Tornados auch von seiner anfänglichen Entstehung, Entwicklung und seinem Untergang ab. Aus diesen Gründen werden Computersimulationen typischerweise in „Sturmstunden“ gemessen. Die Visualisierung eines Tornados vom Typ F3 innerhalb einer Superzelle in (Wilhelmson et al. 2005) stellt eine Stunde Sturmentwicklung dar, obwohl die Visualisierung nur etwa eineinhalb Minuten dauert.

Beachten wir auch, dass die Integration und Choreografie der Visualisierung ebenso wichtig ist wie die Visualisierung selbst. Es müssen Entscheidungen getroffen werden, um sich auf die wichtigsten Daten und Ereignisse zu konzentrieren. Bei der Visualisierung des Tornados wurden Tausende berechneter Flugbahnen auf einige der aussagekräftigsten reduziert. Es gibt typischerweise zwei Gründe, Visualisierungen auf diese Weise zu bearbeiten: Entweder gibt es Daten, die für eine Visualisierung irrelevant sind, oder es gibt Daten, die für bestimmte Zwecke in der Visualisierung irrelevant sind. Trish Barker berichtet beispielsweise, dass eine vollständige Visualisierung von (Wilhelmson et al. 2005) aufgrund der überwältigenden Menge an anzuzeigenden Informationen „wie ein Teller Engelshaarnudeln aussehen würde“ (Barker 2004). In solchen Fällen verfehlt die Visualisierung ihren Zweck, da sie wenig Verständnis für das vorliegende Phänomen liefern würde – ein ähnlicher Punkt wird bei der Verkleinerung der Visualisierung in Zeit und Raum angesprochen.

In den meisten Fällen nutzen Forscher jedoch alle verfügbaren Daten, sie beleuchten lediglich verschiedene Aspekte davon. Auf diese Weise ist es möglich, aus derselben Simulation unterschiedliche Informationen zu erhalten. Und unterschiedliche Informationen führen zu unterschiedlichen Vorgehensweisen und Präventionsmaßnahmen und zur Identifizierung von Problemen in der Simulation, die während der Entwurfs- und Programmierphase nicht vorhergesehen wurden. Ein interessantes Beispiel für Letzteres liefert Orf, der erwähnt, dass bei der Visualisierung der Entstehung des Tornados der Regen nicht wie vorgesehen aus dem Tornado zentrifugiert wurde. Er kommt zu dem Schluss: „Daran müssen wir arbeiten“ (Orf et al. 2014).

Das Ziel der Simulation besteht also nicht nur darin, komplexe mathematische Modelle zu berechnen, sondern vielmehr darin, die Struktur, Entstehung, Entwicklung und den Untergang großer, schädlicher Tornados zu visualisieren, die in Superzellen erzeugt werden. Um dies zu erreichen, ist ein entscheidender Aspekt der Visualisierung ihr Realismus. Das heißt, die Visualisierung muss über eine ausreichende Auflösung verfügen, um Tornadozuflüsse in geringer Höhe, dünne Niederschlagsschächte, die neben dem Haupttornado „Hakenechos“ bilden, Wolken und, wenn möglich, die Bodenebene, über die der Tornado zieht, sowie alle Trümmer zu erfassen es zerstreut.

Visueller Realismus ist mehr als ein ästhetisches Merkmal, er ist für die Beurteilung von Computersimulationen von wesentlicher Bedeutung. Orf erinnert sich, wie er Tornado-Verfolger nach ihrer Meinung zur Visualisierung seiner Simulation fragte (siehe Abbildung 5.1 und Abbildung 5.2). Für die Experten vor Ort sieht die Visualisierung einigermaßen vernünftig aus, das heißt, der visuelle Realismus ist überzeugend, obwohl ein tiefes Verständnis des Simulationsmodells und der Methoden zur Visualisierung des Tornados fehlt. Den Tornado-Verfolgern geht es nur um das ästhetische Erlebnis.

Erfahrung, die der realen Erfahrung nahe kommt. Dies schmälert jedoch nicht ihre Wertschätzung für die erkenntnistheoretische Kraft von Computersimulationen. Zuverlässigkeit der Simulationsmodell und Vertrauen in die Ergebnisse bieten Orf und sein Team, denn sie sind dafür in der Arbeitsteilung verantwortlich.

Ein weiteres wichtiges Element für den visuellen Realismus ist die Farb- und Glyphencodierung. Als Robert Patterson erzählt, dass farbige Stromröhren die Bewegung und Geschwindigkeit von darstellen Partikel, wenn sie in den Luftstrom freigesetzt werden, und zeigen die Luftströmungsgeometrie in und um sie herum der Tornado.²⁶ Die Farbveränderungen der Stromröhren liefern zusätzliche Informationen über die Lufttemperatur und den Abkühlungs-Aufheiz-Prozess – Stromröhren sind beim Aufsteigen orange und beim Absenken hellblau. Interessanterweise spielt die Farbe eine weitere informative Rolle, indem sie beispielsweise den Druck und die Rotationsgeschwindigkeit des Tornados hervorhebt. Die Kugeln im Niederdruckwirbel stellen den sich entwickelnden Tornado dar, der aufsteigt im Aufwind und werden durch den Druck eingefärbt (siehe Abbildung 5.1 und Abbildung 5.2). Kippen Abhängig von der Temperatur gefärbte Kegel stellen die Windgeschwindigkeit und -richtung dar Oberfläche und zeigen die Wechselwirkung von warmer und kalter Luft um den sich entwickelnden Tornado (Wilhelmson et al. 2010).

Donna Cox, Leiterin der NCSA-Abteilung für experimentelle Technologien, bringt es auf den Punkt poetisch die Teamarbeit, die bei der Entwicklung dieser Visualisierung erforderlich war. Sie stellt sich vor Kollegen als „ein sehr fleißiges, kooperatives Renaissance-Team“ (Barker 2004). Damit macht Cox deutlich, dass diese spezielle Visualisierung komplex ist Prozess, der eine Konsultation zwischen Forschern und Disziplinen beinhaltet. Barker erklärt weiter, dass in jeder Phase des Prozesses eine Konsultation der Forscher erforderlich ist gegenseitig, um fundierte Entscheidungen über die Auswahl der aussagekräftigsten zu treffen Daten und wie man daraus am besten aussagekräftige Informationen gewinnt.

An diesem Punkt ist es interessant festzustellen, dass ein gegenläufig rotierender Satellitentornado auf der Seite des Haupttornados erscheint (siehe Abbildung 5.2). Dies ist ein Phänomen, das die Experten berichten, dass es in der Natur nur selten beobachtet wird, und es wurde auch nur selten aufgezeichnet Sturmjäger. Tatsächlich wurde der zweite gegenläufige Satellitentornado nicht beobachtet in Manchester, noch hatten die Forscher mit seinem Erscheinen gerechnet. Dennoch erkennen die Tornado-Verfolger die Möglichkeit eines Satellitentornados an richtige Annahmen in die Computersimulation eingebaut. Daraus könnten wir schließen Der zweite Tornado verwirrt die Forscher in dem Sinne, dass er unerwartet und dennoch empirisch möglich ist. Hier ist eine kurze Erinnerung angebracht. In Kapitel 3 haben wir über Maria gesprochen Morgan behauptet, dass Computersimulationen Forscher überraschen, aber nicht verwirren sie, weil das Verhalten der Simulation auf diese zurückgeführt und erklärt werden kann Bedingungen des zugrunde liegenden Modells. Der Leser ist nun eingeladen, dieses Kapitel noch einmal durchzulesen Licht dieses Beispiels.

Zurück zur Analyse von Visualisierungen in Computersimulationen: Wir sehen das Forscher könnten eine sehr komplexe Computersimulation eines Tornados in „Echtzeit“ erstellen und ihn zusammen mit seinen Eigenschaften und seinem Verhalten visualisieren. Durch diese Visualisierungen sind Forscher in der Lage, die Entstehung, Entwicklung und den Untergang zu verstehen Die Darstellung eines Tornados ist weitaus effizienter als über jede andere sprachliche Form (z. B. mathematische und Simulationsmodelle, Matrizen, Vektoren oder jede numerische Form der Darstellung).

²⁶ Ein vollständiges Video, das die Entwicklung des Tornados zeigt, finden Sie unter http://avl.ncsa.illinois.edu/wp-content/uploads/2010/09/NCSA_F3_Tornado_H264_864.mov _

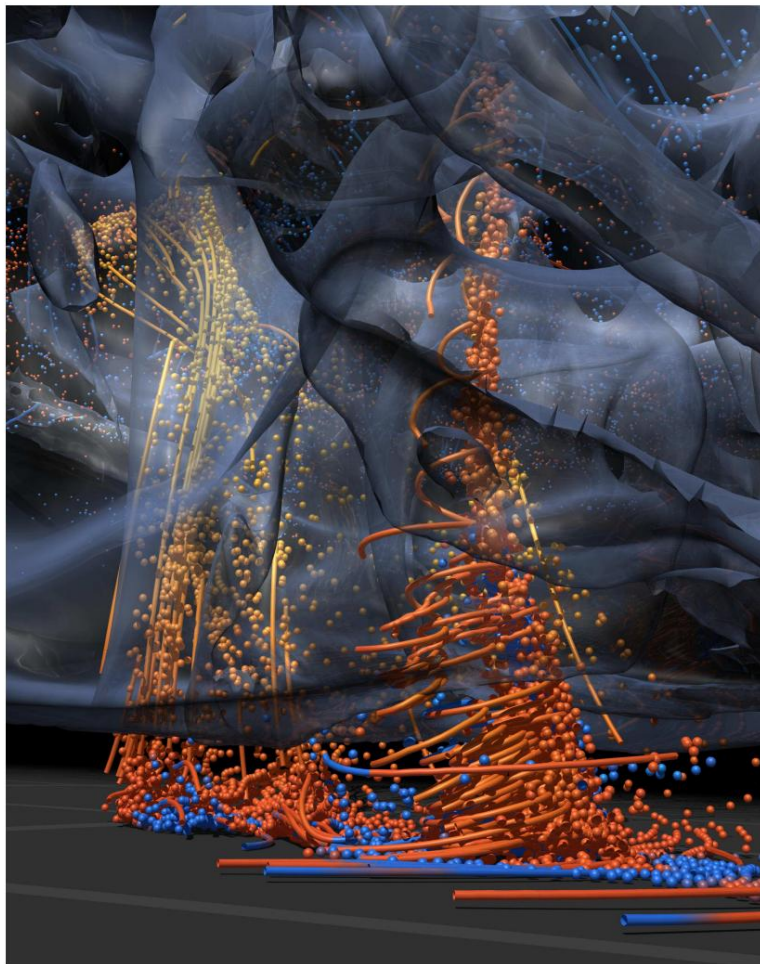


Abb. 5.1 Bild der Visualisierung eines Tornados vom Typ F3 mit Wolkenbildung. Erstellt vom Advanced Visualization Laboratory der NCSA. Mit freundlicher Genehmigung des National Center for Supercomputing Applications (NCSA) und des Kuratoriums der University of Illinois.

(Ergebnisse von Computersimulationen). Forscher sind außerdem in der Lage, den unerwarteten gegenläufigen Satellitentornado zu erklären, seine Entwicklung vorherzusagen, seine Leistung zu beschreiben, seine Flugbahn zu untersuchen und die Anfangsbedingungen zu analysieren, die diesen Satellitentornado überhaupt erst ermöglicht haben.

So verstanden ist diese Visualisierung für verschiedene epistemische Bestrebungen nützlich, beispielsweise für die Erklärung einer Reihe tornadobezogener Fragen, die Messung ihrer internen Werte und die Vorhersage des potenziellen Schadens des Tornados. Beachten wir, dass Erklärung und Vorhersage hier den Sinn haben, dass es sich um epistemische Funktionen handelt, die auf einer nichtsprachlichen Grundlage beruhen. In diesem Sinne hängen diese Erklärungs- und Vorhersageformen voneinander ab

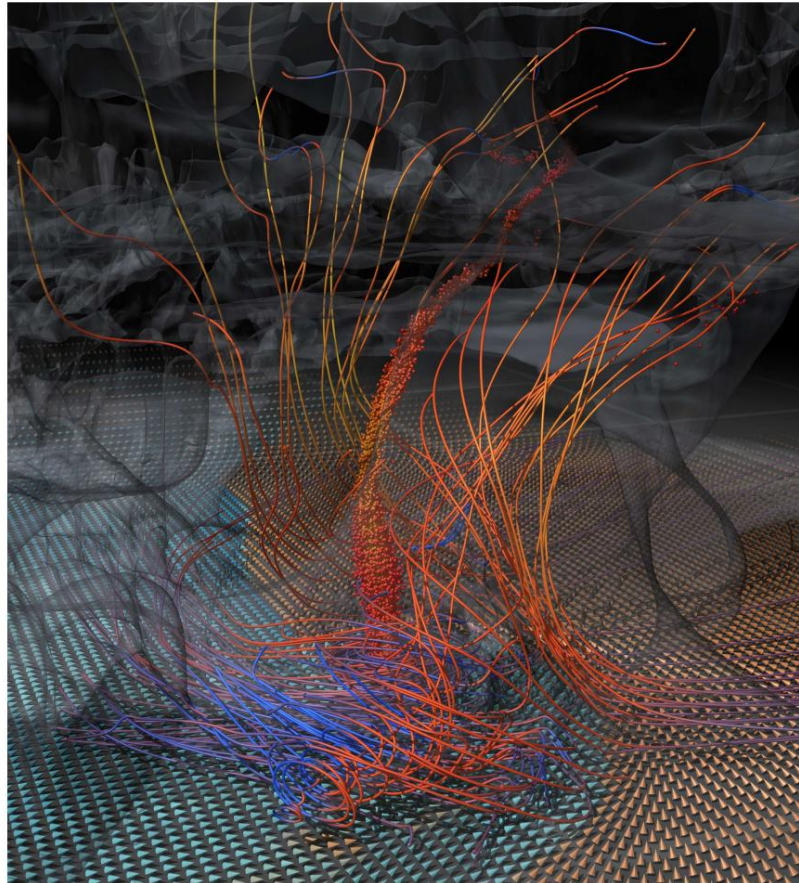


Abb. 5.2 Bild der Visualisierung eines Tornados vom Typ F3 mit der Bildung eines Satellitentornados. Erstellt vom Advanced Visualization Laboratory der NCSA. Mit freundlicher Genehmigung des National Center for Supercomputing Applications (NCSA) und des Kuratoriums der University of Illinois.

auf einer psychologischen und ästhetischen Wahrnehmung der Tornados und nicht auf einer sprachlichen Rekonstruktion der Visualisierung – sofern das überhaupt möglich ist. Eine weitere wichtige Verwendung dieser Visualisierung besteht darin, die anfänglichen Eingabedaten zu validieren und dem zugrunde liegenden Simulationsmodell Zuverlässigkeit zu verleihen. Wenn das Verhalten des Tornados zu sehr von einem echten Tornado abweicht – oder von dem, was die Experten erwarten –, haben Forscher Grund zu der Annahme, dass die Simulation, die Eingabedaten oder beides falsch sind.

Die Visualisierung des Tornados – statisch dargestellt in den Abbildungen 5.1 und 5.2 – kann als dreidimensionale, dynamische Entwicklung mit der Möglichkeit zur Manipulation der Anfangs- und Randbedingungen zusammengefasst werden. Charakteristisch für diese Art der Visualisierung ist, wie bei den meisten Visualisierungen in Computersimulationen, die Darstellung auf einem Computerbildschirm. Auch wenn es willkürlich wirken könnte, auf etwas so Offensichtliches hinzuweisen,

Die Fähigkeit des Forschers, die Visualisierungen zu manipulieren, zu visualisieren und letztendlich zu verstehen, unterliegt besonderen Einschränkungen. Auf diesen Punkt werde ich zum Schluss noch einmal zurückkommen des Abschnitts.

Anspruchsvollere Formen der Visualisierung finden sich in hochmodernen wissenschaftlichen Forschungseinrichtungen. Mir fallen zwei Formen ein, nämlich „Virtual Reality“ (VR) und „Augmented Reality“ (AR). Die erste bezieht sich auf Visualisierungen, wo sich der Forscher befindet in der Lage, mit ihnen zu interagieren, indem sie spezielle Geräte wie eine Schutzbrille und einen „Mausstab“ verwenden. Am Höchstleistungsrechenzentrum Stuttgart (HLRS) der Universität Stuttgart haben Forscher eine komplette Nachbildung der Stadt Forbach nachgebaut im Schwarzwald, zusammen mit dem Kraftwerk Rudolf Fettweis. Projizieren der Visualisierung in einem speziellen Raum – bekannt als Cave Automatic Virtual Environment (HÖHLE)²⁷ – Forscher können Forbach umrunden, in den Staudamm gelangen und die Höhle besichtigen unterirdische Turbinen und inspizieren Sie das Reservoir, alles mit Hilfe eines speziellen Satzes von Linsen. Darüber hinaus könnten Forscher jedes Haus in der Umgebung betreten und beobachten, wie Bau- und Modernisierungsprojekte wirken sich auf die Bürger, die Tierwelt und die Umwelt im Allgemeinen aus (Gedenk 2017). Dadurch, dass die Simulation sozusagen außerhalb des Computerbildschirms stattfindet, ergeben sich erhebliche Vorteile für die Praxis von Computersimulationen sowie das Verstehen der Ergebnisse und die Kommunikation ihnen.



Abb. 5.3 Die Cave Automatic Virtual Environment (CAVE). Der CAVE bietet Forschern einen umfassenden Einblick Sie können in eine 3D-Simulationsumgebung eintauchen, um ihre Berechnungen zu analysieren und zu diskutieren. Erstellt von der Abteilung Visualisierung am Höchstleistungsrechenzentrum Stuttgart (HLRS), Universität Stuttgart. Mit freundlicher Genehmigung des HLRS, Universität Stuttgart.

²⁷ Die CAVE ist ein drei mal drei mal drei Meter großer, pechschwarzer Raum mit fünf Single-Chip-DLP-Projektoren mit einer Auflösung von 1920 mal 1200 Pixeln, die jeweils ein entsprechendes Bild senden und so ein präzises Bild erzeugen Darstellung für das menschliche Auge. Zur Nachverfolgung sind an den Ecken der Decke vier Kameras installiert Die Eingaben der Forscher erfolgen über die Brille und den Mausstab.

Die zweite Form der Visualisierung ist als „Augmented Reality“ bekannt und besteht, wie der Name schon sagt, darin, simulierte Informationen in der realen Welt zu aggregieren. Interessanterweise gibt es viele Möglichkeiten, dies zu tun. Am HLRS besteht ein typischer Fall von AR darin, vorsimierte Berechnungen über eine markierte reale Entität zu legen. Mit Hilfe fortschrittlicher Technologie wie Codemarkern und Spezialkameras, Computer Vision und Objekterkennung kann der Einblick und das Verständnis eines Objekts in der realen Welt erheblich gesteigert werden.

Ein einfaches, aber anschauliches Beispiel für AR ist die interaktiv simulierte und dargestellte Wasserströmung um eine Kaplan-Turbine (siehe Abbildung 5.4). Zu diesem Zweck müssen Forscher zunächst den Wasserfluss um die Turbine mithilfe von Standardgleichungen der Strömungsdynamik vorsimulieren – am HLRS verwenden Forscher Fefloss, einen schnellen Navier-Stokes-Löser, der den Wasserfluss berechnet. Die simulierte Turbine hingegen ist ein Modell der Architektur der realen Turbine und muss daher so genau wie möglich sein. Sobald die vorsimulierten Daten verfügbar sind, markieren Forscher bestimmte Stellen der realen Turbine mit Codemarkierungen, um die simulierte Strömung zu visualisieren. Mit diesen Informationen erstellt ein parametrischer Netzgenerator die Oberfläche und das Rechnernetz der Wasserturbine. Nach einigen Sekunden der Verarbeitung werden die Ergebnisse der Simulation auf der realen Turbine angezeigt, die die reale Strömung nachahmt.²⁸

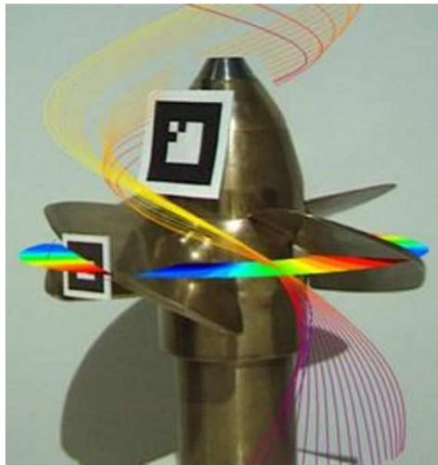


Abb. 5.4 Der Wasserfluss wird interaktiv simuliert und auf einer Kaplan-Turbine angezeigt. Erstellt von der Abteilung Visualisierung am Höchstleistungsrechenzentrum Stuttgart (HLRS) der Universität Stuttgart. Mit freundlicher Genehmigung der Stellba Hydro GmbH & Co KG.

²⁸ Es gibt einige Fälle, in denen die Simulation während der AR-Sitzung in Echtzeit berechnet wird. Der Hauptproblem bei dieser Art von Technologie besteht jedoch darin, dass sie zu langsam und zeitaufwändig ist.

Stellen wir uns nun die Frage, welche erkenntnistheoretischen Vorteile VR und AR bieten? 29 Erwartungsgemäß hat jede Form der Visualisierung einen unterschiedlichen erkenntnistheoretischen Wert und bietet somit unterschiedliche Formen des Verständnisses. Ein gemeinsamer Nenner ist jedoch, dass sowohl VR als auch AR die Simulation in dem Sinne „naturalisieren“, dass Forscher die Visualisierung so manipulieren, als würden sie eine reale Sache in der Welt manipulieren. Man könnte sagen, dass die Simulation zu einer natürlichen Erweiterung der Welt wird, zu einem „Stück“ davon in einem ähnlichen Sinne, der dem Experiment zugeschrieben wird. Bei VR erfolgt die Naturalisierung durch das „Gehen“ innerhalb der Simulation, das „Blicken“ nach unten und oben, das „Berühren“ von Objekten, das „Ändern“ ihres Standorts usw. Bei AR erfolgt die Naturalisierung durch die Einbettung der Simulation in die reale Welt und die reale Welt in die Simulation. Die simulierte Strömung erscheint als natürliche Strömung und die reale Turbine wird Teil der Simulation.

Dadurch werden die Ergebnisse der Simulation erkenntnistheoretisch zugänglicher als eine bloße Visualisierung auf dem Computerbildschirm, wie realistisch und anspruchsvoll sie auch sein mag. AR und VR bringen die Simulation in die Welt und die Welt in die Simulation. Sie werden ineinander eingebettet und vermischen das Reale und das Simulierte zu einer neuen naturalisierten Form der Realität. Der Erfolg von AR und VR besteht zusammenfassend darin, dass sie von Forschern – aber auch von politischen Entscheidungsträgern, Politikern und der Öffentlichkeit – viel weniger kognitive Anstrengungen erfordern, da sie die Simulationspraxis zu einer eher natürlichen wissenschaftlichen und technischen Erfahrung machen.

Konzentrieren wir uns zunächst auf VR. Wie Abbildung 5.3 zeigt, stehen die beiden Forscher sehr realistisch an einer Wasseroberfläche. Das Bild zeigt auch die Forscher, die einen speziellen „Mausstab“ halten, der ihnen hilft, durch die Visualisierung und das Menü auf der rechten Seite der CAVE zu navigieren. Wichtig ist auch der Einsatz von 3D-Brillen, die dabei helfen, die Visualisierung so auszurichten, dass sie für das menschliche Auge natürlich erscheint.

Mithilfe dieser Gadgets wird die Navigation vereinfacht. Der Mausstab ermöglicht es dem Forscher, in der Simulation zu „gehen“, und die 3D-Brille ermöglicht es Forschern, hinter, über oder unter verschiedene simulierte Objekte zu „schauen“, ähnlich wie im wirklichen Leben. Wie bereits erwähnt, besteht der unbestreitbare Vorteil der Verwendung von AR darin, dass die Simulation in die reale Welt übertragen wird. Aber es gibt noch einige andere Vorteile von AR, die uns das Verständnis eines bestimmten Zielsystems erleichtern sollen.

Im Gespräch am HLRS erzählen mir Thomas Obst und Wolfgang Schotte, dass es AR sehr gut gelingt, politische Entscheidungsträger, Politiker und die breite Öffentlichkeit in die Ergebnisse der Simulation zu verinnerlichen. Betrachten Sie noch einmal das Beispiel der Turbine (Abbildung 5.4). Es ist möglich, die Ergebnisse der Simulationen den relevanten Stakeholdern zu zeigen, ohne dass eine Anwesenheit im CAVE erforderlich ist. Stattdessen können die Ergebnisse einer Simulation vor Ort mit der Turbine, einem Laptop und einer Kamera visualisiert werden. Portabilität ist wichtig. Tatsächlich erleichtert AR die Erklärung komplexer technischer Sachverhalte auf einfache und organische Weise für Forscher, die ursprünglich nicht an der Simulation beteiligt waren. „Forscher, aber auch Politiker und die breite Öffentlichkeit“, sagt Obst,

²⁹ Ich danke Thomas Obst und Wolfgang Schotte vom HLRS dafür, dass sie mir die Details ihrer interessanten Arbeit erklärt haben.

„Mit AR können sie die Ergebnisse der Simulation viel einfacher nachvollziehen und verstehen als auf einem Computerbildschirm oder sogar in der CAVE.“

Leider hat AR seine Grenzen. Ein Kernproblem, das vielen Forschern Sorgen bereitet, ist, dass AR auf einer vorberechneten Stufe beruht, d. h. die visualisierten Ergebnisse werden nicht in Echtzeit berechnet, sondern sind vorberechnet. Aus diesem Grund ist sein Beitrag zur Simulation in mehrfacher Hinsicht begrenzt. Beispielsweise können in einer AR-Umgebung keine Echtzeitfehler erkannt werden. Darüber hinaus könnte die AR-Umgebung völlig unbrauchbar werden, wenn sich die Designbedingungen ändern (z. B. wurden Elemente zur ursprünglichen Simulation oder zum Materialaufbau hinzugefügt oder daraus entfernt).³⁰ Ein wichtiger Vorteil von VR und AR gegenüber Visualisierungen auf dem

Computerbildschirm ist, dass sie weder die Forscher noch die Öffentlichkeit – Politiker, politische Entscheidungsträger usw. – einer festen Perspektive gegenüber einer anderen aufzwingen. Dieser Punkt hat mit der bereits erwähnten „Einbürgerung“ einer Visualisierung durch VR und AR zu tun.

Forscher und Öffentlichkeit haben die Möglichkeit, die Simulation zu manipulieren und so ihre Aufmerksamkeit auf das zu lenken, was für sie am wichtigsten ist. Vergleichen Sie dies mit einer Visualisierung auf einem Computerbildschirm. Durch die Verwendung einer Maus – oder vielleicht eines Touchscreens – werden die Aufmerksamkeitspunkte eingeschränkt, die Reihenfolge der Wichtigkeit festgelegt und eine bestimmte Perspektive erreicht. Während Forscher Visualisierungen auf einem Bildschirm verwenden, um der Öffentlichkeit Ergebnisse zu vermitteln, haben Forscher eine vorab gewählte Perspektive darauf, was sie zeigen möchten (z. B. durch Auswahl des Winkels, Navigieren durch das Optionsmenü usw.). Wenn die Kommunikation der Ergebnisse stattdessen über VR oder AR erfolgt, kann die Öffentlichkeit auf andere Weise mit der Visualisierung interagieren und sie so auf eigene Faust verstehen, ohne eine vorab gewählte Perspektive.

Vereinfacht gesagt müssen Forscher und Öffentlichkeit bei VR und AR nicht viel über die Simulationsmodelle oder deren Annahmen wissen, um die Ergebnisse von Computersimulationen zu verstehen. Während dies auch für Visualisierungen am Computerbildschirm gilt, naturalisieren VR und AR das Visualisierungserlebnis.

5.3 Schlussbemerkungen

In diesem Buch habe ich stets dargelegt, dass Computersimulationen eine zentrale Rolle in der zeitgenössischen wissenschaftlichen und technischen Forschung spielen. Ihre Bedeutung liegt in der erkenntnistheoretischen Kraft, die sie als Forschungsmethoden bieten. Im vorherigen Kapitel habe ich argumentiert, dass Computersimulationen Erkenntnisse über ein Zielsystem liefern. In diesem Kapitel zeige ich, wie durch den Einsatz von Computersimulationen in der wissenschaftlichen und technischen Forschung Verständnis erreicht wird.

Anschließend habe ich das Kapitel in zwei Formen des Verstehens unterteilt, nämlich sprachliche Formen und nichtsprachliche Formen des Verstehens. Die Unterscheidung soll zeigen, dass es Formen des Verstehens gibt, die von einer symbolischen Form abhängen (z. B. Formeln, Spezifikationen und dergleichen) und andere Formen des Verstehens, die davon abhängen

³⁰ Diese Probleme könnten durch die Berechnung und Visualisierung der Ergebnisse in der AR-Umgebung in Echtzeit überwunden werden. Leider ist diese Art von Technologie mit hohen Kosten hinsichtlich Rechenprozess, Zeit und Speicherplatz verbunden.

nicht-symbolische Formen (z. B. Visualisierungen, Geräusche, Interaktionen). Zu den ersteren zählen die Erklärungskraft von Computersimulationen, ihre prädiktive Nutzung und die Möglichkeit, aussagekräftige Erkenntnisse über Phänomene in der realen Welt zu gewinnen. Jedes davon hängt auf die eine oder andere Weise vom Simulationsmodell als Formelsatz ab.

Was die nichtsprachlichen Formen des Verstehens betrifft, habe ich mich mit der Visualisierung in Computersimulationen beschäftigt. In Wissenschaft und Technik ist es allgemein bekannt, dass Visualisierung ein wichtiges Mittel zum Verständnis der Ergebnisse von Computersimulationen ist. In dem diesem Thema gewidmeten Abschnitt bespreche ich Standardvisualisierungen auf Computerbildschirmen sowie die weniger verbreiteten, aber für wissenschaftliche und technische Zwecke zentralen, virtuellen Realität und erweiterte Realität.

Verweise

- Ajelli, Marco, Bruno Gonçalves, Duygu Balcan, Vittoria Colizza, Hao Hu, José J. Ramasco, Stefano Merler und Alessandro Vespignani. 2010. „Vergleich groß angelegter rechnerischer Ansätze zur Epidemiemodellierung: agentenbasierte versus strukturierte Metapopulationsmodelle.“ *BMC-Infektionskrankheiten* 10 (190): 1–13.
- Balcan, Duygu, Vittoria Colizza, Bruno Gonçalves, Hao Hu, Jose J Ramasco und Alessandro Vespignani. 2009. „Multiskalenmobilitätsnetzwerke und die räumliche Ausbreitung von Infektionskrankheiten.“ *Verfahren der National Academy of Sciences der Vereinigten Staaten von Amerika* 106 (51): 21484–21489.
- Barker, Trish. 2004. „Jagd nach dem Supertwister.“ *National Center for Supercomputing Applications – University of Illinois at Urbana-Campaign*. <http://www.ncsa.illinois.edu/news/stories/supertwister>.
- Barnes, E. 1994. „Erklärung brutaler Fakten.“ *Wissenschaftstheorie* 1:61–68.
- Barrett, Jeffrey A. und P. Kyle Stanford. 2006. „Die Philosophie der Wissenschaft. Eine Enzyklopädie.“ *Karl. Prediction*, herausgegeben von S. Sarkar und J. Pfeifer, 585–599. Routledge.
- Beck, JD, BL Canfield, SM Haddock, TJH Chen, M Kothari und TM Keaveny. 1997. „Dreidimensionale Bildgebung von Trabekelknochen unter Verwendung der computernumerisch gesteuerten Frästechnik.“ *Knochen* 21 (3): 281–287.
- Boehm, C., JA Schewtschenko, RJ Wilkinson, CM Baugh und S. Pascoli. 2014. „Verwendung der Milchstraßensatelliten zur Untersuchung der Wechselwirkungen zwischen kalter dunkler Materie und Strahlung“ [in en]. *Monatliche Mitteilungen der Royal Astronomical Society: Briefe* 445, Nr. 1 (November): L31–L35. Zugriff am 18. Juli 2016.

- Brewer, William F. und Bruce L. Lambert. 2001. „Die Theorieelastigkeit der Beobachtung und die Theorieelastigkeit des übrigen wissenschaftlichen Prozesses.“ *Wissenschaftstheorie* 68 (S3): S176–S186.
- Craver, Carl F. 2007. *Das Gehirn erklären: Mechanismen und die mosaikartige Einheit von Neurowissenschaften*. Oxford University Press.
- Daston, Lorraine und Peter Galison. 2007. *Objektivität. Zonenbücher*.
- Douglas, Heather. 2009. *Wissenschaft, Politik und das wertfreie Ideal*. University of Pittsburgh Press.
- Duran, Juan M. 2017. „Variation der Erklärungsspanne: wissenschaftliche Erklärung für Computersimulationen.“ *Internationale Studien zur Wissenschaftstheorie* 31 (1): 27–45.
- Elgin, C. 2009. „Ist Verstehen faktisch?“ In *Epistemic Value*, herausgegeben von A. Had Dock, A. Millar und DH Pritchard, 322–330. Oxford University Press.
- Elgin, Catherine. 2007. „Verstehen und die Fakten.“ *Philosophische Studien* 132 (1): 33–42.
- Fahrbach, Ludwig. 2005. „Understanding Brute Facts.“ *Synthese* 145, Nr. 3 (Juli): 449–466.
- Franklin, Allan. 1986. *Die Vernachlässigung des Experiments*. Cambridge University Press.
- Friedmann, Michael. 1974. „Erklärung und wissenschaftliches Verständnis.“ *Das Tagebuch of Philosophy* 71 (1): 5–19.
- García, Pío und Marisa Velasco. 2013. „Explorative Strategien: Experimente und Simulationen.“ In *Computer Simulations and the Changing Face of Scientific Experimentation*, herausgegeben von Juan M. Duran und Eckhart Arnold. Cambridge Scholars Publishing.
- Gedenk, Eric. 2017. „CAVE Visualization Room lässt Forscher in Simulationen eintauchen.“ <https://www.hlrs.de/en/lösungen-dienstleistungen/service-portfolio/visualisierung/virtual-reality/>.
- Gelfert, Axel. 2016. *Wie man Wissenschaft mit Modellen betreibt*. Springer Briefs in Philosophie. Springer. ISBN: 978-3-319-27952-7 978-3-319-27954-1, abgerufen am 23. August 2016.
- . 2018. „Modelle auf der Suche nach Zielen: explorative Modellierung und der Fall von Turing-Mustern.“ In *Philosophy of Science*, herausgegeben von A. Christian, D. Hommen, N. Retzlaff und G. Schurz, 245–271. Springer.
- Hacken, Ian. 1992. „Die Selbstbestätigung der Laborwissenschaften.“ In *Science as Practice and Culture*, herausgegeben von Andrew Pickering, 29–64. University of Chicago Press.

- Halloran, M Elizabeth, Neil M Ferguson, Stephen Eubank, Ira M Longini, Derek AT Cummings, Bryan Lewis, Shufu Xu, Christophe Fraser, Anil Vullikanti, Timothy C Germann, et al. 2008. „Modellierung der gezielten mehrschichtigen Eindämmung einer Grippepandemie in den Vereinigten Staaten.“ *Verfahren der Nationalen Akademie of Sciences* 105 (12): 4639–4644.
- Hanson, Norwood Russell. 1958. *Muster der Entdeckung: Eine Untersuchung der konzeptionellen Grundlagen der Wissenschaft*. Cambridge University Press.
- Hempel, C. und P. Oppenheim. 1948. „Studien zur Erklärungslogik.“ *Philosophie der Wissenschaft* 15 (2): 135–175.
- Hempel, Carl G. 1965. *Aspekte wissenschaftlicher Erklärung und andere Aufsätze in der Philosophie der Wissenschaft*. Die freie Presse.
- Karaca, Koray. 2013. „Die starken und schwachen Sinne der Theorielastigkeit des Experimentierens: Theoriegesteuerte versus explorative Experimente in der Geschichte.“ *der Hochenergieeichenphysik*. *Wissenschaft im Kontext* 26 (1): 93–136.
- Keaveny, TM, EF Wachtel, XE Guo und WC Hayes. 1994. „Mechanisch Verhalten beschädigter Trabekelknochen“ [in englischer Sprache]. *Zeitschrift für Biomechanik* 27, NEIN. 11 (November): 1309–1318.
- Kitcher, Philip. 1981. „Erklärende Vereinheitlichung.“ *Wissenschaftstheorie* 48 (4): 507–531.
- . 1989. „Erklärende Vereinigung und die kausale Struktur der Welt.“ In *Scientific Explanation*, herausgegeben von Philip Kitcher und Wesley C. Salmon, 410–505. University of Minnesota Press.
- Krohs, Ulrich. 2008. „Wie digitale Computersimulationen reale Prozesse erklären.“ *Internationale Studien zur Wissenschaftstheorie* 22 (3): 277–292.
- Kuhn, TS 1962. *Die Struktur wissenschaftlicher Revolutionen*. Universität von Chicago Drücken Sie.
- Lipton, Peter. 2001. „Was nützt eine Erklärung?“ In *Explanation*, herausgegeben von G. Hon und S. Rackover, 43–59. Springer.
- Lloyd, Elisabeth A. 1995. „Objektivität und die Doppelmoral für feministische Epistemologien.“ *Synthese* 104 (3): 351–381.
- Morgan, Mary S. 2003. „Experimente ohne materielle Intervention.“ In *The Philosophy of Scientific Experimentation*, herausgegeben von Hans Radder, 216–235. University of Pittsburgh Press.
- Niebur, Glen L, Michael J Feldstein, Jonathan C Yuen, Tony J Chen und Tony M. Keaveny. 2000. „Hochauflösende Finite-Elemente-Modelle mit Gewebefestigkeit Asymmetrie sagt das Versagen des Trabekelknochens genau voraus.“ *Zeitschrift für Biomechanik* 33 (12): 1575–1583.

- Orf, Leigh, Robert Wilhelmson, Lou Wicker, BD Lee und CA Finley. 2014. Vortrag 3B.3 auf der Konferenz über schwere lokale Stürme. Madison, November. **<https://ams.confex.com/ams/27SLS/webprogram/Paper255451.html>****<https://www.youtube.com/watch?v=1JC79gzZyKU%5C&t=330s>**.
- Perini, Laura. 2004. „Visuelle Darstellungen und Bestätigung.“ *Philosophy of Science* 72 (5): 913–916.
- . 2005. „Die Wahrheit in Bildern.“ *Wissenschaftstheorie* 72 (1): 262–285.
- . 2006. „Visuelle Darstellung.“ *Kerl. Visuelle Darstellung in der Philosophie der Wissenschaft. Eine Enzyklopädie*, herausgegeben von Sahotra Sarkar und Jessica Pfeifer, 863–870. Routledge.
- Salmon, Wesley C. 1984. *Wissenschaftliche Erklärung und die kausale Struktur des Welt*. Princeton University Press.
- . 1989. *Vier Jahrzehnte wissenschaftlicher Erklärung*. Universität Pittsburgh Drücken Sie.
- Schiaffonati, Bratsche. 2016. „Erweiterung der traditionellen Vorstellung von Experimenten in der Informatik: Explorative Experimente.“ *Wissenschafts- und Ingenieurethik* 22, Nr. 3 (Juni): 647–665. ISSN: 1471-5546. **doi:10.1007/s11948-015-9655-z**. **<https://doi.org/10.1007/s11948-015-9655-z>**.
- Schurz, Gerhard und Karel Lambert. 1994. „Überblick über eine Theorie des wissenschaftlichen Verständnisses.“ *Synthese* 101:65–120.
- Steinle, Friedrich. 1997. „Erschließung neuer Felder: Explorative Verwendung von Experimentation.“ *Wissenschaftstheorie* 64:S65–S74.
- . 2002. „Experimente in Geschichte und Philosophie der Wissenschaft.“ *Perspektiven auf Wissenschaft* 10 (4): 408–432.
- Stuewer, Roger H. 1985. „Künstliche Desintegration und die Cambridge-Wien-Kontroverse.“ *Beobachtung, Experiment und Hypothese in der modernen Physik*: 239–307.
- Suppe, Frederick, Hrsg. 1977. *Die Struktur wissenschaftlicher Theorien*. Universität von Illinois Lärm Drücken Sie.
- Van Helden, Albert. 1974. „Saturn und seine Anses.“ *Zeitschrift für die Geschichte von As Tronomie* 5 (2): 105–121.
- Waters, C. Kenneth. 2007. „Die Art und der Kontext des explorativen Experimentierens: Eine Einführung in drei Fallstudien explorativer Forschung.“ *Geschichte und Philosophie der Lebenswissenschaften* 29 (3): 275–284.
- Weirich, Paul. 2011. „Die Erklärungskraft von Modellen und Simulationen: Eine philosophische Untersuchung.“ *Simulation & Gaming* 42 (2): 155–176. ISSN: 1046-8781, 1552-826X.

- Wilhelmson, Robert, Mathew Gilmore, Louis Wicker, Glen Romine, Lee Counce und Mark Straka. 2005. „Visualisierung eines F3-Tornados innerhalb eines simulierten Superzellen-Gewitters.“ Fortsetzung von SIGGRAPH '05 ACM SIGGRAPH 2005 Elektronischer Kunst- und Animationskatalog: 248–249. [http://avl. NCSA. illinois.edu/what-we-do/services/media-downloads](http://avl.ncsa.illinois.edu/what-we-do/services/media-downloads).
- Wilhelmson, Robert, Lou Wicker, Matthew Gilmore, Glen Romine, Lee Counce, Mark Straka, Donna Cox, et al. 2010. Visualisierung eines F3-Tornados: Storm-Chaser-Perspektive. Technischer Bericht. NCSAs Advanced Visualization Lab-Rede. [http://avl. NCSA. Illinois. edu / was – wir – tun / Services/media-downloads%20https://www.youtube.com/watch ?v=EgumU0Ns1YI](http://avl.ncsa.illinois.edu/was-wir-tun/Services/media-downloads%20https://www.youtube.com/watch?v=EgumU0Ns1YI).
- Wilson, Curtis. 1993. „Clairauts Berechnung der Rückkehr des Halleyschen Kometen im 18. Jahrhundert.“ Zeitschrift für Geschichte der Astronomie 24 (1-2): 1–15.
- Wittgenstein, Ludwig. 1976. Zettel. Herausgegeben von GE Anscombe und Georg Henrik Von Wright. University of California Press.
- Woodward, James. 2003. Dinge geschehen lassen. Oxford University Press.
- Woolfson, Michael M. und Geoffrey J. Pert. 1999. SATELLIT.FÜR.

Kapitel 6

Technologische Paradigmen

In früheren Kapiteln haben wir diskutiert, wie Philosophen, Wissenschaftler und Ingenieure konstruieren gleichermaßen die Idee, dass Computersimulationen eine „neue Erkenntnistheorie“ bieten wissenschaftliche Praxis. Damit meinten sie, dass Computersimulationen neue – und vielleicht beispiellos – Formen des Wissens und Verstehens der Umgebung Welt, Formen, die vorher nicht verfügbar waren. Während Wissenschaftler und Ingenieure die wissenschaftliche Neuheit von Computersimulationen betonten, versuchen Philosophen, sie zu bewerten Computersimulationen für ihre philosophischen Tugenden. Die Wahrheit der früheren Behauptung steht außer Frage, Letzteres ist jedoch umstrittener.

Philosophen haben mehrfach für die Neuheit von Computersimulationen argumentiert. Peter Galison verteidigt beispielsweise die Idee, dass „Physiker und Ingenieure erhob das Monte-Carlo bald über den niedrigen Status eines bloßen numerischen Berechnungsschemas, [da] es zu einer alternativen Realität wurde – in einigen Fällen a bevorzugte – an dem „Experimente“ durchgeführt werden könnten. Bewährt auf was bei Es handelte sich um das komplexeste Problem, das jemals in der Geschichte der Wissenschaft gelöst wurde – der Entwurf der ersten Wasserstoffbombe – die Monte Carlo leitete die Physik in ein Ein Ort, der paradoxerweise von der traditionellen Realität abgekoppelt ist, die beides übernommen hat experimentellen und theoretischen Bereichen, verknüpfte diese Anleihen und nutzte sie Die daraus resultierende Bricolage führte zur Schaffung eines marginalisierten Niederlandes, das gleichzeitig nirgendwo war und überall auf der üblichen methodischen Landkarte.“ (Galison 1996, 119-120).

Natürlich ist Galison mit seinen Behauptungen nicht allein. Auch viele andere haben sich ihm angeschlossen plädiert für den erkenntnistheoretischen, methodischen und semantischen Wert von Computersimulationen. Fritz Rohrlich zum Beispiel ist einer der ersten Philosophen Lokalisieren Sie Computersimulationen in der methodischen Landkarte, die irgendwo dazwischen liegen Theorie und Experiment. Er sagt: „Computersimulation liefert [...] eine qualitative neue und andere Methodik für die Naturwissenschaften und diese Methodik liegt irgendwo zwischen der traditionellen theoretischen Wissenschaft und ihren empirischen Methoden des Experimentierens und Beobachtens. In vielen Fällen handelt es sich um ein neues Es handelt sich dabei um eine Syntax, die nach und nach die alte ersetzt und theoretische Modellexperimente auf qualitativ neue und interessante Weise beinhaltet. Die wissenschaftliche Tätigkeit hat somit erreichte einen neuen Meilenstein, der in gewisser Weise mit den Meilensteinen vergleichbar ist, die den empirischen Ansatz (Galileo) und den deterministischen mathematischen Ansatz zur Dynamik begründeten

(die alte Syntax von Newton und Laplace). Computersimulation ist folglich von erhebliches philosophisches Interesse" (Rohrlich 1990, 507, kursiv im Original). Autoren wie Eric Winsberg haben auch behauptet, dass „Computersimulationen eine besondere Bedeutung haben.“ Erkenntnistheorie [...] Mit anderen Worten, die Techniken, mit denen Simulationisten versuchen Simulationen zu rechtfertigen, sind anders als alles, was in der Regel als Erkenntnistheorie gilt Philosophie der Wissenschaftsliteratur.“ (Winsberg 2001, 447). Er ist auch dafür bekannt, dass er sagt: „Computersimulationen sind nicht nur Techniken zur Berechnung von Zahlen. Sie beinhalten eine komplexe Kette von Schlussfolgerungen, die dazu dienen, theoretische Strukturen zu transformieren in spezifisches konkretes Wissen über physikalische Systeme [...] Dieser Transformationsprozess [...] hat seine eigene einzigartige Erkenntnistheorie. Es ist eine Erkenntnistheorie, die unbekannt ist für die meisten Wissenschaftsphilosophien“ (Winsberg 1999, 275). Ebenso Paul Humphreys ist der Ansicht, dass sich Computersimulationen grundlegend von der Art und Weise unterscheiden, wie wir traditionelle Theorien und Modelle verstehen und bewerten (Humphreys 2004, 54). Der Die Liste der Autoren geht weiter.

Unsere Behandlung epistemischer Funktionen in Kapitel 5 enthüllt einen Großteil der Form Erkenntnistheoretische Studien ersetzen Computersimulationen. Wie präsentiert und diskutiert, Mehrere epistemische Funktionen werden durch Computersimulationen gut erfüllt und ermöglichen das Verständnis eines bestimmten Zielsystems. Erklärung, Vorhersage, Erkundung, und Visualisierungen sind nur einige dieser Funktionen mit besonderer erkenntnistheoretischer Bedeutung Input für die wissenschaftliche und ingenieurwissenschaftliche Praxis. Es könnten jedoch noch viele weitere epistemische Funktionen erwähnt werden. Denken Sie über neue Formen der Beobachtung und Messung nach die Welt durch Computersimulationen, Methoden zur Auswertung von Beweisen und Wege um unter anderem wissenschaftliche Hypothesen zu bestätigen/zu widerlegen. Beispielsweise haben molekulardynamische Simulationen in der Chemie inzwischen das Potenzial, wertvolle Erkenntnisse darüber zu liefern Experimentelle Ergebnisse. Und Simulationen von Quantenzuständen ermöglichen Wissenschaftlern die Auswahl potenzielle Atomtypen für bestimmte Ziele, noch bevor man auf einem Labortisch sitzt (z. B. Atomistix Toolkit). Alle diese Anwendungen und Funktionen von Computersimulationen sind: Heutzutage weit verbreitet und in einem angemessenen Ausmaß von entscheidender Bedeutung für den Fortschritt der modernen Wissenschaft und Technik.

Wir haben auch gesehen, dass immer häufiger Simulationen vorausgehen Experimente. Auch hier liefern molekulardynamische Simulationen nützliche Beispiele. Diese Simulationen können einfache chemische Bilder ionisierter Zwischenprodukte liefern und Reaktionsmechanismen, die für verschiedene Entstehungsszenarien des Lebens wesentlich sind. Genau dieses Dieselben Simulationen helfen dabei, Eigenschaften auf atomarer Ebene zu identifizieren, die die beobachteten bestimmen makroskopische Kinetik. Mit der Anwesenheit dieser Simulationen werden Experimente möglich handhabbarer und genauer, da die Simulation dabei hilft, die Anzahl einzugrenzen verwendete Materialien, Reaktionsbedingungen und Dichtekonfigurationen. Darüber hinaus diese Simulationen erleichtern die Manipulation von Zeit- und Längenskalenbeschränkungen würde andernfalls molekulare Experimente einschränken. Insofern ergänzen Computersimulationen die wissenschaftliche und ingenieurwissenschaftliche Praxis, indem sie sie ermöglichen.

In diesem Zusammenhang haben einige philosophisch versierte Wissenschaftler argumentiert, dass Computersimulationen ein neues Paradigma der wissenschaftlichen und technischen Forschung darstellen. Das erste Paradigma ist Theorie – und Modellierung –, während das zweite Paradigma Dabei handelt es sich um Labor- und Feldexperimente. In diesem Kapitel werden wir diskutieren, was es ist würde bedeuten, Computersimulationen als drittes Paradigma der Forschung zu bezeichnen. Ähnlich,

Big Data wird als „viertes Paradigma“ der wissenschaftlichen Forschung bezeichnet, sodass die Symmetrie bei Computersimulationen nicht übersehen werden kann. Aus diesem Grund in diesem Kapitel werde ich einige Ähnlichkeiten und Unterschiede zwischen den beiden aufzeigen. in der Hoffnung, deren Umfang und Grenzen zu verstehen.

6.1 Die neuen Paradigmen

Die Bezeichnung Computersimulationen als drittes Paradigma der Forschung hat ihre Berechtigung Ursprung bei den Befürwortern von Big-Data-Studien. Tatsächlich haben Befürworter von Computersimulationen trotz großer Fortschritte zugunsten von Computersimulationen diese nie auf diese Weise bezeichnet ihre wissenschaftliche und philosophische Neuheit.

Computersimulationen als Paradigma der Forschung begreifen – unabhängig von ihrem Ordinalposition – erhöht den Druck auf die Erwartungen, die Forscher und die die breite Öffentlichkeit hat sie. Die Physik wird als Paradigma für alles Natürliche verstanden auftretende Phänomene, weil es Einblicke in solche Phänomene ermöglicht. Die elektromagnetische Theorie beispielsweise ist in der Lage, alles Elektro- und Magnetismus zu erklären Phänomene und die allgemeine Relativitätstheorie verallgemeinert die spezielle Relativitätstheorie und das Newtonsche Gesetz von Universelle Gravitation, die eine einheitliche Beschreibung der Schwerkraft als geometrische Eigenschaft von Raum und Zeit liefert. Computersimulationen und Big Data als Paradigma zu bezeichnen, eines könnte man meinen, muss hinsichtlich der Einsicht einen ähnlichen epistemischen Input haben wie die Physik Sie liefern ebenso wie ihre Rolle als epistemische Autorität. Es ist daher wichtig um kurz auf das Ausmaß eines solchen (verdienstvollen) Titels einzugehen.

Jim Gray schlug vor, Computersimulationen und Big Data als neue Paradigmen zu bezeichnen Research¹ in einem Vortrag vor dem National Research Council und dem Computer Science and Telecommunications Board in Mountain View, Kalifornien, im Januar 2007. Während seines Vortrags brachte Gray Computersimulationen und Big Data mit einem Hauptanliegen in Verbindung in der zeitgenössischen Forschung, also in der wissenschaftlichen und technischen Praxis, existieren sind von einer „Datenflut“ betroffen. Die Metapher sollte Aufmerksamkeit erregen Dies ist eine echte Besorgnis vieler Forscher hinsichtlich der großen Datenmenge von Praktikern aus Wissenschaft und Technik gespeichert, gerendert, gesammelt und manipuliert werden. Um ein einfaches Beispiel zu nennen: der Australian Square Kilometre Array Pathfinder (ASKAP) besteht aus 36 verteilten Antennen mit jeweils 12 Metern Durchmesser 4.000 Quadratmeter, und die Zusammenarbeit als ein einziges Instrument leistet genau das

¹ Zum größten Teil werde ich die Ordnungsposition des Paradigmas ignorieren. Insofern, Ich möchte die Frage, ob es eine vorausgesetzte Hierarchie zwischen ihnen gibt, unbeantwortet lassen Paradigmen. Wie wir in Kapitel 3 gesehen haben, würde der Positivist davon ausgehen, dass das Experimentieren eine zweitrangige, bestätigende Haltung der Theorie bleibt, bei der die Theorie wichtiger ist. Nachdem die Fehler des Positivisten aufgedeckt worden waren, drang eine neue experimentelle Welle in die Literatur ein, die das riesige Universum zeigte des Experimentierens und ihre philosophische Bedeutung. Sollte Befürworter von Computersimulationen sein und Big-Data behaupten, dass es eine neue, verbesserte Art gibt, Wissenschaft und Technik zu betreiben, und das Theorie und Experiment spielen nur eine untergeordnete Rolle, sie würden den gleichen Stellenwert einnehmen gefährlicher Weg als Positivist.

700 TB/Sekunde an Daten.² So verstanden ist die Datenflut auf einen Überschuss bei der Produktion und Sammlung von Daten zurückzuführen, die kein einzelnes Forscherteam ohne weitere Unterstützung durch ein Computersystem verarbeiten, auswählen und verstehen kann. Dies ist der Hauptgrund, warum Big Data spezielle Algorithmen erfordert, die dabei helfen, zu unterscheiden, welche Daten wichtig sind und welche nicht (z. B. Rauschen, Redundanzen, unvollständige Daten usw.).

In diesem Zusammenhang ist es wichtig, den von Gray und seinen Unterstützern verwendeten Begriff des „Paradigmas“ zu erläutern, da bisher keine Definitionen verfügbar sind. Dies ist insbesondere ein Begriff, der nicht auf die leichte Schulter genommen werden darf, insbesondere wenn er Auswirkungen auf den kulturellen, epistemologischen, sozialen Status einer Disziplin und die Art und Weise hat, wie die Öffentlichkeit sie akzeptiert. In der Philosophie ist „Paradigma“ ein theoretischer Begriff, der mit spezifischen Annahmen einhergeht. Unsere erste Aufgabe ist es daher, die Bedeutung eines „Paradigmas“ im Kontext von Computersimulationen und Big Data zu klären.

Bevor wir beginnen, muss eine Einschränkung anerkannt werden. Zuvor haben wir Hybridszenarien besprochen, bei denen Computersimulationen mit Laborexperimenten integriert werden. Bei Big-Data-Studien stehen wir vor einer ähnlichen Situation. Der Large Hadron Collider (LHC) ist ein gutes Beispiel für eine solche Integration, da er modernste Wissenschaft und Technologie auf hervorragende Weise mit großen Datenmengen verbindet, darunter natürlich Experimente, Theorie, interdisziplinäre Arbeit und Computersimulationen. Viele Simulationen am LHC sollen die Rechenressourcen optimieren, die zur Modellierung der Komplexität von Detektoren und Sensoren sowie der Physik erforderlich sind (Rimoldi 2011). Andere, wie hochmoderne Monte-Carlo-Simulationen, berechnen das Higgs-Boson-Signal des Standardmodells und alle relevanten Hintergrundprozesse. Der Einsatz dieser Simulationen dient der Optimierung der Auswahl von Ereignissen, der Bewertung ihrer Akzeptanz und der Bewertung systemischer Unsicherheiten (Chatrchyan et al. 2014). Diese Simulationen sollen große Datenmengen erzeugen, die schließlich sorgfältig kuratiert, ausgewählt und klassifiziert werden müssen. So verstanden sind Computersimulationen und Big Data unter anderem im Prozess der Datenaufbereitung, -klassifizierung und -nutzung eng miteinander verwoben.

In diesem Buch habe ich bewusst darauf verzichtet, Hybridszenarien zu diskutieren, wie sie der LHC vorschlägt. Diese Entscheidung basiert auf einem sehr einfachen Grund. Bevor wir Computersimulationen als hybride Systeme begreifen können, ist es für mich wichtig, sie zunächst einzeln zu verstehen. Während Hybridszenarien eine umfassendere Sicht bieten, verschleiern sie auch wichtige Aspekte der erkenntnistheoretischen und methodischen Analyse. Insofern werde ich mich bei der Diskussion des dritten und vierten Forschungsparadigmas mit Computersimulationen und Big-Data in einem nicht-hybriden Szenario befassen.

Thomas Kuhn ist der erste Philosoph, der die Idee eines „Paradigmas“ in der wissenschaftlichen Forschung eingehend analysiert. Bei der Erörterung der Funktionsweise von Paradigmen in der Wissenschaft stellt Kuhn fest: „Eines der Dinge, die eine wissenschaftliche Gemeinschaft mit einem Paradigma erwirbt, ist ein Kriterium für die Auswahl von Problemen, von denen angenommen werden kann, dass sie eine Lösung haben, obwohl das Paradigma als selbstverständlich angesehen wird.“ Dies sind größtenteils die einzigen Probleme, die die Gemeinschaft als wissenschaftlich anerkennt oder zu deren Bewältigung ihre Mitglieder ermutigen“ (Kuhn 1962, 37). Computersimulationen und Big-Data als Paradigma wissenschaftlicher Forschung bezeichnen

² Obwohl es mehrere Projekte in Wissenschaft und Technik gibt, die auf Big Data basieren, ist seine Präsenz in Bereichen wie Studien zu sozialen Netzwerken, Wirtschaft und Großregierungen viel stärker.

Die Suche hat spezifische Auswirkungen auf die Art und Weise, wie Forscher ihre Praxis ausüben. Probleme, die es wert sind, gelöst zu werden, und die richtigen Methoden, um solche Lösungen zu verfolgen.

Was ist dann ein „Paradigma“? Laut Kuhn ist jede ausgereifte Wissenschaft (z. B. Physik, Chemie, Astronomie usw.) erlebt abwechselnd Phasen normaler Wissenschaft (z. B. Newtonsche Mechanik) und Revolutionen (z. B. Einsteinscher Relativismus).

In Zeiten normaler Wissenschaft wird eine Konstellation von Verpflichtungen festgelegt, einschließlich Theorien, Instrumenten, Werten und Annahmen. Diese entsprechen einem „Paradigma“,

das heißt, der Konsens darüber, was beispielhafte Beispiele guter wissenschaftlicher Forschung ausmacht. Die Funktion eines Paradigmas besteht also darin, den Wissenschaftlern Rätsel zu liefern, die sie lösen müssen und die Werkzeuge für ihre Lösung bereitzustellen (Bird 2013). Als Beispiele nennt Kuhn die chemisches Gleichgewicht im *Traité élémentaire de chimie* von Antoine Lavoisier,

die Mathematisierung des elektromagnetischen Feldes durch James Clerk Maxwell und die Erfindung der Analysis in *Principia Mathematica* von Isaac Newton (Kuhn 1962, 23).

Jedes dieser Bücher enthält nicht nur die wichtigsten Theorien, Gesetze und Prinzipien von Natur, aber auch – und das macht sie zu Paradigmen – Anleitungen zur Anwendung dieser Theorien zur Lösung wichtiger Probleme (Bird 2013). Darüber hinaus sind sie stellen auch neue experimentelle und mathematische Techniken zur Lösung solcher Probleme bereit. Probleme. Beispiele dieser Art wurden bereits erwähnt: das chemische Gleichgewicht für das *Traité élémentaire de chimie* und die Infinitesimalrechnung für die *Principia Mathematica*.

Eine Krise in der Wissenschaft entsteht, wenn das Vertrauen der Wissenschaftler in ein Paradigma verloren geht aufgrund seiner Unfähigkeit oder Unfähigkeit, ein besonders besorgniserregendes Rätsel zu lösen. Diese sind die „Anomalien“, die in Zeiten normaler Wissenschaft auftreten. Solche Krisen sind typisch gefolgt von einer wissenschaftlichen Revolution, bei der ein bestehendes Paradigma durch ein ersetzt wurde. Während einer wissenschaftlichen Revolution wird die disziplinäre Matrix (d. h. die Konstellation von gemeinsamen Verpflichtungen) einer Revision unterzogen, die manchmal sogar bis ins Mark erschüttert wird. Korpus von Überzeugungen und Weltanschauungen. Solche Revolutionen entstehen typischerweise aus der Notwendigkeit heraus, neue Lösungen für Anomalien und beunruhigende neue Phänomene zu finden, die in Zeiten normaler Wissenschaft in Theorien nebeneinander existierten. Das klassische Beispiel ist die Präzession des Perihels von Merkur, die als bestätigende Haltung für fungierte. Die allgemeine Relativitätstheorie hat Vorrang vor der Newtonschen Mechanik.³ Revolutionen wirken sich jedoch nicht unbedingt auf den wissenschaftlichen Fortschritt aus, vor allem weil das neue Paradigma beibehalten werden muss, zumindest einige Kernaspekte seines Vorgängers, insbesondere die Fähigkeit, quantitative Lösungen zu finden. Probleme (Kuhn 1962, 160ff.). Es ist jedoch möglich, dass das neue Paradigma dies tut, verlieren etwas an qualitativer und erklärender Kraft (Kuhn 1970, 20). Auf jeden Fall können wir das sagen, dass es in Zeiten der Revolution insgesamt zu einem Anstieg des Rätsellösens kommt. Macht, die Anzahl und Bedeutung der Rätsel und die von ihnen gelösten Anomalien überarbeitetes Paradigma (Bird 2013).

Ein Paradigma informiert Wissenschaftler also über den Umfang und die Grenzen ihrer wissenschaftlichen Arbeit. Domäne, zu dem Zeitpunkt, der gewährleistet, dass alle legitimen Probleme darin gelöst werden können, seine eigenen Bedingungen. So verstanden scheint es weder Computersimulationen noch Big Data. Die Daten passen in diese Beschreibung. Zunächst einmal handelt es sich um Methoden, die Theorien umsetzen und Modelle, aber keine Theorien an sich, und sind daher nicht für Profis geeignet.

³ Die Präzession des Merkurperihels wurde um 1925 durch die Allgemeine Relativitätstheorie erklärt – mit aufeinanderfolgenden und genaueren Messungen ab 1959 – obwohl es eine „Anomalie“ war. Phänomen, das bereits 1919 bekannt war.

Anlass für eine wissenschaftliche Krise. Könnten sie eine Theorie hervorbringen, die unser grundlegendes Verständnis beispielsweise der Biologie in Frage stellt? Wahrscheinlich, aber in diesem Fall hätten sie keinen anderen Status als alle Experimente, die zur Widerlegung von Theorien über die spontane Entstehung von komplexem Leben aus unbelebter Materie verwendet werden.⁴ Man könnte natürlich spekulieren, dass Computersimulationen und Big Data mit der Zeit dazu werden könnten selbst, die Erzen irgendeiner Art – oder Mittel für eine Theorie. Zwar haben einige Philosophen das durch Big Data herbeigeführte „Ende der Theorie“ verkündet, doch es gibt kaum Hinweise darauf, dass die Forschungspraxis tatsächlich in diese Richtung geht. Darüber hinaus kommt es zu Paradigmenwechseln, wenn das neue Paradigma die gleiche erklärende und prognostische Kraft wie das alte behält und sich zusätzlich um die Anomalien kümmert, die überhaupt zur Krise geführt haben. Wie wir in diesem Kapitel sehen werden, beschäftigt sich Big Data nicht nur wenig mit der „Anhäufung“ früherer Paradigmen, sondern lehnt auch viele seiner Erfolge offen ab. Am offensichtlichsten ist die Ablehnung der Notwendigkeit von Erklärungen für Phänomene jeglicher Art. Wie viele Befürworter von Big Data zugeben, ist es nicht möglich zu erklären, warum Phänomene in der realen Welt passieren, sondern nur zu zeigen, dass sie passieren.

Was hatte Gray denn im Sinn, als er Computersimulationen und Big Data als das dritte bzw. vierte Paradigma bezeichnete? Betrachten wir zunächst seine Einteilung der wissenschaftlichen Paradigmen in vier historische Momente, nämlich:

1. Vor Tausenden von Jahren bestand die Wissenschaft darin, Naturphänomene empirisch zu beschreiben;
2. Der theoretische Zweig der letzten paar hundert Jahre unter Verwendung von Modellen und Verallgemeinerungen;
3. In den letzten Jahren ein Computerzweig zur Simulation komplexer Phänomene;
4. Heute: Datenexploration eScience vereint Theorie, Experiment und Simulation
 - von Instrumenten erfasste oder von Simulatoren generierte Daten,
 - durch Hardware verarbeitet, –
 - Informationen/Wissen im Computer gespeichert, –
 - Wissenschaftler analysieren Datenbanken/Dateien mithilfe von Datenmanagement und Statistiken. Grau (2009, xviii)

Nach dieser Interpretation handelt es sich bei einem „Paradigma“ nicht so sehr um einen technischen Begriff im Sinne von Kuhn, sondern vielmehr um die Gesamtheit kohärenter Forschungspraktiken – einschließlich Methoden, Annahmen und Terminologie –, die eine Gemeinschaft von Wissenschaftlern und Ingenieuren gemeinsam nutzt sich. Solche Forschungspraktiken erfordern weder eine wissenschaftliche Revolution noch fördern sie eine solche. Da Computersimulationen und Big Data aktuelle wissenschaftliche und technische Standards, Theorien und dergleichen nutzen, scheinen sie tatsächlich bereits in ein Paradigma eingefügt zu sein. Das Markenzeichen von Computersimulationen und Big Data ist jedoch die Mechanisierung und Automatisierung von Daten durch Computer, die in den ersten beiden Paradigmen eindeutig fehlt. Das bedeutet, dass sich die im dritten und vierten Paradigma verwendeten und angebotenen Methoden erheblich vom Experimentieren mit Phänomenen und der Theoriebildung über die Welt unterscheiden. Ich werde Computersimulationen und Big Data als „technologische Paradigmen“ bezeichnen, um zu versuchen, etwas Abstand von der philosophischen Interpretation des „Paradigmas“ von Kuhn zu gewinnen. Lassen Sie uns nun sehen, ob wir diese neuen technologischen Paradigmen verstehen

⁴ Louis Pasteur zeigte, dass die scheinbar spontane Entstehung von Mikroorganismen tatsächlich auf ungefilterte Luft zurückzuführen war, die das Wachstum von Bakterien ermöglichte.

6.2 Big Data: Wie kann man große Datenmengen wissenschaftlich nutzen?

Wie wir den Begriff heute verstehen, bezieht sich Big Data⁵ auf einen großen Datensatz, dessen Größe weit über die Fähigkeit eines kognitiven Agenten hinausgeht, Daten innerhalb einer angemessenen Zeitspanne zu erfassen, zu verwalten und zu verarbeiten. Leider gibt es keine richtige Konzeptualisierung von Big Data, deren Begriff typischerweise durch die Auflistung einiger der ihm zugeschriebenen Merkmale erfasst wird, wie z. B. groß, vielfältig, komplex, längsschnittlich usw. Das Kernproblem besteht darin, eine Liste von Merkmalen, Merkmalen usw. zu haben, die Merkmale sind, dass sie das Konzept nicht unbedingt erhellen. Zu sagen, dass er vier Beine hat, pelzig ist und bellt, erhellt nicht das Konzept eines „Hundes“. Insbesondere neigen solche Listen dazu, die Bedeutung von Big Data eher zu verschleiern als zu beleuchten, da wir bei der Definition von „groß“ im Sinne von „groß“, „vielfältig“ und dergleichen keinen einzigen Schritt vorangekommen sind. Es bedarf einer besseren Möglichkeit, Big Data zu charakterisieren.

Im Jahr 2001 schlug Douglas Laney eine Definition von Big Data vor, die auf den von ihm so genannten „drei Vs“ basiert: Volumen, Geschwindigkeit und Vielfalt (Laney 2001). Leider hat diese Definition nicht so gut funktioniert. Keines der „V“ bietet einen wirklichen Einblick in den Begriff, die Praxis und die Verwendung von Big Data. Später im Jahr 2012 wurde die Definition von Mark Bayer und Laney selbst verfeinert als „Informationsressourcen mit hohem Volumen, hoher Geschwindigkeit und/oder großer Vielfalt, die neue Formen der Verarbeitung erfordern, um eine verbesserte Entscheidungsfindung, Erkenntnisgewinnung und Prozessoptimierung zu ermöglichen.“ (Beyer und Laney 2012). Besser geeignet, aber immer noch unpassend. Rob Kitchin hat die Liste der Merkmale und Funktionen, die Big Data ausmachen, weiter erweitert, einschließlich umfassendem Umfang, feinkörniger Auflösung und eindeutig indexierter Identifizierung, relationaler, flexibler Daten usw. (Kitchin 2014). Leider gibt keine dieser Definitionen mehr Aufschluss über den Begriff Big Data als eine einfache Liste. Begriffe wie „Volumen“ und „Vielfalt“ tragen nicht zu unserem Verständnis von „groß“ und „groß“ bei. Eine Tüte Süßigkeiten mag vielfältig und groß sein, sagt aber nichts über die Süßigkeiten selbst aus.

Aber es gibt noch mehr. Begriffe wie „groß“, „groß“, „reichlich“ und andere können Bestandteile eines relationalen Prädikats sein, also als Teil einer Vergleichsbeziehung: Einhundert Meter ist ein großer Straßenblock; und ein Buch mit tausend Seiten ist ein großes Buch.

Aber keines dieser Prädikate ist absolut. Ein einhundert Meter langer Straßenblock könnte für einen Deutschen, der in einer alten Stadt im mittelalterlichen Stil lebt, groß sein. Aber es ist für einen argentinischen Bürger normal groß, da die meisten Straßenblöcke etwa einhundert Meter lang sind.

Mit anderen Worten: Was für Sie groß ist, ist für mich möglicherweise nicht groß (Floridi 2012). Natürlich das

⁵ Wolfgang Pietsch hat eine Unterscheidung zwischen Big Data und datenintensiver Wissenschaft vorgeschlagen. Während Ersteres im Hinblick auf die Datenmenge und die damit verbundenen technischen Herausforderungen definiert wird, bezieht sich die datenintensive Wissenschaft auf „die Techniken, mit denen große Datenmengen verarbeitet werden“. Man sollte die Methoden der Datenerfassung, Datenspeicherung und Datenanalyse weiter unterscheiden.“ (Pietsch 2015). Dies ist eine nützliche Unterscheidung für analytische Zwecke, da sie es Philosophen ermöglicht, unabhängig von den verwendeten Methoden Rückschlüsse auf Daten zu ziehen. mit anderen Worten, Big Data als Produkt von einer Disziplin zu unterscheiden. Für uns ist diese Unterscheidung jedoch überflüssig, da wir daran interessiert sind, die Techniken der Datenerfassung vor dem Hintergrund technischer Komponenten (z. B. Geschwindigkeit, Speicher usw.) zu untersuchen. Eine ähnliche Bemerkung gilt für Jim Grays Vorstellung von eScience, verstanden als „wo IT auf Wissenschaftler trifft“ (Hey, Tansley und Tolle 2009, xviii). Obwohl ich im Folgenden die Begriffe „Big Data“, „datenintensive Wissenschaft“ und „eScience“ unterschiedslos verwende, müssen die Leser bedenken, dass es sich um unterschiedliche Bereiche handelt.

ist kein bloßer kultureller oder gesellschaftlicher Faktor. Besonders sinnvoll ist der technologische Wandel zu relationalen Prädikaten. Was in der Mitte als „Big Data“ hätte gelten können

Die 1950er Jahre sind heute allem Anschein nach unbedeutend. Vergleichen Sie zum Beispiel die Menge Daten für die US-Präsidentenwahl 1952, bei der die UNIVAC mit a zum Einsatz kam
Speicherkapazität von etwa 1,5 MB pro Band, wobei die 700 TB/s vom australischen Square Kilometre Array Pathfinder (ASKAP) produziert werden. Unter dem Dach von beidem

Da die US-Wahlen und die ASKAP „groß“ sind, können sie methodisch und epistemisch als gleichwertig behandelt werden, obwohl dies offensichtlich nicht der Fall sein sollte. Die Lektion hier zu ziehen
liegt darin, dass das bloße Auflisten von Eigenschaften und Attributen zu den Daten keine Erkenntnisse liefert
in das Konzept, die Praktiken und die Nutzung von Big Data.

Bevor wir fortfahren, gehen wir einen Schritt zurück und fragen uns: Warum ist das so wichtig?

Haben Sie eine Definition von „Big Data“? Eine mögliche Antwort wäre, dass es an einem konzeptionellen Ansatz mangelt und die theoretische Spezifizierung dieses Begriffs könnte schwerwiegende Auswirkungen auf die Zukunft haben
Regulierung technologischer Praktiken auf individueller, institutioneller und staatlicher Abhängigkeitsebene. Beachten
Sie die folgende Beschreibung für die Finanzierung von Projekten durch

die National Science Foundation (NSF): „Der Ausdruck ‚Big Data‘ in dieser Aufforderung
bezieht sich auf große, vielfältige, komplexe, longitudinale und/oder verteilte generierte Datensätze
von Instrumenten, Sensoren, Internettransaktionen, E-Mail, Video, Clickstreams und/oder
alle anderen heute und in Zukunft verfügbaren digitalen Quellen“ (NSF 2012). Wenn überhaupt,
Diese Beschreibung ist unklar und vage und trägt nicht dazu bei, zu spezifizieren, was ausmacht
Big Data, seine Ziele und Grenzen sowie sein Zweck sind grundlegende Informationen für
Antragsteller und Ausführende des Zuschusses. Darüber hinaus ist die übermäßige Verwendung von Synonymen nicht der Fall
liefert an sich eine Klarstellung darüber, was „Big Data“ bedeutet und welchen allgemeinen Umfang es hat. Im Vergleich
zu dem Dokument, das die Aufforderung zwei Jahre später ersetzte,
Man liest wieder mit großer Zweideutigkeit: „Der Ausdruck ‚Big Data‘ bezieht sich auf Daten, die.“
stellen bestehende Methoden aufgrund ihrer Größe, Komplexität oder Verfügbarkeitsrate in Frage.“ (NSF
2014). Es ist interessant festzustellen, dass in den beiden folgenden Ausschreibungen – 2015 und
2016 – Die NSF hat alle Verweise auf Definitionen von Big Data entfernt. Bestenfalls einer
kann Aussagen finden, die darauf hinweisen, dass „[w]ie Vorstellungen von Volumen, Geschwindigkeit und Vielfalt vorhanden sind
Probleme, die häufig auf Big-Data-Probleme zurückgeführt werden, sind die Datenqualität und andere wichtige Probleme
Provenienz“ (NSF 2016) in klarer Anlehnung an Laneys Definition von 2001. Diese Anfragen der NSF zeigen, wie
schwierig es ist, zu definieren oder auch nur klar zu charakterisieren,
der Begriff Big Data.

Meines Wissens nach gibt es keine unproblematische, allumfassende Definition
von Big Data. Diese Tatsache scheint jedoch den Großteil der Fachliteratur nicht zu beschäftigen. Einige Autoren
argumentieren, dass die Neuheit von Big Data in der Schlichtheit liegt
Menge der beteiligten Daten, wobei dies als intrinsisch intuitiv und ausreichend angesehen wird
gültige Charakterisierung. In einem ähnlichen Sinne wird behauptet, dass sich Big Data darauf bezieht
Datensätze, deren Größe über die Möglichkeiten einer typischen kommerziellen Datenbanksoftware zum Erfassen,
Speichern, Verwalten und Analysieren der Daten hinausgeht. Stattdessen müssen spezifische Speichergeräte und
Software verwendet werden. Im Kern variiert die Menge der verarbeiteten Daten
von einigen Dutzend Petabyte bis zu Tausenden von Zettabyte und sogar noch höher. So natürlich sie auch sein mögen,
diese Zahlen ändern sich, wenn neue Computer in die Technologie eintreten
Dies geschieht durch die Ermöglichung einer höheren Speicher- und Rechengeschwindigkeit, durch die Entwicklung
neuer Algorithmen zum Sortieren und Kategorisieren der Daten sowie durch neue Institutionen

und private Unternehmen investieren Geld in Einrichtungen und Personal, um Big Data noch weiter zu entwickeln. Um diese Zahlen in reale Werte und Anwendungen umzusetzen, wird geschätzt, dass jeden Tag etwa 2,5 Exabyte an Daten generiert werden – das sind $2,5 \times 10^{18}$ Byte. Mark Liberman, ein Linguistikprofessor an der University of Pennsylvania, hat geschätzt, dass der Speicherbedarf, um die gesamte menschliche Sprache mit 16 kHz und 16-Bit-Audio zu digitalisieren, etwa 42 Zettabyte – oder 42×10^{21} Byte – beträgt (Liberman 2003).

Da darüber hinaus die weltweite Produktion computergestützter Daten in beispielloser Geschwindigkeit wächst, gehen Prognosen davon aus, dass bis zum Jahr 2020 mindestens 44 Zettabytes – also 44×10^{21} Bytes – produziert werden (IDC 2014).⁶ Unter

Berücksichtigung der Tatsache, dass es keine klare Definition gibt Die Analyse dessen, was Big Data ausmacht, sollte nicht darauf hindeuten, dass wir bestimmte Merkmale davon nicht herausgreifen und hervorheben können. Offensichtlich ist die schiere Datenmenge tatsächlich ein charakteristisches Merkmal, das es uns ermöglicht, die Methodik und Erkenntnistheorie von Big Data detaillierter zu diskutieren. Darüber hinaus hat Sabina Leonelli in einem bemerkenswerten Artikel zu Recht darauf hingewiesen, dass die Neuheit von Big Data in der Bedeutung und dem Status liegt, den Daten in den Wissenschaften erlangen, sowie in den Methoden, Infrastrukturen, Technologien und Fähigkeiten, die für den Umgang mit solchen Daten entwickelt werden (Leonelli 2014). Leonelli weist zu Recht darauf hin, dass Big Data Daten in den Status einer „wissenschaftlichen Ware“ erhebt, in dem Sinne, dass andere Analyseeinheiten wie Modelle und Theorien in ihrer wissenschaftlichen Relevanz gleichgesetzt werden. Sie hat auch Recht, wenn sie sagt, dass Big Data Methoden, Infrastruktur, Technologie und Fähigkeiten einführt, über die wir vorher nicht verfügten. Bei Big Data geht es also um schiere Datenmengen, neue Methoden und Infrastruktur sowie die Entwicklung neuer Technologien. Aber vor allem ist Big Data eine völlig neue und andere Möglichkeit, Wissenschaft zu betreiben und die Welt um uns herum zu verstehen, ganz ähnlich wie Computersimulationen. Ich glaube, das ist der Sinn, den Gray im Sinn hatte, als er Computersimulationen und Big Data als neue Paradigmen der wissenschaftlichen Forschung bezeichnete.

Bisher konzentrierten sich unsere Bemühungen auf den Versuch, Big Data zu konzeptualisieren. Werfen wir nun einen Blick auf die tatsächliche Praxis in wissenschaftlichen und technischen Bereichen. Eine kurze Rekonstruktion von Big Data würde einige Praktiken in der Erfassungsphase, einige in der Kuratierungsphase und einige in der Nutzung der Daten umfassen. Beginnen wir mit der ersten Phase, in der Daten mit unterschiedlichen Rechenmitteln erfasst werden.⁷ Das Beispiel

⁶ Es gibt Studien, die das Wachstum des Systemspeichers mit der gespeicherten Datenmenge in Verbindung bringen. Ein Bericht an das Energieministerium der USA zeigt, dass im Durchschnitt jedes 1 Terabyte Hauptspeicher dazu führt, dass jedes Jahr etwa 35 Terabyte neue Daten im Archiv gespeichert werden – mehr als 35 Terabyte pro 1 Terabyte werden tatsächlich gespeichert, aber 20 – 50 % werden im Jahresdurchschnitt tatsächlich gelöscht (Hick, Watson und Cook 2010).

⁷ Unser Umgang mit Big Data wird sich auf wissenschaftliche Anwendungen konzentrieren. In diesem Zusammenhang müssen wir bedenken, dass die Daten zwar immer rechnerischer Natur sind, aber auch empirischen Ursprungs sind. Erlauben Sie mir hier einen kurzen Exkurs und klarzustellen, was ich unter rechnerischen Daten empirischen Ursprungs verstehe. Bei Laborexperimenten könnten die gesammelten Daten direkt aus der Manipulation des Experiments und damit durch die Meldung von Änderungen, Messungen, Reaktionen usw. sowie durch den Einsatz von Laborinstrumenten stammen. Ein Beispiel für Ersteres ist die Verwendung einer Petrischale zur Beobachtung des Verhaltens von Bakterien und der Pflanzenkeimung. Ein Beispiel für Letzteres ist die Blaskammer, die elektrisch geladene Teilchen erkennt, die sich durch überhitzten flüssigen Wasserstoff bewegen. Big Data in der wissenschaftlichen Forschung bezieht viele seiner Daten aus ähnlichen Quellen.

Der obige ASKAP ist ein gutes Beispiel dafür. Dort werden Daten von einer einzigen Gruppe von Radioteleskopen erfasst und so formatiert, dass sie mit verschiedenen Datensätzen und Standards kompatibel sind. Die Gewinnung von Daten aus einer einzigen Instrumentenkonstellation ist jedoch kein typischer Fall für Big Data. Üblicher ist es, mehrere unterschiedliche und höchstwahrscheinlich inkompatible Quellen zu finden, die zur Erweiterung der Datenbanken beitragen. Man könnte daran denken, Daten des ASKAP, einem Radioteleskop zur Erforschung der Ursprünge von Galaxien, mit Daten des Atacama-Observatoriums (TAO) der Universität Tokio zu kombinieren, einem optisch-infraroten Teleskop zur Erforschung des galaktischen Zentrums (Yoshii). et al. 2009).⁸ Beim Sammeln von Daten muss sichergestellt werden, dass diese so formatiert sind, dass die Daten mit tatsächlichen Datensätzen kompatibel sind, und dass die Metadaten ordnungsgemäß standardisiert werden. Das Formatieren von Daten sowie die Standardisierung der Metadaten ist eine zeitaufwändige und teure Angelegenheit, obwohl sie notwendig ist, um sicherzustellen, dass die Daten verfügbar sind und schließlich als ein einziger Informationsbestand analysiert werden können.

Hier tauchen die ersten Probleme für Big Data auf. Das Vorhandensein einer Konstellation von Quellen erhöht die Probleme bei der Weitergabe von Daten, ihrer Formatierung und Standardisierung, Kuratierung und eventuellen Nutzung erheblich. Da in dieser Anfangsphase die Kernthemen das Teilen, Formatieren und Standardisieren von Daten sind, konzentrieren wir uns zunächst auf diese. Leonelli berichtet, dass es häufig vorkommt, dass Forscher, die ihre Daten an eine Datenbank weitergeben möchten, sicherstellen müssen, dass die von ihnen übermittelten Daten und Metadaten mit bestehenden Standards kompatibel sind. Dies bedeutet, dass sie sich in ihrem ohnehin schon vollen Terminkalender die Zeit nehmen, sich aktuelles Wissen darüber anzueignen, was die Standards sind und wie sie umgesetzt werden können (Leonelli 2014, 4). Wenn die Dinge nicht schon schwierig genug wären, würden es weder die akademische Welt noch öffentliche und private Institutionen immer wertschätzen, dass ihre Forscher qualitativ hochwertige Zeit in solche Unternehmungen investieren. Infolgedessen bieten nicht anerkannte Bemühungen den Forschern nur sehr wenige Anreize, ihre Daten zu teilen, zu formatieren und zu standardisieren, was zum Verlust professioneller Zusammenarbeit und Forschungsbemühungen führt.

Wie arbeitsintensiv und kostspielig das Sammeln von Daten auch sein mag, wenn Big Data Realität werden soll, sind die Entwicklung von Datenbanken, Institutionen, Rechtsvorschriften sowie langfristige Forschungsfinanzierung und geschultes Personal erforderlich. Dieser Punkt bringt uns zum nächsten Schritt im Prozess von Big Data, bei dem viele dieser Akteure in die Kuratierung der Daten einbezogen werden (Buneman et al. 2008). Typischerweise besteht Kuratieren darin, konkret zu machen

Wie vorgeschlagen, erhält das ASKAP große Datenmengen durch das Scannen des Himmels, und in dieser Hinsicht haben die Daten einen empirischen Ursprung. Sogar die Daten, die in sozialen Netzwerken gesammelt werden, die vor allem von Soziologen und Psychologen genutzt werden, könnten als empirischen Ursprung angesehen werden. Um diese Arten der Datenerfassung gegenüberzustellen, nehmen wir den Fall von Computersimulationen. Bei letzteren Methoden werden Daten durch die Simulation erzeugt und nicht gesammelt. Dies ist keine skurrile Unterscheidung, da die Merkmale, die erkenntnistheoretische Bewertung und die Qualität der Daten von Methode zu Methode erheblich variieren. Philosophen haben sich für die Natur von Daten und die Unterschiede zwischen ihnen interessiert (zum Beispiel Barberousse und Marion 2013), (Humphreys 2013b) und (Humphreys 2013a)).

⁸ Ein interessanter Fall stammt aus biomedizinischem Big Data, wo Daten aus einer unglaublich vielfältigen und komplexen Vielfalt von Quellen gesammelt werden. Wie Charles Safran et al. weisen darauf hin, dass diese Quellen „Labor-Autoanalysegeräte, Apothekensysteme und klinische Bildgebungssysteme [...] umfassen, ergänzt durch Daten von Systemen, die Gesundheitsverwaltungsfunktionen wie Patientendemografie, Versicherungsschutz, Finanzdaten usw. unterstützen ... klinisch.“ narrative Informationen, elektronisch erfasst als strukturierte Daten oder transkribierter „Freitext“ [...] elektronische Gesundheitsakten“ (Safran et al. 2006, 2).

Entscheidungen bezüglich der Daten, angefangen bei den zu sammelnden Daten bis hin zu ihrer endgültigen Pflege und Dokumentation, einschließlich Aktivitäten wie der Strukturierung der Daten, der Bereitstellung einer Bewertung der Datenqualität und der Bereitstellung von Richtlinien für Forscher, die an großen Datensätzen interessiert sind. Das Kuratieren von Daten ist eine schwierige und oft undankbare Aufgabe, da Kuratoren sicherstellen müssen, dass die Daten für die Forscher leicht verfügbar sind. Es ist zudem hochsensibel, denn Kuratieren setzt Selektion und damit eine Steigerung der Eigenartigkeit der Daten voraus. Was den Kurationsprozess schließlich zu einer komplexen und umstrittenen Aktivität macht, ist die Tatsache, dass er teilweise die Art und Weise bestimmt, wie Daten in Zukunft verwendet werden. Trotz ihrer Bedeutung und genau wie das Sammeln von Daten ist die Kuratierung derzeit keine Aktivität, die im akademischen und institutionellen System honoriert wird und daher für Forscher nicht sehr attraktiv ist.

Wie aus der vorherigen Diskussion hervorgeht, handelt es sich bei den über Datenbanken zur Verfügung gestellten Daten nicht um „unschuldige“ Daten. Es wurde selektiv gesammelt, kuratiert und Forschern mit spezifischen Zielen zur Verfügung gestellt. Das heißt natürlich nicht, dass es sich um nicht vertrauenswürdige Daten handelt, sondern vielmehr, dass sie zwangsläufig voreingenommen und voller Werte – epistemischer, kognitiver, sozialer und moralischer Art – sind, die vor ihrer Verwendung offengelegt werden müssen. Leider ist es ziemlich schwierig, dieser letzten Bitte nachzukommen. Forscher sind wie jedes andere Individuum Teil einer Gesellschaft, einer Kultur und einer Reihe vordefinierter Werte, die sie – manchmal unbewusst – in ihre Praxis projizieren. Interessanterweise wurde argumentiert, dass Big Data dem Risiko von Verzerrungen bei der Datenerhebung, -kuratierung und -interpretation entgegenwirkt. Dies liegt daran, dass der Zugriff auf große Datensätze die Wahrscheinlichkeit erhöht, dass Voreingenommenheit und Fehler automatisch durch eine „natürliche“ Tendenz der Daten, sich zu gruppieren, beseitigt werden – dies wird von Soziologen und Philosophen als Triangulation bezeichnet. Je mehr Daten gesammelt werden, desto einfacher ist es daher, sie miteinander zu vergleichen und die Daten zu eliminieren, die wie Ausreißer aussehen (siehe (Leonelli 2014; Denzin 2006; Alison 2002)).

Wenn es bei der Frage nach Big Data um die Verwendung solcher Daten geht, gehen die Antworten je nach Disziplin in alle Richtungen auseinander: Medizin (Costa 2014), Nachhaltigkeitsstudien (Mahajan et al. 2012), Biologie (Callebaut 2012) und (Leonelli. 2014), Genomik (Choudhury et al. 2014), Astronomie (Edwards und Gaber 2014), um nur einige Anwendungen von Big Data in wissenschaftlichen Kontexten zu nennen (siehe auch (Critchlow und Dam 2013)). Im nächsten Abschnitt bespreche ich eine solche Verwendung in der Virologie. Über die vielfältigen Einsatzmöglichkeiten von Big Data hinaus ist die Frage nach der Nutzung vor allem eine Frage der Ethik. Fragen zum Einsatz von Big Data in der Medizin greifen auf Fragen zur Patienteneinwilligung und Anonymisierung sowie zur Privatsphäre und zum Schutz von Daten zurück (Mittelstadt und Floridi 2016a). Ebenso sind Fragen zu Eigentum, geistigem Eigentum und der Unterscheidung zwischen akademischem und kommerziellem Big Data grundlegende Fragen ethischer Natur. Die Antworten auf diese Fragen haben die Macht, Einzelpersonen zu schaden oder zu neuen Entdeckungen beizutragen. In diesem Buch werde ich keines dieser Themen diskutieren. Die Frage nach der Nutzung von Big Data ist für mich eine Frage nach ihrer Erkenntnistheorie. Was Fragen der Ethik angeht, konzentriere ich meine Bemühungen auf den viel weniger entwickelten Bereich der Ethik von Computersimulationen (siehe

Abschnitt 7). Für weitere Lektüre zur Ethik in Big Data empfehle ich jedoch (Mittelstadt und Floridi 2016b), (Bunnik et al. 2016) und (Collmann und Matei 2016).⁹

6.2.1 Ein Beispiel für Big Data

Viktor Mayer-Schonberger und Kenneth Cukier (2013) liefern in einem kürzlich erschienenen, viel gelobten Buch ein schönes Beispiel, das ein umfassendes Porträt von Big Data und seiner potenziellen Nutzung für wissenschaftliche Zwecke zeichnet. Die Geschichte beginnt im Jahr 2009 mit dem weltweiten Ausbruch eines neuartigen Influenza-A-Stamms, des H1N1/09. In Situationen wie dieser kommt es auf Aktualität und Die Genauigkeit der Informationen ist von entscheidender Bedeutung. Verzögerungen und Ungenauigkeiten kosten nicht nur Leben, sondern auch Im konkreten Fall droht der Ausbruch einer Pandemie. Gesundheitsbehörden in den USA und in Europa waren zu langsam und es dauerte Tage und sogar Wochen, bis man die Informationen bekam aus der Situation. Natürlich spielten mehrere Faktoren eine Rolle, die dazu beigetragen haben Verschlimmerung der Verzögerungen. Einerseits bleiben die Menschen meist mehrere Jahre lang unbehandelt Tage bevor Sie zur Arztpraxis gehen. Die Gesundheitsbehörden sind dann machtlos Ihre Aufzeichnungen und Daten hängen von der Sammlung öffentlicher Informationen ab (z. B. von Krankenhäusern, Kliniken und Privatärzten), bei denen kein Eingriff in die Privatsphäre erfolgt das Zuhause. Die Centers for Disease Control and Prevention (CDC) in den USA und Das Europäische Influenza-Überwachungssystem (EISS) stützte sich auf die virologische und von diesen Kanälen abgerufene klinische Daten und damit die darin enthaltenen Informationen war für eine genaue Einschätzung der Lage größtenteils unvollständig. Auf dem anderen Andererseits könnte die Weiterleitung der Informationen aus diesen Quellen an die zentralen Gesundheitsbehörden sehr lange dauern. Das CDC veröffentlichte nationale und regionale Daten auf wöchentlicher Basis, typischerweise mit einer 1–2-wöchigen Berichtsverzögerung. Abrufen und Weiterleiten Informationen waren ein schmerzhafter, ungenauer und sehr langsamer Prozess. Als Ergebnis erhalten Sie Informationen darüber, wo es einen Ausbruch gegeben hat, sowie eine genaue Karte des Potenzials Meistens fehlten die Informationen zur Verbreitung oder waren viel zu unzuverlässig.

Im Februar desselben Jahres und nur wenige Wochen bevor das Virus Schlagzeilen in den Zeitungen machte, veröffentlichte eine Gruppe von Ingenieuren bei Google einen Artikel in Nature, in dem sie einen neuen Weg beschrieb, um zuverlässige Informationen zu erhalten, die möglicherweise das Virus vorhersagen könnten nächsten Ausbruch des Virus zu informieren und eine genaue Karte der Ausbreitung zu erstellen. Es war als Google Flu Trends-Projekt bekannt, das eine einfache, aber ruhige Lösung befürwortet neuartige Idee (Ginsberg et al. 2009). Laut den Google-Ingenieuren ist die aktuelle Das Ausmaß der wöchentlichen Influenza-Aktivität in den USA könnte durch Messung der geschätzt werden relative Häufigkeit spezifischer Internetanfragen, die nach Angaben der Autoren betrug korrelierte stark mit dem Prozentsatz der Arztbesuche, bei denen ein Patient vorstellig wurde mit grippeähnlichen Symptomen. Mit anderen Worten: Sie nutzen Millionen von Gigabyte von Internetanfragen und verglich sie mit CDC-Daten. All dies könnte getan werden innerhalb der erstaunlichen Zeit eines Tages. Die Dinge beschleunigten sich, und wenn es so weiterging

⁹ Beachten wir, dass die in jedem dieser Bücher aufgeworfenen ethischen Fragen nicht unbedingt darauf beschränkt sind Die wissenschaftliche und technische Nutzung von Big Data erstreckt sich aber auch auf Wirtschaft, Gesellschaft und Studium über Regierung und Recht.

Auf diese Weise wären die Gesundheitsbehörden in der Lage, Ausbrüche innerhalb eines angemessenen Rahmens zu bekämpfen Zeitfenster.

Diesen Google-Ingenieuren zufolge „können Google-Websuchanfragen verwendet werden um die ILI-Prozentsätze (influenzaähnliche Erkrankungen) in jedem der neun Fälle genau abzuschätzen Gesundheitsregionen der Vereinigten Staaten“ (1012). Die Botschaft war stark und .. ansprechend, und natürlich hat es jeder zur Kenntnis genommen. Autoren wie Mayer-Schönberger und Cukier stellten fest, dass „bis die nächste Pandemie kommt, die Welt wird über ein besseres Instrument verfügen, um seine Ausbreitung vorherzusagen und damit zu verhindern“ (Mayer Schonberger und Cukier 2013, 10). Die Erwartungen sind hoch und damit auch das Interesse am Erfolg von Big Data in den wissenschaftlichen Disziplinen.

Leider ist Big Data alles andere als exakt, und die Begeisterung und die großen Hoffnungen werden geweckt von diesen Befürwortern muss gemessen werden. Zunächst einmal ist es alles andere als klar, dass Big Daten könnten für „die nächste Pandemie“ verwendet werden, sofern nicht einige Merkmale gemeinsam sind. wie die Art der Pandemie und die Möglichkeiten, Informationen abzurufen. Big Data ist geografisch, wirtschaftlich und sozial abhängig. Cholera ist derzeit klassifiziert als Pandemie, obwohl sie in Industrie- und Industrieländern sehr selten vorkommt, und die Art und Weise, wie es ausbricht und sich ausbreitet, unterscheidet sich deutlich von einer ILI-Erkrankung. Darüber hinaus gibt es Gebiete mit einem anhaltenden Krankheitsrisiko, wie zum Beispiel einige Orte in Afrika und Südostasien verfügen nicht über die richtige technologische Infrastruktur für die Bürger um auf das Internet zuzugreifen, geschweige denn um eine Abfrage über Google durchzuführen. Informationen abrufen von Diese Orte würden höchstwahrscheinlich die Mindestanforderungen an die Korrelation nicht erfüllen.

Man könnte sich natürlich nur auf erfolgreiche Fälle von Big Data konzentrieren. In solchen Fällen wird von der Annahme ausgegangen, dass Big Data eher ein Ersatz als ein Ersatz dafür ist Ergänzung zur herkömmlichen Datenerfassung und -analyse. Dies wird in der Community als „Big-Data-Hybris“¹⁰ bezeichnet und soll hervorheben, dass eine Geschichte von (relativer) Erfolg ist keineswegs die Geschichte einer Methode. Sogar die Ingenieure von Google sind vorsichtig um uns zu warnen, dass das System nicht als Ersatz für Labordiagnosen und medizinische Überwachung konzipiert ist. Darüber hinaus geben sie zu, dass die Suchanfragen im Das von Google Grippetrends verwendete Modell wird nicht eindeutig von betroffenen Benutzern übermittelt grippeähnliche Symptome und daher sind die beobachteten Zusammenhänge anfällig für Fehlalarme, die durch einen plötzlichen Anstieg von ILI-bezogenen Abfragen verursacht werden. „Ein ungewöhnliches Ereignis, B. ein Medikamentenrückruf für ein beliebtes Erkältungs- oder Grippemittel, könnte zu einer solchen Fehlwarnung führen.“ (Ginsberg et al. 2009, 1014) sagt Jeremy Ginsberg, der leitende Wissenschaftler, der veröffentlicht hat die Ergebnisse.

Obwohl Google Flu Trends nur ein Beispiel für die Nutzung von Big Data ist und zugegebenermaßen nicht das erfolgreichste, stellt es die Vorteile von Big Data dennoch gut dar Daten und ihre intrinsischen Einschränkungen: Mehr Daten bedeuten nicht bessere Informationen, es bedeutet einfach mehr Daten. Darüber hinaus sind nicht alle Daten von „guter Qualität“. Dies ist das Grund, warum Ginsberg et al. Machen Sie deutlich, dass die Verwendung von Suchmaschinenabfragedaten nicht der Fall ist Entwickelt, um die Notwendigkeit laborbasierter Diagnosen und medizinischer Überwachung zu ersetzen oder zu ersetzen. Zuverlässige medizinische Daten werden immer noch durch traditionelle Überwachung gewonnen

¹⁰ Der Begriff „Hybris“ wird üblicherweise in den großen griechischen Tragödien verwendet, um die Persönlichkeit des Helden zu beschreiben Eigenschaft als extremer und dummer Stolz oder als häufig gefährliches Übermaß an Selbstvertrauen Kombination mit Arroganz. Das Verhalten des Helden besteht darin, sich den etablierten Normen zu widersetzen, indem er das herausfordert Götter, mit der Folge des eigenen Untergangs des Helden.

Mechanismen, wie zum Beispiel einfach zum Arzt zu gehen. Ein erwartetes Phänomen im Zusammenhang mit dem von Google Flu Trends verwendeten Modell besteht darin, dass in einer Situation der Panik und Besorgnis gesunde Personen einen Anstieg von ILI-bezogenen Abfragen verursachen, was die Schätzungen in die Höhe treibt der tatsächlich infizierten Personen und möglicher Ausbreitungsszenarien. Dies liegt an Abfragen, die nicht auf Benutzer beschränkt sind, bei denen tatsächlich grippeähnliche Symptome auftreten, sondern vielmehr jede Person, die die richtige Anfrage stellt. Die beobachteten Korrelationen sind daher nicht für alle Bevölkerungsgruppen von Bedeutung. Mit anderen Worten: Das System ist anfällig. Dies ist auf eine Reihe falscher Warnungen zurückzuführen, die nicht alle zurückverfolgt und beseitigt werden können, was das gesamte Programm zur Vorhersage einer Pandemie mithilfe von Big Data immer noch unzuverlässig macht. Der Schwerpunkt liegt nun darauf, die Daten spezialisierten Institutionen zur Verfügung zu stellen. Die Forschung zu Infektionskrankheiten nutzt die Daten zur Erstellung eigener Modelle.

Lassen Sie uns abschließend darauf hinweisen, dass Google Flu Trends aus verschiedenen Datenquellen stammt als das ASKAP-Beispiel. Im ersteren Fall handelt es sich bei den Quellen um Suchanfragedaten, während im letzteren Fall die Quelle astronomische Informationen ist, die von Radioteleskopen bereitgestellt werden. In diesem Sinne weisen die beiden Fälle viele Unterschiede auf, beispielsweise hinsichtlich der Anfälligkeit von Fehlalarmen im Fall von Google-Grippe-Trends, die in ASKAP fehlen. Darüber hinaus könnte man argumentieren, dass die in Google Flu Trends verwendeten Daten nicht empirischen Ursprungs sind, wie ASKAP. Natürlich gibt es auch Gemeinsamkeiten zwischen den beiden Systemen. Leonelli argumentiert, dass Mayer-Schönberger und Cukier drei Kerninnovationen betrachten, die Big Data mit sich bringt – auch im Fall von Google Flu Trends vorhanden als ASKAP. Die erste ist die Vollständigkeit und bezieht sich auf die Behauptung, dass die Anhäufung großer Datensätze es verschiedenen Wissenschaftlern zu unterschiedlichen Zeiten ermöglicht, Bodenkontakte herzustellen ihre Analyse zu verschiedenen Aspekten des gleichen Phänomens. An zweiter Stelle steht die Unordnung. Big Data drängt Forscher dazu, die Komplexität und Vielschichtigkeit von Daten zu akzeptieren der Welt, anstatt nach Genauigkeit und Genauigkeit zu streben, wie es in der wissenschaftlichen Standardpraxis der Fall ist. Tatsächlich vertreten Mayer-Schönberger und Cukier ihrer Meinung nach die Auffassung, dass es unmöglich sei, Big Data auf eine Art und Weise zusammenzustellen, die garantiert präzise und homogen sei. In Anlehnung an die gleiche Idee sagen Mayer-Schönberger und Cukier: „Big Data ist chaotisch, variiert in der Qualität und ist auf unzähligen Servern auf der ganzen Welt verteilt“ (Mayer-Schönberger und Cukier 2013, 13). Drittens und letztens kommt „der Triumph der Korrelationen“, das heißt eine neue Art von Wissenschaft (d. h.

die durch Big Data hervorgebrachte Wissenschaft), basierend auf statistischen Korrelationen zwischen Daten Werte statt Kausalität (Leonelli 2014).

Dies ist ein guter Ort, um innezuhalten und die folgende Frage zu stellen: Was hat Big Data im Zusammenhang mit Computersimulationen? Einerseits und als allgemeines Prinzip haben beide zwei gemeinsame Säulen. Dies sind die Rechensäulen, die dazu gehört die Berücksichtigung der Geschwindigkeit der Berechnung, der Kapazität zum Speichern von Daten und der Handhabung großer Datenmengen; und die kognitive Säule, die Aufklärungsmethoden umfasst zum Darstellen, Validieren, Aggregieren und Querverweisen von Datensätzen. Auf der Andererseits haben Big Data und Computersimulationen wenig gemeinsam. Dies gilt insbesondere, wenn es um epistemische und methodologische Ansprüche geht. Wir haben schon

sagte etwas über die rechnerischen und kognitiven Säulen, sowohl für Big Data als auch für Computersimulationen. Die Frage von Interesse ist nun, welche Unterschiede zwischen Big Data und Computersimulationen bestehen. Mit anderen Worten: Was macht sie zu zwei unterschiedlichen technologischen Paradigmen?

6.3 Der Kampf um die Kausalität: Big Data und Computersimulationen

Ein wünschenswertes Ziel jeder wissenschaftlichen Methode ist es, Wissen und Verständnis über die Welt, die uns umgibt, zu vermitteln. Wenn dieses Wissen und Verständnis schnell vermittelt wird, wie im Fall von Google Flue Trends, dann ist dies sicherlich am besten. Auf jeden Fall muss eine solche Methode Einblicke in die Beschaffenheit der Welt ermöglichen, andernfalls wäre sie für wissenschaftliche und technische Zwecke von geringem Interesse. Nehmen wir als Beispiel unsere früheren Diskussionen über den Vergleich von Computersimulationen mit Laborexperimenten in Kapitel 3. Warum machen sich Philosophen die Mühe, diese Fragen zu diskutieren? Ein Hauptgrund liegt darin, dass wir die Mittel bereitstellen müssen, um in einem angemessenen Rahmen zu gewährleisten, dass die Ergebnisse von Computersimulationen mindestens so zuverlässig sind wie unsere derzeit besten Methoden zur Erforschung der Welt, d. h. durch Experimente. Eine ähnliche Argumentation gilt für Theorie und Modelle, wie in Kapitel 2 diskutiert.

Ein Kernmerkmal des Experimentierens, das sich auch in vielen Modellierungspraktiken widerspiegelt, besteht darin, dass es kausale Zusammenhänge aufdeckt. Beispielsweise erfasste die von Arno Penzias und Robert Wilson ursprünglich zur Erkennung von Radiowellen entwickelte Antenne letztendlich kosmische Mikrowellen-Hintergrundstrahlung. Wie konnte das passieren? Die Geschichte ist ziemlich faszinierend, aber der wichtige Punkt für uns ist, dass solche kosmischen Mikrowellen ursächlich mit der Antenne interagierten. Dies geschah natürlich nicht, ohne dass die Wissenschaftler versuchten, andere potenzielle Ursachen kausaler Wechselwirkungen zu eliminieren, wie etwa terrestrische Störungen – Lärm, der von New York City ausgeht – sowie Fledermaus- und Taubenkot.

Der Grund, warum Behauptungen über kausale Zusammenhänge die Grundlage für das Vertrauen wissenschaftlicher und technischer Methoden bilden, liegt darin, dass sie als eine Art Garantie für unser Wissen und Verständnis der Welt dienen. Viele Philosophen haben kausale Zusammenhänge – oder Kausalität – als Grundstein für jedes wissenschaftliche Unterfangen dargestellt. Der Philosoph John L. Mackie hat die Kausalität sogar als „Zement des Universums“ bezeichnet (Mackie 1980).

Wie das Beispiel von Penzias und Wilson zeigt, ist das Experimentieren für Wissenschaft und Technik gerade deshalb von entscheidender Bedeutung, weil es dabei hilft, die in der Welt bestehenden Kausalzusammenhänge aufzudecken. Erinnern wir uns aus Kapitel 3 an die zentrale Bedeutung der Kausalität in Diskussionen über die experimentelle Zugehörigkeit von Computersimulationen. Wir haben gesehen, dass, wenn wir die Existenz von Kausalzusammenhängen in Computersimulationen nachweisen können, diese mit Experimenten gleichgestellt werden können. Sollte dies nicht möglich sein, bleibt ihre erkenntnistheoretische Bewertung noch offen. In Abschnitt 3 hatten wir eine relativ lange Diskussion über die Gründe, die einige Philosophen zu der Annahme veranlassen, dass Computersimulationen keine kausalen Beziehungen haben, und was das für ihre erkenntnistheoretischen Erkenntnisse bedeutet.

Sitzung. Ob Kausalität aus der direkten Interaktion mit der Welt entsteht – z

Wie bei Standardexperimenten – oder der Darstellung von Ursachen – etwa in Theorien, Modellen und Computersimulationen – ist die Fähigkeit, kausale Zusammenhänge zu identifizieren, von entscheidender Bedeutung wissenschaftlicher und technischer Fortschritt. Dies gilt auf jeden Fall, wenn wir Big ausschließen Daten. Es wurde argumentiert, dass bei Big Data die Korrelation die Kausalität im Rennen verdrängt um die Welt zu kennen.

Mayer-Schönberger und Cukier sind zwei einflussreiche Autoren, die nachdrücklich dafür plädieren, Kausalität in die Schublade zu stecken und Forscher dazu aufzufordern, Korrelationen zu akzeptieren als neues Ziel der wissenschaftlichen Forschung. Für sie ist es völlig zwecklos, Regie zu führen Bemühungen, einen universellen Mechanismus zu entdecken, um kausale Beziehungen aus Big abzuleiten Daten. Letztendlich alles, was wir brauchen, um mit Big Data epistemisch zufrieden zu sein Es bestehen hohe Korrelationen (Mayer-Schönberger und Cukier 2013).

Eine Frage, die wir hier beantworten möchten, ist, ob Big Data, wie Mayer Schönberger und Cukier es darstellen, mit reiner Korrelation gut funktionieren könnte oder ob die Kausalität wieder in das Gesamtbild der wissenschaftlichen und technischen Forschung einbezogen werden muss. Meiner Meinung nach sollten wir die Kausalität nicht so leicht aufgeben, vor allem weil wir es tun ist also mit einem (hohen) Preis verbunden. Beginnen wir mit einigen Erläuterungen.

Der grundlegende Unterschied zwischen Kausalität und Korrelation besteht darin, dass Ersteres angenommen wird als Regelmäßigkeit in einer natürlichen und sozialen Welt, die durchgehend stabil und dauerhaft ist Zeit und Raum. Korrelation hingegen ist ein statistisches Konzept, das misst die Beziehung zwischen zwei gegebenen Datenwerten. Es sind zum Beispiel keine vorhanden ursächliche Zusammenhänge zwischen Fußballspielen und dem Einschlagen von Fensterscheiben, trotz des Hochs Zusammenhang, den wir in der Nachbarschaft meiner Kindheit hatten. Es gibt jedoch einen Kausalzusammenhang Verbindung zwischen einem Fußball, der gegen das Fenster meines Nachbarn prallt, und dessen Einbruch Stücke. Kausalität, wie wir den Begriff hier verstehen, verrät uns die wahren Gründe dafür und wie etwas passiert. Korrelation sagt uns stattdessen nur etwas über a statistische Beziehungen zwischen zwei oder mehr Datenpunkten.

Aus dem vorherigen Beispiel sollten wir nicht schließen, dass Korrelation kein sicheres Mittel ist Quelle des Wissens. Studien zur Kfz-Versicherung haben beispielsweise gezeigt, dass Männer Autofahrer haben einen stärkeren Zusammenhang mit Autounfällen als weibliche Fahrer, und daher verlangen Versicherungsgesellschaften Männer tendenziell mehr als Frauen für ihre Versicherung. Es gibt natürlich keine kausalen Zusammenhänge zwischen männlichem Fahrersein und Provokation ein Unfall, noch eine weibliche Fahrerin zu sein und ein sicherer Fahrer zu sein. Hohe Korrelation ist, Für solche Fälle gut genug. ..

Ist das nun das, was Mayer-Schönberger und Cukier im Sinn haben, wenn sie in Big Data für Korrelation statt Kausalität plädieren? Nicht ganz. Laut diesen Autoren

Die Suche nach kausalen Zusammenhängen – an sich schon eine sehr schwierige und anspruchsvolle Aufgabe – verliert Seine ganze Anziehungskraft ergibt sich aus der außergewöhnlichen Zunahme der verfügbaren Daten über ein bestimmtes Phänomen. Erinnern Sie sich an den vorherigen Abschnitt, als wir über „Vollständigkeit“ gesprochen haben. und „Unordnung“ der Daten. Während Ersteres sich auf die schiere Datenmenge bezieht, betont Letzteres die Rolle ungenauer Daten. Zusammen, so behaupten Mayer-Schönberger und Cukier, bieten sie den notwendigen epistemischen Hintergrund, um eine hohe Korrelation vorzuziehen Kausalität. Wie ist das möglich? Die Begründung lautet wie folgt: Korrelation besteht bei der Messung der statistischen Beziehung zwischen zwei Datenwerten, und Daten sind präzise

was Forscher im Übermaß haben (dh die Vollständigkeitsthese.¹¹) Das bedeutet dass Forscher sehr hohe und stabile Korrelationen in einem Datensatz finden können ein relativ einfacher und schneller Weg. Darüber hinaus wissen Forscher, dass Korrelation möglich ist bleiben auch dann hoch, wenn es einige ungenaue Daten gibt, da die schiere Menge ausreicht, um etwaige in den Daten festgestellte Ungenauigkeiten (d. h. die Unordnung) auszugleichen (These). Kausalität wird dann unter der neuen Sonne von Big Data zu einer Antiquität, z Forscher müssen nicht länger die wirkenden Kausalzusammenhänge finden, um Ansprüche geltend zu machen über ein bestimmtes Phänomen. Das Beispiel, das diese Argumentation verdeutlicht, ist Google Wieder Grippetrends. Wie dargestellt konnten die Google-Ingenieure hohe Korrelationen feststellen unter den Daten, obwohl einige Anfragen von Betroffenen kamen normale Grippe, und einige sind überhaupt nicht krank. Die große Menge der gesammelten Daten gleicht etwaige Ungenauigkeiten aus, die sich in diesen wenigen Abfragen verbergen. Natürlich die Unordnung Diese These, die es uns ermöglicht, die wenigen irreführenden Abfragen außer Acht zu lassen, setzt voraus, dass die Der Prozentsatz solcher Anfragen ist vernachlässigbar. Ansonsten kann die Korrelation aber immer noch hoch sein über die falschen Ergebnisse.

Wie ich bereits erwähnt habe, haben Mayer-Schönberger und Cukier recht, wenn es um die Vorteile geht, wenn man unter den richtigen Umständen die Korrelation gegenüber der Kausalität unterstützt. Und Sie liefern zahlreiche Beispiele erfolgreicher Fälle. Aber ich habe auch davor gewarnt Ideen müssen im richtigen Kontext stehen, um anwendbar zu sein. Die meisten Autoren Beispiele stammen aus der Nutzung von Big Data in großen Unternehmen und großen Regierungen. Obwohl der Vorteil, den Big Data für diese Bereiche der Gegenwart darstellt In der Gesellschaft lässt sich nicht leugnen, sie repräsentieren nicht die Nutzung und den Bedarf von Big Data in wissenschaftlichen und technischen Kontexten. Tatsächlich scheint Korrelation das richtige Konzept zu sein Tool zum Auffinden der relevanten Verknüpfungen zwischen unseren Kaufpräferenzen und zukünftigen Entscheidungen – wie im Fall von Amazon.com (101) dargestellt – und unserer finanziellen Kreditwürdigkeit mit unserem persönlichen Verhalten – wie The Fair Isaac Corporation mit der Verwendung von zeigt Big Data (56). Aber wenn es um die Nutzung von Big Data für wissenschaftliche und Aus technischen Gründen scheint die Kausalität wieder ihren ursprünglichen Wert zu erlangen. Lassen Sie mich erklären Warum.

Einer der größten Verluste bei der Handelskorrelation gegenüber der Kausalität ist ersteres Forscher können nicht genau sagen, warum etwas passiert, sondern eher was – oder das - es passiert. Mayer-Schönberger und Cukier geben dies von Anfang an zu und formulieren diese Ideen wie folgt: „Wenn wir Geld sparen können, indem wir den besten Zeitpunkt dafür kennen Kaufen Sie ein Flugticket, ohne die Methode hinter dem Flugpreis-Wahnsinn zu verstehen gut genug. Bei Big Data geht es um das, was und nicht darum, warum“ (14 – Hervorhebung im Original).¹²

Laut Mayer-Schönberger und Cukier besteht Big Data also nicht darin, zu erklären, warum etwas der Fall ist, sondern vielmehr darin, prädiktives und deskriptives Wissen anzubieten. Dies könnte als schwerwiegende Einschränkung für a angesehen werden Methode, die als viertes Paradigma der wissenschaftlichen Forschung propagiert wird. Physik ohne

¹¹ Es gibt sogar die Behauptung, dass die Datenmenge dem Phänomen selbst entspreche. Das ist, die Daten sind das Phänomen (Mayer-Schönberger und Cukier 2013).

¹² Den Autoren ist natürlich bewusst, wie wichtig Kausalität in den Natur- und Ingenieurwissenschaften ist. In Dazu sagen sie: „Wir brauchen weiterhin sorgfältige Kausalstudien und kontrollierte Experimente.“ in bestimmten Fällen kuratierte Daten, beispielsweise beim Entwurf eines kritischen Flugzeugteils. Aber für viele jeden Tag Bedürfnisse, zu wissen, was nicht warum ist genug“ (191 – Hervorhebung im Original)

Die Fähigkeit zu erklären, warum sich die Planeten um die Sonne drehen, würde unser Verständnis des Sonnensystems nicht verbessern. Was Evolutionisten von Kreationisten – und ihren Cousins, den Befürwortern des Intelligent Design – unterscheidet, ist genau ihre Fähigkeit, einen Großteil unserer umgebenden biologischen und geologischen Welt zu erklären.

Ein gutes Beispiel für die Evolution ist die Farbveränderung der Pfeffermottenpopulation als Folge der industriellen Revolution. In der vorindustriellen Zeit hatten die meisten dieser Falter eine helle, gesprenkelte Färbung, die als Tarnung gegen Raubtiere diente. Es wird geschätzt, dass vor der industriellen Revolution eine einheitlich dunkle Variante des Pfefferspanners 2 % der Art ausmachte. Nach der industriellen Revolution erlebte die Hautfarbe der Bevölkerung einen tiefgreifenden Wandel: Bis zu 95 % zeigten eine dunkle Färbung. Die beste Erklärung dafür, warum diese Veränderung stattgefunden hat, ergibt sich aus der Anpassung der Falter an die neue, durch Umweltverschmutzung verdunkelte Umgebung. Das Beispiel stellt eine große Veränderung dar, die durch Mutationen in einer Art verursacht wird und die Vorstellungen von Variation und natürlicher Selektion begründet. Die erkenntnistheoretische Kraft der Evolutionstheorie liegt in der Tatsache, dass sie erklären kann, warum dies passiert ist, und nicht nur, dass es passiert ist.

Der Verlust der Erklärungskraft scheint ein zu hoher Preis für jede Methode zu sein, die sich selbst als wissenschaftlich bezeichnet. Wir haben in Abschnitt 5.1.1 diskutiert, wie Erklärungen als echte epistemologische Funktion von Computersimulationen gelten könnten, und zwar in dem Maße, dass sie sie als zuverlässige Methoden zum Erkennen und Verstehen der Welt begründen. Das heißt natürlich nicht, dass Big Data als echte Methode zur Suche nach Wissen über die Welt aufgegeben werden sollte. Es soll lediglich auf die Grenzen aufmerksam machen, die Big Data als Methode für die wissenschaftliche und technische Forschung mit sich bringt.¹³

Betrachten wir noch einen weiteren Fall, diesmal aus dem Ingenieurwesen. Am 28. Januar 1986 brach das Space Shuttle Challenger nach 73 Sekunden seines Fluges auseinander und zerfiel schließlich über dem Atlantischen Ozean. Infolgedessen kostete die Katastrophe sieben Besatzungsmitgliedern das Leben. Richard Feynman zeigte während der Anhörung des Challengers, dass die in den O-Ringen des Shuttles verwendeten Gummis in Situationen, in denen der Ring niedrigen Temperaturen ausgesetzt war, an Elastizität verloren. Feynman zeigte, dass der Ring niemals seine ursprüngliche Form wiedererlangen würde, wenn man eine Probe der O-Ringe in einer Klemme zusammendrückte und sie in eiskaltes Wasser tauchte. Mit diesen Beweisen konnte die Kommission feststellen, dass die Katastrophe dadurch verursacht wurde, dass der primäre O-Ring bei dem ungewöhnlich kalten Wetter im Januar 1986 nicht richtig abdichtete.

Dieses zweite Beispiel zeigt, dass es nicht nur eine Frage der Wissenschaft, sondern auch der Technik ist, die richtigen Kausalzusammenhänge zu finden und damit eine echte Erklärung liefern zu können. Wir schätzen Wissenschaft und Technik gerade wegen ihrer Überzeugungskraft, die Welt zu verstehen und zu verändern. Die Suche nach den richtigen Kausalzusammenhängen trägt hierzu wesentlich bei. Wenn Mayer-Schönberger und Cukier also einwenden, dass es eine schwierige Aufgabe sei, kausale Zusammenhänge festzulegen, sollte dies nicht als Grund dafür gewertet werden, sich nicht auf die Suche zu begeben. Und wenn Jim Gray Big Data als viertes Paradigma der Forschung anordnet, ermutigt er uns, seine Neuheit anzunehmen und gleichzeitig seine Grenzen zu verstehen. Keine Berechnungsmethode in wissenschaftlichen und

¹³ Man könnte argumentieren, dass Kausalität für die Erklärung nicht notwendig ist und dass Big Data mit dem richtigen Erklärungsrahmen in der Lage sein könnte, echte Erklärungen zu liefern. Soweit ich weiß, fehlt ein solcher Erklärungsrahmen noch.

Die technische Forschung ist äußerst leistungsstark und könnte Forscher davon abhalten, sich auf traditionelles Theoretisieren und Experimentieren zu verlassen.

Andererseits ist der Begriff der Kausalität – oder der kausalen Beziehungen – in der Tat schwer zu fassen. Man könnte versucht sein anzunehmen, dass alle wahren Regelmäßigkeiten kausale Beziehungen sind. Leider ist dies nicht der Fall. Viele uns bekannte Regelmäßigkeiten weisen keinerlei kausale Zusammenhänge auf. Die Nacht folgt dem Tag, wie der Tag der Nacht folgt, aber keiner verursacht den anderen. Darüber hinaus könnte man annehmen, dass alle Naturgesetze irgendwie kausal sind. Aber hier liegt auch eine weitere Enttäuschung. Keplers Gesetz der Planetenbewegung beschreibt die Umlaufbahn der Planeten, bietet jedoch keine kausale Erklärung für diese Bewegungen. Ebenso setzt das ideale Gasgesetz Druck mit Volumen und Temperatur in Beziehung. Es sagt uns sogar, wie sich diese Größen als Funktionen voneinander für eine gegebene Gasprobe ändern, aber es sagt uns nichts über die zwischen ihnen bestehenden Kausalbeziehungen.

Wissenschaftsphilosophen beschäftigen sich seit Jahrhunderten mit der Kausalität. Aristoteles ist vielleicht der älteste und berühmteste Philosoph, der den Begriff und die Natur der Kausalität diskutiert (Falcon 2015). David Hume hingegen war berühmt für seine skeptische Sicht auf Kausalität, die Kausalität als „Gewohnheit“ oder „Gewohnheit“ betrachtete, die eine Vorstellung von notwendiger Verbindung hervorbringt (De Pierris und Friedman 2013). Natürlich gibt es eine Vielzahl verschiedener philosophischer Interpretationen der Kausalität, die von der Antike bis heute reichen.

Die vielleicht intuitivste Art, Kausalität zu interpretieren, besteht darin, davon auszugehen, dass es sich um eine Art physisches Merkmal handelt. Nehmen Sie das Beispiel des Fußballs, der erneut gegen die Fensterscheibe prallt. In diesem Beispiel interagiert der Ball physisch mit dem Fenster und zerbricht es. Für die Befürworter der physikalischen Kausalität stehen zwei Objekte in einem kausalen Zusammenhang, wenn eine physikalische Größe, beispielsweise eine Marke oder ein Impuls, von einem Objekt auf das andere ausgetauscht wird.¹⁴ Der Ball tauschte eine physikalische Größe mit dem Fenster aus und veränderte sich somit Es.

Leider hängen nicht alle Kausalzusammenhänge in Wissenschaft und Technik in irgendeiner Weise vom Austausch einer physikalischen Größe ab. Betrachten wir zum Beispiel den folgenden Satz: „Abwesenheit bei Kindern im schulpflichtigen Alter wird durch Eltern verursacht, die ihren Arbeitsplatz verloren haben.“ In einem solchen Fall ist es schwierig – wenn nicht sogar unmöglich –, einen physischen Kausalzusammenhang zwischen Fehlzeiten und dem Verlust Ihres Arbeitsplatzes herzustellen. In solchen Fällen neigen Philosophen dazu, von der „Physikalität“ der Kausalzusammenhänge zu abstrahieren und den Schwerpunkt auf die Repräsentationsebene zu legen (Woodward 2003). Es ist diese letztere Interpretation, die es Computersimulationen ermöglicht, den Kausalitätsgedanken zu übernehmen, und Big Data, ihn zu bekämpfen.

Ist es also möglich, die Kausalität von Big Data zu retten und so unsere allgemeine Sicht auf die wissenschaftliche Praxis aufrechtzuerhalten? Um diese Frage zu beantworten, müssen wir zunächst klarstellen, wie Kausalität in diesen beiden technologischen Paradigmen gefunden wird. Kausalmodelle existieren in der wissenschaftlichen Praxis und werden regelmäßig in Computersysteme implementiert. Das allgemeine Merkmal dieser Modelle besteht darin, dass sie unter bestimmten Bedingungen die Menge der Kausalbeziehungen, die im Zielsystem eine Rolle spielen, genau darstellen.¹⁵

¹⁴ Prominente Beispiele sind (Salmon 1998), (Dowe 2000) und (Bunge 2017).

¹⁵ Für eine vollständige Darstellung dieser Interpretation der Kausalität siehe (Pearl 2000).

Dies ist jedoch nicht die Bedeutung, die wir hier beimessen. Für Fragen

Wir brauchen Erkenntnisse über Kausalität, um sowohl für Computersimulationen als auch für Big Data einen Sinn zu ergeben irgendwie, um sie auf Augenhöhe zu bringen. Da es bei Big Data nicht darum geht, Modelle zu implementieren, sondern etwas mit großen Datenmengen zu tun, dann ist das die einzige

Der beste Weg, von Kausalbeziehungen zu sprechen, die für beide Paradigmen relevant sind, ist, wenn wir das nehmen Aus den Daten abgeleitete kausale Zusammenhänge. Für einen solchen Fall ist ein Algorithmus zuständig solche Kausalzusammenhänge aus großen Datenmengen zu rekonstruieren. Im Folgenden konzentriere ich mich nur auf Diskussionen über Algorithmen für Big Data, sondern auf das, was da ist

Das hier Gesagte könnte auch für Computersimulationen gelten, sofern die Reduzierung in

Dabei wird die Datenmenge berücksichtigt. In diesem Zusammenhang der einzige Unterschied

Der Unterschied zwischen Computersimulationen und Big Data liegt in der Datenmenge, die jede einzelne davon hat Griffe.

In den frühen 1990er Jahren bestand ein großes Interesse daran, die Entdeckung von zu festigen Kausalzusammenhänge in Daten. Im Kern besteht das Problem darin, einen Algorithmus zu haben, der identifiziert in großen Datenmengen vorhandene kausale Zusammenhänge korrekt. Um zu veranschaulichen

Da Forscher normalerweise über kausale Zusammenhänge Bescheid wissen, betrachten wir den Fall des Rauchens als schädlich für die menschliche Gesundheit. Medizinische Studien zeigen, dass der mehr als 7.000 Chemikalien im Tabakrauch, davon sind mindestens 250 nachweislich schädlich. Und von

Diese 250, mindestens 69 können Krebs verursachen. Zu diesen krebserregenden Chemikalien gehören Acetaldehyd, aromatische Amine, Arsen usw. (US-Gesundheits- und Humanministerium).

Dienstleistungen 2014). Wie werden solche Informationen typischerweise erhalten? Der nationale Krebs

Das Institut berichtet, dass ihre Ergebnisse auf den verfügbaren Beweisen basieren, die von erhalten wurden

Durchführung medizinischer Standardstudien.¹⁶ In einem solchen Fall stehen den Forschern zur Verfügung ein gut gefüllter Korpus wissenschaftlicher Erkenntnisse zusammen mit gut etablierten experimentellen Methoden, aus denen sie verlässliche Informationen über Chemikalien ableiten

der menschlichen Gesundheit schaden. Betrachten Sie noch einmal die Google-Grippe-Trends. Könnten Forscher, Ärzte und Gesundheitsbehörden leiten daraus bestehende kausale Zusammenhänge ab, die miteinander in Zusammenhang stehen Stamm des H1N1/09 mit einem großen Datensatz? Genauer gesagt, die Frage

Auf dem Spiel steht, ob es einen Algorithmus gibt, der kausale Zusammenhänge zwischen Influenza A und den Abfragen aus Daten wiederherstellen könnte? Diese Frage bleibt tatsächlich bestehen

Wissenschaftler und Ingenieure in Atem, denn ein großer Siegeszug von Big Data wäre

in der Lage, mit nicht-experimentellen Mitteln kausale Zusammenhänge aus Daten abzuleiten. Die Antworten auf Über diese Frage sind Forscher und Philosophen jedoch gespalten.

Im Jahr 1993 gründeten Peter Spirtes, Clark Glymour und Richard Scheines (fortan SGS)

stellten in einem von ihnen benannten Buch ihre Sichtweise dar, wie man aus Daten kausale Zusammenhänge ableiten kann Ursache, Vorhersage und Suche. Dort behaupteten sie, eine Methode dafür gefunden zu haben

Aufdecken von Kausalzusammenhängen auf der Grundlage von Daten, für die keine Fachkenntnisse erforderlich sind.

Dies bedeutet, dass Wissenschaftler und Ingenieure daraus schließen könnten

kausale Strukturen aus gesammelten Daten durch einfaches Ausführen eines speziellen Algorithmus zu ermitteln

¹⁶ Es ist interessant festzustellen, dass das National Cancer Institute vier Kategorien von Kausalzusammenhängen angibt, abhängig von der Stärke der verfügbaren Beweise. Dies sind „Stufe 1: Beweise reichen aus.“ einen Kausalzusammenhang ableiten“, „Stufe 2: Die Beweise sind zwar suggestiv, aber nicht ausreichend, um auf einen Kausalzusammenhang zu schließen“, „Stufe 3: Die Beweise reichen nicht aus, um auf das Vorhandensein oder Nichtvorhandensein eines Kausalzusammenhangs zu schließen.“ (dazu gehören Beweise, die spärlich, von schlechter Qualität oder widersprüchlich sind)“ und „Stufe 4: Beweise“. lässt auf keinen Kausalzusammenhang schließen“ (US Department of Health and Human Services 2014).

weniger von ihrem Vorwissen über die Daten oder ihre kausale Struktur. Wie erwartet, stellte sich heraus, dass ein Algorithmus recht ausgefeilt war und Graphentheorie, Statistik kombinierte Philosophie und Informatik.

Natürlich war der SGS-Algorithmus nicht der erste Versuch, aus Daten auf Kausalität zu schließen. Zu den herkömmlichen Methoden gehören Data Mining, Regressionsanalyse, Pfadmodelle usw. Faktorenanalyse, neben anderen bestehenden kausalen Methoden aus der zeitgenössischen Ökonomie und Soziometrie. SGS behauptete jedoch, dass es sich um eine überlegene Methode handele. SGS kritisiert insbesondere die Regressionsanalyse mit der Begründung, dass sie hinsichtlich ihrer kausalen Struktur – ihrer kausalen Behauptungen – nicht überprüfbar sei, da sie keine Einschränkungen in den Daten mit sich bringe. Generell identifiziert SGS drei Probleme, die herkömmliche Methoden durchdringen. Erste, Sie identifizieren Kausalhypothesen falsch, sie schließen Kausalhypothesen aus und schließen schließlich auch viele Hypothesen ein, die keine kausale Bedeutung haben. Zweite, Die Spezifikationen der Verteilung erfordern typischerweise die Verwendung numerischer Verfahren die aus statistischen oder numerischen Gründen begrenzt sind. Und drittens Einschränkungen für die Eine Suche im Datenraum führt normalerweise zu einer einzelnen Hypothese und schlägt auf diese Weise fehl um alternative Hypothesen auszugeben, die bei gleichem Datenraum gültig sein könnten.

Der grundlegende Unterschied zwischen dem SGS-Algorithmus und herkömmlichen Versuchen ist also, dass keiner der letzteren tatsächlich die Identifizierung des richtigen Kausalzusammenhangs ermöglicht Strukturen. Vielmehr sind sie bestenfalls in der Lage, Assoziationsmuster zu entdecken, die nicht unbedingt eine kausale Struktur haben. Für jede dieser Methoden gilt: Die allgemeine Strategie ist unbefriedigend, da das Ziel nicht nur darin besteht, die geschätzte Verteilung zu ermitteln, sondern auch die kausale Struktur zu ermitteln und die Zukunft vorherzusagen kausale Ergebnisse der Variablen. Der SGS-Algorithmus, so wird behauptet, erfülle alle Anforderungen von diesem.

In diesem Zusammenhang hat SGS einen Algorithmus namens TETRAD¹⁷ entwickelt. Nun zu TETRAD Um erfolgreich zu sein, mussten die Autoren drei Schlüsselemente beachten. Zuerst die Vorstellung eines Kausalsystems mit ausreichender Präzision für die mathematische Analyse erforderlich explizit gemacht werden. Zweitens war es wichtig, ihre Sichtweise zu verallgemeinern, um eine zu erfassen breites Spektrum wissenschaftlicher Praxis, um die Möglichkeiten und Grenzen der Entdeckung kausaler Strukturen zu verstehen. Und drittens mussten sie das charakterisieren Wahrscheinlichkeiten, die durch eine kausale Hypothese bei einem Eingriff in einen Wert vorhergesagt werden (3).

Dadurch konnte SGS einen Algorithmus anbieten, der kausale Strukturen in Beziehung setzt mit einem gerichteten Graphen zusammen mit den jedem Scheitelpunkt zugewiesenen Wahrscheinlichkeiten Graph. Darüber hinaus behaupteten die Autoren, dass der Algorithmus die Entdeckung betrifft von kausalen Strukturen in linearen sowie nichtlinearen Systemen, Systemen mit und ohne Rückkopplung, Fälle, in denen die Zugehörigkeit zu den beobachteten Stichproben beeinflusst wird die untersuchten Variablen und eine Handvoll anderer Fälle (4). Was die Einzelheiten der Zum TETRAD-Algorithmus empfehle ich interessierten Lesern, sich direkt dem Buch von SGS zuzuwenden und Website.¹⁸ Hier ist nicht der richtige Ort für die umfangreiche probabilistische und mathematische Maschinerie, die dort enthalten ist. Ein kurzer Überblick über die Einwände, die SGS hatte Gesicht ist jedoch in Ordnung.

¹⁷ Für ein aktuelle Version <http://www.phil.cmu.edu/tetrad/current.html> von der TETRAD-Algorithmus, besuchen

¹⁸ Siehe <http://www.phil.cmu.edu/projects/tetrad/>

Einige Jahre später, nach der Veröffentlichung des Buches von SGS, erhoben Paul Humphreys und David Freedman eine Reihe von Einwänden, um zu zeigen, dass SGS ihren Behauptungen nicht nachgekommen ist ((Humphreys 1997) und (Freedman und Humphreys 1999)). Der Kern der Einwände von Humphreys und Freedman hat zwei Quellen. Einerseits ist die Analyse von SGS auf technische Aspekte zugeschnitten, die nicht die Bedeutung der Kausalität widerspiegeln. Laut Humphreys und Freedman wird in den Algorithmen tatsächlich ein Kausalzusammenhang angenommen, aber nie angegeben: „Direkte Ursachen können durch Pfeile dargestellt werden, wenn die Daten dem wahren Kausalgraphen entsprechen, der die Daten generiert“ (116). Mit anderen Worten: Kausalität wird als Kausalität mit geringem Mehrwert definiert. Der zweite Einwand beruht auf dem Fehlen einer zufriedenstellenden Behandlung realer Probleme der statistischen Schlussfolgerung, die sich aus unvollständigen Daten ergeben.

Die oben dargestellte sehr kurze Diskussion über die Rekonstruktion von Kausalzusammenhängen aus Daten macht einen für uns wichtigen Punkt deutlich, nämlich die Existenz schwerwiegender Probleme bei der Identifizierung von Kausalstrukturen in der computergestützten Wissenschaft. Wie argumentiert wurde, können weder Daten, die durch eine Computersimulation erzeugt wurden und von denen Forscher keine Informationen über ihre kausalen Strukturen haben, noch Daten aus Big Data einfach für die Ableitung kausaler Zusammenhänge genutzt werden.

Möglicherweise ist eine maßgeschneiderte Lösung erforderlich. Einer der wenigen Verfechter der Kausalität in Big Data ist in dieser Hinsicht Wolfgang Pietsch, der in einem aktuellen Artikel für den kausalen Charakter der Modellierung in Big Data plädierte (Pietsch 2015). Pietsch stellt mehrere Algorithmen vor und analysiert sie und kommt zu dem Schluss, dass sie in der Lage sind, kausale Relevanz auf der Grundlage einer eliminativen Induktion und einer damit verbundenen differenzierenden Kausalitätsrechnung zu identifizieren. Dies bedeutet, dass ein Phänomen unter der systematischen Variation potenziell relevanter Bedingungen untersucht wird, um die kausale Relevanz – oder kausale Irrelevanz – dieser Bedingungen festzustellen. Laut Pietsch müssen diese relativ zu einem bestimmten Kontext oder Hintergrund erfolgen, der durch weitere Bedingungen bestimmt wird (Pietsch 2015). Der Autor geht daher davon aus, dass die kausale Relevanz eines Zustands durch die Methode der Differenz bestimmt werden könnte. Grundlage der Methode ist der Vergleich zweier Fälle von Kausalbeziehungen, die sich nur in der Bedingung $\bar{y}$ unterscheiden und unter allen anderen Umständen übereinstimmen. Wenn in einem Fall die Bedingung $\bar{y}$ und das Phänomen $\bar{y}$ vorhanden sind und in einem anderen Fall beide fehlen, dann ist $\bar{y}$ für $\bar{y}$ kausal relevant. Eine Möglichkeit, dies festzustellen, besteht darin, die folgende kontrafaktische Annahme zu treffen: Wenn $\bar{y}$ nicht aufgetreten wäre, wäre $\bar{y}$ nicht aufgetreten. Nach unserem Beispiel in der Medizin könnte man sagen, dass es ohne das Rauchen keinen Krebs gegeben hätte.

Ich vereinfache natürlich die differenzierende Darstellung der Kausalität. Wenn man sich mit den Details befasst, kann man herausfinden, was dieses Konto zu bieten hat und welche Einschränkungen es hat. Die oben diskutierten Probleme sind nur ein Beispiel für die Schwierigkeiten, die diese beiden Paradigmen der wissenschaftlichen Forschung gemeinsam haben. Interessanterweise ließen sich tatsächlich noch weitere Unterschiede feststellen, die Computersimulationen und Big Data voneinander unterscheiden. Einer dieser Unterschiede, über den man sich weitgehend einig ist, besteht darin, dass Simulationen die Implikationen eines mathematischen Modells untersuchen, während Big Data darauf abzielt, Strukturen in großen Datensätzen zu finden. Dies wiederum hilft uns dabei, die Quellen, aus denen Forscher Daten sammeln, als diametral entgegengesetzt abzugrenzen. Das heißt, während Computersimulationen große Datenmengen aus einem bestimmten Modell erzeugen, erstellt Big Data aus großen Datensätzen eine Struktur über ein bestimmtes Phänomen. Ein weiterer Unterschied besteht darin, dass die Fähigkeit

Die Fähigkeit jedes Einzelnen, ein bestimmtes Phänomen vorherzusagen, zu bestätigen und zu beobachten, ist unterschiedlich. Während Computersimulationen diese epistemischen Funktionen typischerweise in den Modellannahmen verankern, beruht Big Data auf der Sammlung von Methoden und Kurationsprozessen, die der Datenstruktur zugrunde liegen. Ihr methodischer Ansatz ist daher unterschiedlich.

Der Ausgangspunkt beider ist daher unterschiedlich. Während Computersimulationen ein Simulationsmodell implementieren und lösen, untersucht Big Data eine Sammlung von Daten. Dies führt zu einem letzten Unterschied; nämlich die Art unserer Schlussfolgerungen über das Zielsystem. Bei Computersimulationen leitet man typischerweise Konsequenzen aus dem Simulationsmodell ab, während Big Data meist auf induktiven Schlussfolgerungen beruht.

6.4 Schlussbemerkungen

Als Jim Gray Computersimulationen und Big Data als drittes bzw. viertes Paradigma bezeichnete, sah er meiner Meinung nach die Zukunft der wissenschaftlichen und technischen Forschung voraus. In seinem letzten Vortrag vor seinem Verschwinden auf See im Jahr 2007 sagte er: „Die Welt der Wissenschaft hat sich verändert, und daran besteht kein Zweifel.“ Das neue Modell sieht vor, dass die Daten von Instrumenten erfasst oder durch Simulationen generiert werden, bevor sie von Software verarbeitet werden, und dass die daraus resultierenden Informationen oder Erkenntnisse in Computern gespeichert werden. Wissenschaftler können sich ihre Daten erst relativ spät in dieser Pipeline ansehen.“ (Gray 2009, xix).

Computersimulationen haben sich zweifellos als grundlegendes Werkzeug für den Fortschritt und die Entwicklung der wissenschaftlichen und technischen Forschung erwiesen. In diesem Kapitel habe ich versucht, mich kritisch mit Computersimulationen und Big Data auseinanderzusetzen, indem ich ihre Forschungsagenda und ihre Unterschiede in bestimmten Fragestellungen aufgezeigt habe. Mir ist bewusst, dass ich nur an der Oberfläche von zwei Methoden gekratzt habe, die tief im aktuellen – und zukünftigen – Stand der Wissenschaft und technischen Forschung verwurzelt sind. Dennoch soll dieses Kapitel ein kleiner Beitrag zu einer viel umfassenderen Diskussion sein.

Verweise

Alison, Wylie. 2002. *Aus Dingen denken: Essays zur Philosophie der Archäologie*. University of California Press.

Barberousse, Anouk und Vorms Marion. 2013. „Computersimulationen und empirische Daten.“ In *Computer Simulations and the Changing Face of Scientific Experimentation*, herausgegeben von Juan M. Duran und Eckhart Arnold. Cambridge Scholars Publishing.

Beyer, Mark und Douglas Laney. 2012. „Die Bedeutung von ‚Big Data‘: Eine Definition.“ *tion*.“ Gärtner.

- Vogel, Alexander. 2013. „Thomas Kuhn.“ In der Stanford Encyclopedia of Philosophy, Herbst 2013, herausgegeben von Edward N. Zalta.
- Buneman, Peter, James Cheney, Wang-Chiew Tan und Stijn Vansummeren. 2008. „Kuratierte Datenbanken.“ In Proceedings of the Twenty-Seventh ACM SIGMOD SIGACT-SIGART Symposium on Principles of Database Systems, 1–12. PODS '08. New York, NY, USA: ACM.
- Bunge, Mario. 2017. Kausalität und moderne Wissenschaft. Routledge.
- Bunnik, Anno, Anthony Cawley, Michael Mulqueen und Andrej Zwitter. 2016. Groß Datenherausforderungen: Gesellschaft, Sicherheit, Innovation und Ethik. Springer.
- Callebaut, Werner. 2012. „Wissenschaftlicher Perspektivismus: Die Antwort eines Wissenschaftsphilosophen auf die Herausforderung der Big-Data-Biologie.“ Studium der Geschichte und Philosophie der Naturwissenschaften Teil C: Studium der Geschichte und Philosophie der biologischen und Biomedizinischen Wissenschaften 43 (1): 69–80. [http://www. Wissenschaftsdirekt.com/science/article/pii/S1369848611000835](http://www.Wissenschaftsdirekt.com/science/article/pii/S1369848611000835).
- Chatrchyan, Serguei, V. Khachatryan, AM Sirunyan, A. Tumasyan, W. Adam, T. Bergauer, M. Dragicevic, J. Ero, C. Fabjan, M. Friedl, et al. 2014. „Messung der Eigenschaften eines Higgs-Bosons im Vier-Lepton-Endzustand.“ Körperliche Überprüfung D 89 (9): 1–75.
- Choudhury, Suparna, Jennifer R. Fishman, Michelle L. McGowan und Eric T. Jüngst. 2014. „Big Data, Open Science und das Gehirn: Lehren daraus Genomik.“ Zugriff 13. Dez. 2017, Frontiers in Human Neuroscience 8 (239). <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fnhum.2014.00239/voll>.
- Collmann, Jeff und Sorin Adam Matei, Hrsg. 2016. Ethisches Denken in Big Data: Eine explorative Analyse. Springer.
- Costa, FF 2014. „Big Data in der Biomedizin.“ Drug Discovery Today 19 (4): 433–440.
- Critchlow, Terence und Kerstin Kleese van Dam, Hrsg. 2013. Datenintensive Wissenschaft enz. Chapman / Hall/CRC.
- De Pierris, Graciela und Michael Friedman. 2013. „Kant und Hume über Kausalität.“ In der Stanford Encyclopedia of Philosophy, herausgegeben von Edward N. Zalta. (Winterausgabe 2013). <https://plato.stanford.edu/archives/win2013/entries/kant-hume-causality/>.
- Denzin, Norman K. 2006. Soziologische Methoden: Ein Quellenbuch. Aldine Transaction.
- Dowe, Phil. 2000. Physische Ursache. Cambridge University Press.

- Edwards, Kieran und Mohamed Medhat Gaber. 2014. *Astronomie und Big Data. Ein Daten-Clustering-Ansatz zur Identifizierung unsicherer Galaxienmorphologie.* Springer.
- Falke, Andrea. 2015. „Aristoteles über Kausalität.“ In der *Stanford Encyclopedia of Philosophie*, herausgegeben von Edward N. Zalta. (Ausgabe Frühjahr 2015). <https://plato.stanford.edu/archives/spr2015/entries/aristotle-causality/>.
- Floridi, Luciano. 2012. „Big Data und ihre erkenntnistheoretische Herausforderung.“ *Philosophie und Technologie* 25 (4): 435–437.
- Freedman, David und Paul W. Humphreys. 1999. „Gibt es Algorithmen, die die kausale Struktur entdecken?“ *Synthese* 121 (1): 29–54.
- Galisson, Peter. 1996. „Computersimulationen und die Handelszone.“ *Die Uneinigkeit of Science: Grenzen, Kontexte und Macht*: 119–157.
- Ginsberg, Jeremy, Matthew H. Mohebbi, Rajan S. Patel, Lynnette Brammer, Mark S. Smolinski und Larry Brilliant. 2009. „Erkennung von Influenza-Epidemien mithilfe von Suchmaschinenabfragedaten.“ *Natur* 457 (7232): 1012–4.
- Gray, Jim. 2009. „Jim Gray über eScience: Eine veränderte wissenschaftliche Methode.“ In *Das vierte Paradigma*, herausgegeben von Tony Hey, Stewart Tansley und Kristin Tolle, xvii–xxx. Redmond, Washington: Microsoft Research.
- Hallo, Tony, Stewart Tansley und Kristin Tolle, Hrsg. 2009. *Das vierte Paradigma: Datenintensive wissenschaftliche Entdeckung.* Microsoft Corporation.
- Hick, Jason, Dick Watson und Danny Cook. 2010. *HPSS im Zeitalter der extremen Skala: Bericht an das DOE Office of Science über HPSS im Zeitraum 2018–2022.* Abteilung für Energie.
- Humphreys, Paul W. 1997. „Eine kritische Bewertung kausaler Entdeckungsalgorithmen.“ In *Causality in Crisis?: Statistical Methods and the Search for Causal Knowledge in the Social Sciences*, herausgegeben von Vaughn R. McKim und Stephen P. Turner, 249–263.
- . 2004. *Extending Ourselves: Computational Science, Empirism, and Scientific Method.* Oxford University Press.
- . 2013a. „Datenanalyse: Modelle oder Techniken?“ *Grundlagen der Wissenschaft* 18 (3): 579–581.
- . 2013b. „Worum geht es bei Daten?“ In *Computer Simulations and the Changing Face of Scientific Experimentation*, herausgegeben von Juan M. Duran und Eckhart Arnold. Cambridge Scholars Publishing.

- IDC. 2014. „Das digitale Universum der Möglichkeiten: Rich Data und die Zunahme.“ Wert des Internets der Dinge.“ Zugriff am 11. Dezember 2017. <https://www.emc.com/leadership/digital-universum/2014iview/Executive-Summary.htm>.
- Kitchin, Rob. 2014. „Big Data, neue Erkenntnistheorien und Paradigmenwechsel.“ Große Daten & Gesellschaft 1 (1): 2053951714528481.
- Kuhn, TS 1962. Die Struktur wissenschaftlicher Revolutionen. Universität von Chicago
Drücken Sie.
- . 1970. „Logik der Entdeckung oder Psychologie der Forschung?“ In Kritik und the Growth of Knowledge, herausgegeben von Imre Lakatos und Alan Musgrave, 4:1–24. Cambridge University Press.
- Laney, Doug. 2001. „META Delta.“ Anwendungsbereitungsstrategien 949 (Februar 2001): 4.
- Leonelli, Sabina. 2014. „Welchen Unterschied macht die Menge?“ Zur Erkenntnistheorie von Big Data in der Biologie.“ Big Data & Gesellschaft, nein. 1: 1–11.
- Lieberman, Mark. 2003. „Zettascale Linguistics.“
- Mackie, JL 1980. Der Zement des Universums. Oxford University Press.
- Mahajan, RL, R. Muellerand CB Williams, J. Reed, TA Campbell und N. Ramakrishnan. 2012. „Kultivierung neuer und Black Swan-Technologien.“ ASME Internationaler Kongress und Ausstellung für Maschinenbau 6:549–557.
- ..
- Mayer-Schönberger, Viktor und Kenneth Cukier. 2013. Big Data: Eine Revolution Das wird die Art und Weise verändern, wie wir leben, arbeiten und denken. Houghton Mifflin Har Court, März.
- Mittelstadt, Brent Daniel und Luciano Floridi. 2016a. „Die Ethik von Big Data: Aktuelle und vorhersehbare Probleme im biomedizinischen Kontext.“ Wissenschaft und Ingenieurwesen Ethik 22 (2): 303–341.
- . 2016b. Die Ethik biomedizinischer Big Data. Springer.
- NSF. 2012. „Kerntechniken und -technologien zur Förderung der Big-Data-Wissenschaft \& Engineering (BIGDATA).“ NSF 12-499. <https://www.nsf.gov/pubs/2012/nsf12499/nsf12499.htm>.
- . 2014. „Kritische Techniken und Technologien zur Förderung der Big-Data-Wissenschaft .“ ence \& Engineering (BIGDATA).“ NSF 14-543. <https://www.nsf.gov/pubs/2014/nsf14543/nsf14543.htm>.
- . 2016. „Kritische Techniken, Technologien und Methoden zur Weiterentwicklung der Grundlagen und Anwendungen von Big Data Sciences and Engineering (BIG DATA).“ NSF 16-512. <https://www.nsf.gov/pubs/2016/nsf16512/nsf16512.htm>.

- Perle, Judäa. 2000. Kausalität. Modelle, Argumentation und Schlussfolgerung. Cambridge University Press.
- Pietsch, Wolfgang. 2015. „Die kausale Natur der Modellierung mit Big Data.“ Philosophie & Technologie 29 (2): 137–171.
- Rimoldi, Adele. 2011. „Simulationsstrategien für das {vphantom}ATLAS{vphantom} Experimentieren Sie am {vphantom}LHC{vphantom}.“ In Journal of Physics: Conference Series, vol. 331. IOP Publishing.
- Rohrlich, Fritz. 1990. „Computersimulation in den Naturwissenschaften.“ Philosophie of Science Association 2:507–518.
- Safran, Charles, Meryl Bloomrosen, W Edward Hammond, Steven Labkoff, Suzanne Markel-Fox, Paul C. Tang und Don E. Detmer. 2006. „Auf dem Weg zu einem nationalen Rahmen für die sekundäre Nutzung von Gesundheitsdaten: eine amerikanische medizinische Informatik.“ Weißbuch der Vereinigung.“ Journal of the American Medical Informatics Association 14 (1): 1–9.
- Salmon, Wesley C. 1998. Kausalität und Erklärung. Oxford University Press. ISBN: 978-0-19-510864-4, abgerufen am 4. August 2016.
- Spirtes, Peter, Clark Glymour und Richard Scheines. 1993. Ursache, Vorhersage, und Suchen. MIT Press.
- US-Gesundheitsministerium. 2014. Die gesundheitlichen Folgen Rauchen – 50 Jahre Fortschritt: Ein Bericht des Surgeon General – USA Ministerium für Gesundheit und menschliche Dienste, Zentren für Krankheitskontrolle und Prävention, Nationales Zentrum für Prävention chronischer Krankheiten und Gesundheitsförderung, Büro für Rauchen und Gesundheit. Atlanta, GA.
- Winsberg, Eric. 1999. „Sanktionierungsmodelle: Die Erkenntnistheorie der Simulation.“ Wissenschaft in Context 12:275–292.
- . 2001. „Simulationen, Modelle und Theorien: Komplexe physikalische Systeme und ihre Darstellungen.“ Wissenschaftstheorie 68 (S1): S442. ISSN: 0031-8248.
- Woodward, James. 2003. Dinge geschehen lassen. Oxford University Press.
- Yoshii, Yuzuru, Kentaro Motohara, Takashi Miyata und Natsuko Mitani. 2009. „Die Das 1-Meter-Teleskop am Atacama-Observatorium hat den wissenschaftlichen Betrieb aufgenommen und erkennt die Wasserstoffemissionslinie des Galaktischen Zentrums im Infrarotbereich Licht.“ A. <http://www.su-tokyo.ac.jp/en/press/2009/15.html>.

Kapitel 7

Ethik und Computersimulationen

Der einzige Zweck dieses Kapitels besteht darin, die folgende Frage zu stellen: Gibt es eine Ethik, die im Kontext von Computersimulationen entsteht? Um diese Frage richtig beantworten zu können, müssen wir die Fachliteratur untersuchen, um zu sehen, wie die Probleme angegangen wurden. Das erste Problem, auf das wir stoßen, ist die Frage, ob eine solche Ethik tatsächlich existiert oder ob vielmehr moralische Anliegen in Computersimulationen durch einen bekannteren ethischen Rahmen angegangen werden können. Autoren, die sich mit der allgemeinen Nutzung von Computern befassen, haben diese Frage bereits negativ beantwortet und eine ordnungsgemäße Bewertung der Computerethik gefordert. Es ist interessant, hier die Übereinstimmung mit unseren früheren Studien zur Epistemologie und Methodologie von Computersimulationen festzustellen, insbesondere mit der in der Einleitung vorgestellten Diskussion über ihre philosophische Neuheit. Man könnte vermuten, dass es Teil des Prozesses der Einführung neuer Technologien in die wissenschaftliche und technische Forschung ist, der die Augenbrauen des philosophisch skeptischen Geistes hochzieht.

Leider wurde nur sehr wenig Arbeit in die vollständige Ausarbeitung einer Ethik investiert, die Computersimulationen berücksichtigt. Nur eine Handvoll Autoren haben die obige Frage für bare Münze genommen. In diesem Kapitel stelle ich sie und ihre Standpunkte vor und diskutiere sie. In diesem Zusammenhang werde ich auf Bedenken hinsichtlich der Zuverlässigkeit von Computersimulationen eingehen – ein Thema, das uns an dieser Stelle vertraut ist –, Darstellung und Berufspraxis. Von diesen drei Ansätzen ist nur der letzte nicht direkt von der Epistemologie und Methodik der Computersimulation abhängig, und aus diesem Grund werde ich etwas mehr Zeit darauf verwenden, die berufliche Praxis und einen Ethikkodex für Computersimulationen ausführlicher zu diskutieren. Ich werde auch den offiziellen Ethikkodex für Forscher in Computersimulationen wiedergeben und diskutieren.

7.1 Computerethik, Ethik im Ingenieurwesen und Ethik in der Wissenschaft

In den letzten etwa dreißig Jahren gab es ein zunehmendes Interesse daran, Ethik im Kontext von Computern zu verstehen. Ein solches Interesse ergibt sich aus der allgegenwärtigen Stellung, die Computer in unserem normalen Leben einnehmen, sowie aus ihrer Präsenz in wissenschaftlichen und wissenschaftlichen Bereichen

Ingenieurpraxis. „Computerethik“, wie sie heute genannt wird, ist der Zweig der angewandten Ethik, der sich auf durch Computer aufgeworfene Fragen konzentriert kämpfte darum, als eigenständige Disziplin bestätigt zu werden.

Einer der grundlegenden Artikel zur Computerethik wurde von James H. Moor verfasst und erschien 1985 unter dem Titel „Was ist Computerethik?“ (Moor 1985). Bei Damals waren Forscher, die sich mit angewandter Ethik beschäftigten, der festen Überzeugung, dass die Einführung neuer Technologien wie des Computers keine neuen moralischen Fragen aufwirft es lohnt sich zu studieren; eher ältere und bekanntere ethische Probleme ließen sich anwenden Diese Technologien gleichermaßen gut.¹ Einige machten sich sogar über die Idee einer Ethik für Computer lustig, indem sie eine Ethik für Waschmaschinen und eine Ethik für Autos vorschlugen. Es bald Es wurde deutlich, dass es keinen wirklichen Grund gibt, Geräte und Mittel zu vergleichen Transport mit Computern.

Doch zurück zur Computerethik. Moors Herausforderung war zweifach. Auf der Einerseits musste er darlegen, in welcher konkreten Hinsicht die Studien zur Ethik durchgeführt wurden Zu seiner Zeit war er nicht in der Lage, Computer zu dokumentieren. Andererseits musste er es tun zeigen, wie Computer neue und echte ethische Fragen auf den Tisch brachten. Moors Die Strategie bestand darin, die Natur und die sozialen Auswirkungen der Computertechnologie zu analysieren die entsprechende Formulierung und Begründung von Richtlinien für den ethischen Umgang damit Technologie. Seine Sorge galt vor allem dem politischen Vakuum, das Computer aussahen zu implizieren, wie es damals oft der Fall war, dass es weder Vorschriften noch gab Richtlinien für Design, Programmierung und Nutzung von Software und Hardware.

Um Moors Ideen ins rechte Licht zu rücken: Es gibt tatsächlich Fälle, in denen der Computer ist lediglich ein Zusatz zum moralischen Problem und könnte daher angegangen werden aus der Sicht gängiger ethischer Theorien zum Individuum und zur Gesellschaft. Für Beispielsweise, dass es falsch sei, einen Computer zu stehlen. Insofern wäre die Analyse nicht möglich Es sei etwas anderes gewesen, als eine Waschmaschine oder ein Auto zu stehlen. Aber Moor hatte es getan etwas anderes im Sinn. Für ihn stellten sich dort Probleme in der Computerethik Es gab keine ethischen Rahmenbedingungen, die angeben würden, wie Computertechnologie funktionieren sollte verwendet werden, noch wie sich Benutzer, Hersteller, Programmierer und im Grunde alle an der Entwicklung von Soft- und Hardware beteiligten Personen verhalten sollten. Wie er überzeugend „Eine zentrale Aufgabe der Computerethik besteht darin, zu bestimmen, was wir in solchen Fällen tun sollen.“ Fällen, dh um Richtlinien zu formulieren, die unser Handeln leiten. Natürlich sind wir als Individuen mit einigen ethischen Situationen konfrontiert, mit anderen als Gesellschaft. Computerethik umfasst Berücksichtigung sowohl persönlicher als auch sozialer Richtlinien für die ethische Nutzung von Computern Technologie“ (266). Wie sich herausstellte, hat er viele der ethischen Fragen vorausgesehen, die sich stellen im Zentrum einer Ethik für Computersimulationen (siehe Abschnitt 7.3.2).²

Das waren die bescheidenen Anfänge der Computerethik. Moor hauptsächlich diskutiert die revolutionäre Präsenz von Computern in unserem Alltag, als Individuen, Institutionen, Regierungen und als Gesellschaft. Aber erst mit der Veröffentlichung von Deborah Johnsons „Computer Ethics“ (Johnson 1985) zeigte, dass das Thema mehr Aufmerksamkeit erregte

¹ Der Unterschied zwischen Ethik und Moral wird oft so formuliert, dass Ethik die Wissenschaft sei der Moral, während Moral die Praxis der Ethik ist. Während Moral die Sammlung von Werten ist und Standards ist Ethik das formelle Studium und die Kodierung dieser Standards. Das werde ich nicht schaffen Unterscheidung hier. Stattdessen werde ich mich ununterscheidbar auf beide Konzepte beziehen.

² Ein anderer Autor, der einen Großteil der zeitgenössischen Diskussion vorwegnahm, ist (McLeod 1986).

ität. Johnson gilt heute als klassisches Buch und trug auch zur Rechtfertigung von bei die Existenz und Einzigartigkeit der Computerethik. Im Gegensatz zu Moor, von dem sie weiß, dass er die Grundlage für das Thema gelegt hat, konzentrierten sich Johnsons Hauptinteressen zu Themen rund um das Internet, Datenschutz und Eigentumsrechte. Nehmen wir zum Beispiel das Verständnis der Privatsphäre im Zeitalter des Internets. Johnsons Beispiel sind Unternehmen wie Amazon, das behauptete, dass es Informationen über sein Unternehmen speichern müsse Kunden, um sie besser bedienen zu können. Hier stellt sich die Frage, ob das Versenden von Informationen über Neuerscheinungen von Büchern als Unternehmen tatsächlich eine Dienstleistung darstellt behauptete das schon Mitte der 1990er Jahre, oder es war irgendwie eine Verletzung der Privatsphäre, denn Höchstwahrscheinlich haben die Kunden solche Informationen nicht ausdrücklich angefordert. So verstanden, Johnson behauptet, dass „die Beweislast bei den Befürwortern des Datenschutzes liegt, um dies nachzuweisen.“ Das Sammeln und Austauschen von Informationen hat etwas Schädliches an sich Gibt es einen gewissen Nutzen, wenn man die Informationsbeschaffung einschränkt?“ (119). Probleme beim Sammeln großer Datenmengen für andere Zwecke als „Bereitstellung von Daten“. „Service“ stand in den 1990er-Jahren offensichtlich noch nicht zur Debatte. Die ethischen Fragen, die Unternehmen wie Amazon, Google und andere heute stellen, lauten tatsächlich: „Ob?“ Sie prägen unser Interesse an Büchern, Filmen, Musik und letztlich allem das betrifft unsere Persönlichkeit, einschließlich unserer politischen Ansichten.³

Studien zur Computerethik legen ihren Schwerpunkt daher auf Fragen darüber, wie ein Eine Handlung mithilfe eines Computers kann moralisch gut oder schlecht sein, je nach ihren Motiven, Konsequenzen, ihrer Universalität und ihrem tugendhaften Charakter. So verstanden haben diese Studien eine breites Themenspektrum, vom Einsatz von Computern in und für die Regierung bis hin zu deren Verwendung in unserem Privatleben. Das bedeutet, dass sie sich nicht unbedingt ausschließlich darauf konzentrieren wissenschaftliche und technische Anwendungen von Computern, ganz zu schweigen von Computersimulationen. Lassen Sie mich das erklären. Studien zu Privatsphäre und Eigentumsrechten, z.B. haben einen Einfluss auf den Einsatz von Computern in wissenschaftlichen und technischen Kontexten. Eigentum wird normalerweise als ein Mechanismus zur Kontrolle von Daten diskutiert, der leicht möglich sein könnte umfassen Fälle von Daten aus medizinischen und Drogentests. Ein Problem, das dabei auftaucht Kontext ist einerseits die Unterscheidung zwischen akademischen und öffentlichen Daten und andererseits kommerzielle Daten andererseits. Diese Unterscheidung ermöglicht es Forschern, Einzelpersonen oder Institutionen, realistische Erwartungen über die potenziellen Verwendungszwecke und Auswirkungen von zu bewahren ihre Daten (Lupton 2014). So verstanden, ethische Bedenken hinsichtlich Eigentumsrechten Auswirkungen auf den Einsatz von Computern in der wissenschaftlichen und technischen Praxis haben. Unsere Bedenken beziehen sich hier jedoch auf die moralischen Fragen, die sich ausschließlich aus dem ergeben Einsatz von Computern in wissenschaftlichen und technischen Kontexten statt Extrapolationen aus anderen Bereichen oder Bereichen. Ein Beispiel hierfür sind moralische Fragestellungen, die auf die Darstellung von Computersimulationen zugeschnitten sind (7.2.2). Die Bedenken, die in diesem Zusammenhang auftauchen, sind: wohl ausschließlich auf die Verwendung von Computersimulationen.

³ Studien zu Big-Data stellen einen neuen locus classicus zu Fragen der ethischen Implikationen dar von Unternehmen, die mit großen Datenmengen umgehen. Zu Fällen erfolgreicher Nutzung von Big-Data siehe die Arbeit von (Mayer-Schonberger und Cukier 2013) und (Marr 2016); und zur philosophischen Behandlung siehe unter anderem (Zwitter 2014), (Beranger 2016) und (Mittelstadt und Floridi 2016). Wir könnten auch die vielen Institutionen erwähnen – staatliche, pädagogische und private Institutionen – die geschaffen werden, um Computerethik zu verstehen. Ein hervorragendes Beispiel hierfür ist das Oxford Internet Institute, Teil der Universität Oxford.

An dieser Stelle müssen wir uns fragen: Gibt es einen Zweig der Computerethik, der sich mit moralischen Fragen befasst, die im Kontext von Computersimulationen auftauchen? Überraschenderweise ist die Zahl der veröffentlichten Artikel zum Thema Ethik, die Computersimulationen beinhalten, sehr gering. Wie wir im nächsten Abschnitt sehen werden, präsentiere ich die wohl drei wichtigsten Argumente zur Ethik von Computersimulationen, die in der Fachliteratur verfügbar sind.

Im ersten Teil geht es um die Arbeit von TJ Williamson, einem Ingenieur und Architekten, der ethische Fragen von Computersimulationen aufzeigt, indem er deren erkenntnistheoretische Probleme betrachtet. In dieser Hinsicht verbindet er unsere früheren Diskussionen über die Epistemologie und Methodik von Computersimulationen gut mit moralischen Bedenken. Die zweite Studie stammt vom Philosophen und Mitglied der International Society for Ethics and Information Technology Philip Brey. Brey argumentiert interessant, dass ein wesentlicher Aspekt der Ethik von Computersimulationen in ihrer Fähigkeit liegt, ein Zielsystem (falsch) darzustellen. Da eine solche (falsche) Darstellung in verschiedenen Formen auftreten kann, folgt daraus, dass mit jeder von ihnen spezifische berufliche Verantwortlichkeiten verbunden sind. Unsere dritte Diskussion basiert auf einem größeren Literaturbestand von Tuncer Oren, Andreas Tolk und anderen.

..

Oren ist ein ausgebildeter Ingenieur, der intensiv an der Klärung ethischer Fragen in Computersimulationen gearbeitet hat. Er war außerdem leitender Berater bei der Ausarbeitung des Ethikkodex für Forscher und Praktiker von Computersimulationen (siehe Abschnitt 7.3).

Wir wissen, dass Computersimulationen zwei Hauptkomponenten kombinieren, nämlich Informatik und allgemeine Naturwissenschaften – oder Ingenieurwissenschaften, je nachdem, was simuliert wird. Dies legt nahe, dass jede Studie zur Ethik von Computersimulationen diese zwei – oder drei – Elemente umfassen muss. Das heißt, Fragen, die sich aus der Computerethik sowie der Ethik in Wissenschaft und Technik ergeben, befeuern ethische Studien zu Computersimulationen. Wir haben die Computerethik besprochen und dabei ganz kurz einige der wichtigsten Bedenken vorgestellt, die in diesem Bereich auftauchen. Bevor wir aktuelle Ansätze zur Ethik von Computersimulationen im Detail diskutieren, wollen wir kurz etwas zur Ethik in Wissenschaft und Technik sagen.

Studien zur Ethik in Naturwissenschaften und Technik befassen sich mit verschiedenen Fragen im Zusammenhang mit dem beruflichen Verhalten von Forschern, mit der Art und Weise, wie sie ihre Arbeit und Experimente durchführen und mit den Konsequenzen, die solche Produkte und Experimente für die Gesellschaft haben. Während nun ein Großteil der täglichen Arbeit des Forschers ohne sichtbare ethische Implikationen durchgeführt werden kann, bieten ethische Studien mehrere Bestimmungen, die gute wissenschaftliche und technische Praxis stärken, sowie einen ethischen Rahmen, in den die Implikationen ihrer Praktiken eingebettet werden können. Zu den Schlüsselthemen gehört die Herstellung von Daten, die in der Regel dann erfolgt, wenn Forscher bestimmte Hypothesen energischer und überzeugender aufstellen wollen.

Als Beispiele können wir die gefälschten Hauttransplantationen von Summerlin im Jahr 1974 und den Ursprung der Krebsexperimente von Spectorin in den Jahren 1980 und 1981 nennen. Ebenso kommt es zur Verfälschung von Daten, wenn Ergebnisse geändert werden, um sie an die vom Forscher beabsichtigten Ergebnisse anzupassen. Es wurden Fälle gemeldet, in denen eine Nachwuchsforscherin Ergebnisse verfälschte, weil sie unter Druck stand, die Ergebnisse ihres Betreuers zu duplizieren. Ein Beispiel hierfür ist die Fälschung von Ergebnissen zu Insulinrezeptoren durch Soman in den Jahren 1978 bis 1980. Weitere Probleme, die sich aus der Ethik in Wissenschaft und Technik ergeben, können identifiziert werden: Plagiate, Fehlverhalten/Diebstahl, klinische Studien usw. Für eine kurze, aber erläuternde Erklärung:

Für eine native Analyse dieser Themen siehe (Spier 2012). Die Werke von Adam Briggie und Cart Mitcham sind auch von zentraler Bedeutung für Studien zur Ethik wissenschaftlicher Forschung (Briggie und Mitcham 2012). Im Folgenden stelle ich einige dieser Themen vor und diskutiere sie im Kontext der Ethik von Computersimulationen.

7.2 Ein Überblick über die Ethik in Computersimulationen

7.2.1 Williamson

Lassen Sie mich mit (Williamson 2010) beginnen, dessen Werk, wenn auch chronologisch mehr neuer als die von Oren und Brey, hat den Vorteil, dass sie konzeptionell näher an unseren jüngsten Diskussionen über die Zuverlässigkeit von Computersimulationen liegt – siehe Kapitel 4.

Die Hauptmotivation, die Williamsons ethischen Bedenken zugrunde liegt, ist der Computer. Simulationen könnten dazu beitragen, das menschliche Leben zu verbessern und zu einer nachhaltigen Umwelt beizutragen, jetzt und in der Zukunft. Trotz solch optimistischer Ideale, Williamson beschließt, ethische Probleme aus einer negativen Perspektive zu diskutieren. Genauer, Williamson argumentiert, dass epistemische Behauptungen über die Zuverlässigkeit von Computersimulationen zu falschen Vorstellungen von Genauigkeit – und damit von Legitimität – führen können letztendlich auf moralisch unangemessene Verwendungen von Computersimulationen, wie z. B. falsch Entscheidungsfindung und fehlerhafte Ressourcenzuweisungen. Mit anderen Worten: Die Epistemologie der Computersimulation ermöglicht Fragen zu Werten und Ethik. In diesem Kontext zeigt Williamson, dass eine Kombination aus epistemischen Bedenken hinsichtlich der Genauigkeit/Gültigkeit und einem gegebenen Kriterium für Vertrauenswürdigkeit für moralische Probleme von Computersimulationen konstitutiv sind. Lassen Sie uns sie zunächst der Reihe nach analysieren und später sehen, wie sie verbinden sich und geben Anlass zu Williamsons moralischen Bedenken.

Nach Williamson wird unter Genauigkeit oder Gültigkeit eines Simulationsmodells verstanden als der Grad, in dem das Modell den realen Phänomenen entspricht. Prüfung. Um die Genauigkeit des Simulationsmodells zu begründen, beruft sich Williamson zu den Standardmethoden der empirischen Validierung, „die simulierte Vergleiche anstellt „Ergebnisse mit gemessenen Daten in der realen Welt“, analytische Verifizierung, „die die Simulationsausgabe eines Programms, einer Unteroutine, eines Algorithmus oder eines Softwareobjekts vergleicht.“ mit Ergebnissen einer bekannten analytischen Lösung oder einer Reihe quasianalytischer Lösungen“, und intermodaler Vergleich, „der die Ausgabe eines Programms mit der vergleicht Ergebnisse eines oder mehrerer anderer ähnlicher Programme“ (404). Ein Großteil der Diskussion zu diesem Thema wurden bereits in Abschnitt 4 angesprochen.

Im Gegensatz zu Genauigkeit oder Validierung, bei denen es sich im Wesentlichen um Themen handelt, die auf das Simulationsmodell zugeschnitten sind, stehen die Kriterien der Vertrauenswürdigkeit in engem Zusammenhang mit den Zwecken eines gegebenen Problems. Das heißt, es kommt darauf an, die richtigen Fragen für die richtige Verwendung zu stellen der Simulation. Das Beispiel, das die Kriterien der Vertrauenswürdigkeit verdeutlicht, kommt aus Computersimulationen der Umweltleistung in Gebäuden. Bei solchen Simulationen müssen Forscher immer konkrete Fragen zum Optimum stellen das Niveau der thermischen Behaglichkeit der Bewohner und die Mindestwerte für die Energiekosten (405).

Alle diese Fragen setzen eine mehr oder weniger kohärente Struktur von Überzeugungen voraus entscheidend für die Vertrauenswürdigkeit der Simulation. Genauer gesagt Williamson legt nahe, dass die Vertrauenswürdigkeit von Computersimulationen anhand von vier Fragen zur Relevanz ermittelt werden kann.

- Abwesenheit: Sollte diese Art von Wissen fehlen (oder vorhanden sein)?
- Verwirrung: Gibt es eine Verzerrung in der Definition von Wissen?
- Unsicherheit: Welcher Grad an Sicherheit ist relevant?
- Ungenauigkeit: Wie genau muss Wissen sein? Ist es irrelevant, weil es ist nicht genau genug, oder ist es unnötig genau? (Williamson 2010, 405)

Mit diesen Ideen schlägt Williamson den folgenden Rahmen für vor angemessenes Verständnis der ethischen Bedenken, die im Kontext von Computersimulationen auftauchen.

Glaubwürdigkeit (und Abwesenheit)

Laut Williamson beruht die Glaubwürdigkeit des Einsatzes einer Simulation auf zwei Faktoren Quellen. Einerseits hängt die Glaubwürdigkeit der Simulation von ihrer Genauigkeit bzw. Validität ab. Tatsächlich kann eine ungenaue Simulation keine Erkenntnisse liefern (siehe unsere Diskussion in Abschnitt 4.1) und wird daher zu einer Quelle aller Arten von ethischen Fragen Anliegen. Tatsächlich besteht laut Williamson ein direkter Zusammenhang zwischen Genauigkeit und Glaubwürdigkeit: Je genauer eine Computersimulation, desto glaubwürdiger es ist.

Andererseits hängt die Glaubwürdigkeit von einer sanktionsfähigen Autorität ab die Korrelation zwischen dem Simulationsmodell – und seinen Ergebnissen – und der realen Welt (406). In diesem Zusammenhang sagt Williamson, dass „es an Glaubwürdigkeit mangelt, wenn die moralische Verantwortung (wenn nicht die rechtliche Verantwortung) bei der Anwendung der Ergebnisse von Simulationen nicht auf allen Ebenen akzeptiert wird“ (406). Mit „alle Ebenen“ meint er die Rolle des Experten, der die Zuverlässigkeit der Simulation sanktioniert. Es ist interessant zu beobachten, wie Williamson macht eine klare Unterscheidung zwischen der Genauigkeit, die von bestimmten, nicht fachkundigen Personen bereitgestellt wird abhängige Methoden (z. B. Verifizierungs- und Validierungsmethoden) vom Experten Meinung. Während die meisten Autoren in der Literatur Experten nicht als zuverlässig betrachten Quellen für die Sanktionierung von Computersimulationen sind für Williamson unangenehm Beschränkung der Glaubwürdigkeit nur auf mathematische Methoden. Er besteht darauf, dass der Experte spielt eine grundlegende Rolle in der Simulation, bis zu dem Punkt, dass „reflektierende Richter [...] zustimmen.“ [was] sollte enthalten sein“ (406).

Die Glaubwürdigkeit wird jedoch in zwei konkreten Fällen geschwächt, nämlich in entscheidenden Fällen Elemente eines Problems fehlen, wenn die Experten der Meinung sind, dass sie einbezogen werden sollten in der Simulation (406) und wenn die Simulation unangemessen verwendet wird (z. B. um repräsentieren Systeme, die die Simulation nicht darstellen kann).

Lassen Sie uns diese Punkte anhand einer Simulation der thermischen Leistung veranschaulichen in Gebäuden in Adelaide, Australien (407). Dem Beispiel zufolge Simulationen Die durch das Heiz- und Kühlsystem erzeugten Treibhausgasemissionen korrelieren nicht mit den tatsächlichen Leistungen, die sich aus mehreren Jahren aufgezeichneter Endenergie ergeben

Daten. Der Grund dafür ist, dass die Simulation die im Nationwide House Energy Rating Scheme – NatHERS enthaltenen Heiz- und/oder Kühlgeräte nicht berücksichtigt. Wenn der Experte nicht festgestellt hätte, dass die Ergebnisse falsch sind, hätte die Simulation zu einem falschen Eindruck von Genauigkeit und damit von Legitimität führen können. Die Folgen wären schwerwiegende Schäden für die Umwelt und die menschliche Gesundheit gewesen. Darüber hinaus wäre die australische Regierung nicht in der Lage gewesen, eine nachhaltige Politik zu erreichen, da eine gute Schätzung des potenziellen Energieverbrauchs und der Treibhausgasemissionen nicht Teil der Simulation ist.

Übertragbarkeit (und Verwirrung)

Unter Übertragbarkeit versteht man die Möglichkeit, die Ergebnisse einer Computersimulation über den vorgesehenen Umfang des Simulationsmodells hinaus zu nutzen. Zu den Fragen der Übertragbarkeit gehört für Williamson auch die Frage, inwieweit maßgebliches Wissen lediglich wissenschaftlich – auf die Computersimulation zugeschnitten – sein sollte oder auch andere Wissensformen berücksichtigt werden müssen.

Moralische Fragen im Zusammenhang mit der Übertragbarkeit treten auf, wenn verantwortungsbewusste Bauherren und Architekten von der Industrie vorgegebene Standards (z. B. Sternbewertung) erreichen wollen, in der Überzeugung, dadurch den Energieverbrauch und die Treibhausgasemissionen weiter zu senken. Da die Sternbewertung aus einer Simulation der gesamten Heiz- und Kühllasten unter Berücksichtigung bestimmter Annahmen über das Gebäude berechnet wird, sind die Ergebnisse nicht ohne weiteres auf andere Konstruktionen übertragbar, sondern nur auf solche, die den ursprünglich eingebauten Annahmen entsprechen das Model. In dieser Hinsicht könnte ein Missverständnis der einer bestimmten Simulation zugrunde liegenden Annahmen sowie die Erwartung, die Ergebnisse einer Simulation in einen anderen Kontext zu übertragen, das Zielsystem ernsthaft verzerren und zur Folge haben, dass Ressourcen falsch zugewiesen werden, ohne dass das gewünschte Ziel erreicht wird (407). .

Zuverlässigkeit (und Unsicherheit)

Für Williamson verlieren mehrere Computersimulationen ihre Zuverlässigkeit, weil ihre Ergebnisse nach einer bestimmten Zeitspanne in Bezug auf ein bestimmtes Zielsystem unsicher sind. Es muss gesagt werden, dass diese Unsicherheit nicht das Ergebnis der Unwissenheit des Forschers oder eines Mangels an anfänglicher Genauigkeit der Ergebnisse der Simulation – oder ihrer Ergebnisse – ist, sondern eher auf die sich ändernde Natur der simulierten realen Phänomene zurückzuführen ist. Betrachten Sie das folgende Beispiel. Es ist eine wohlbekannte Tatsache, dass sich die Wärmedämmung im Laufe der Zeit verschlechtert. Es wird erwartet, dass sich die Glasfaserisolierung in einem Dachbodenbereich erheblich zusammenzieht und innerhalb eines Jahrzehnts bis zu 30 % ihrer Isolationseffizienz verliert (407). Die Auswirkungen auf den Energieverbrauch und die Umweltauswirkungen werden natürlich erheblich sein und zu ernsthaften Bedenken hinsichtlich der menschlichen Gesundheit, der rationellen Nutzung energetischer Ressourcen usw. führen. (Jamieson 2008). Für Williamson sind es aktuelle Studien zur Ethik des Computers

Simulationen „berücksichtigen weder diese noch andere bekannte Unbekannte“ (Williamson 2010, 407). Ich glaube, dass er in dieser Hinsicht Recht hat.

Bestätigbarkeit (und Ungenauigkeit)

Simulationsmodelle umfassen eine Reihe von Konstruktionsannahmen, Vermutungen und sogar Daten, die nicht unbedingt mit dem epistemologischen Status wissenschaftlicher und technischer Formulierungen übereinstimmen (z. B. werden Oberflächenwiderstand, Himmelsemissionsgrad und Entladungskoeffizient in eine Simulation der thermischen Leistung einbezogen). Diese Annahmen und Vermutungen führen zwangsläufig zu Unsicherheiten oder, wie Williamson sie gerne nennt, „Ungenauigkeiten“ bei der Anwendung der Simulation“ (407). Ein gutes Beispiel hierfür sind Klimamodelle, bei denen es nicht ungewöhnlich ist, dass verschiedene globale Zirkulationsmodelle unterschiedliche Ergebnisse liefern. Dies ist hauptsächlich auf die in jedem Modell enthaltenen Annahmen sowie auf die Daten zurückzuführen, die zu ihrer Instanziierung verwendet werden.

Williamson zeigt dies am Beispiel von 17 globalen Zirkulationsklimamodellen, die eine Zeitreihe der global gemittelten Oberflächenerwärmung simulieren, wie im Vierten Sachstandsbericht (AR4) des International Panel on Climate Change 2007 berichtet (siehe Abbildung 7.1) (Meehl et al. 2007, 763). Ihm zufolge können nicht alle Vorhersagen dieser Modelle richtig oder wahrscheinlich gleichermaßen falsch sein. Um diesem Effekt entgegenzuwirken, wird der Durchschnitt der Ergebnisse als wahrscheinlichster Wert für den zukünftigen Zustand verwendet.

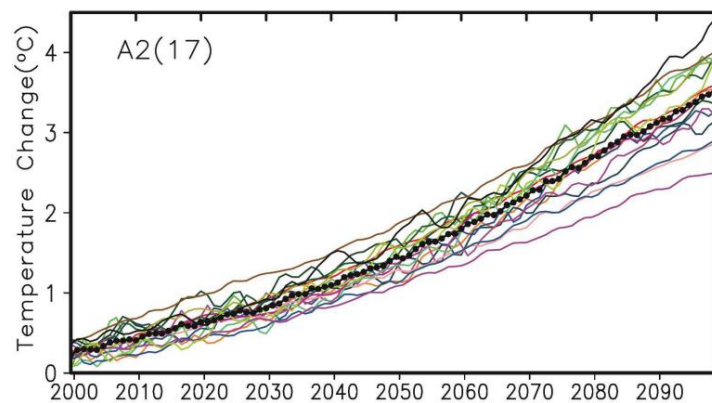


Abb. 7.1 Zeitreihe der global gemittelten Oberflächenerwärmung, wie in den 17 globalen Zirkulationsklimamodellen berichtet, Szenario A2 des International Panel on Climate Change (IPCC). Mittelwertreihen mehrerer Modelle sind mit schwarzen Punkten markiert (Meehl et al. 2007, 763), (Williamson 2010, 408).

Natürlich geben die in den Ergebnissen von Computersimulationen festgestellten Ungenauigkeiten Bedenken, wenn nicht sogar direkte Einwände gegen die Verwendung der Ergebnisse für ethisch sensible Angelegenheiten. Forscher sind sich jedoch bewusst, dass völlige Gewissheit nahezu gegeben ist

unmöglich. Die Herausforderung besteht also darin, Möglichkeiten zu finden, den Informationsmangel – oder die unvermeidbaren Fehlinformationen – auszugleichen, der mit bestimmten Computertypen einhergeht Simulationen und die ethischen Bedenken, die drängend sind.

Wie wir eingangs erwähnt haben, stellt Williamson die Epistemik in Frage Zuverlässigkeit von Computersimulationen, ihr Versagen als Ersatz für die Realität und die falschen Eindrücke von Legitimität. Auf dieser Grundlage könnte man ihm nicht zustimmen Formen des Wissens (z. B. wissenschaftliches, technisches, soziales, kulturelles usw.) können gezeigt werden fehlerhaft, unvollständig oder fehlerhaft sein. Bedeutet dies, dass unsere Verwendung davon negativ ist? moralische Konsequenzen? Die Antwort ist ein lautes „es kommt darauf an“. In einigen Fällen ist dies eindeutig der Fall Es stimmt, dass unvollständiges Wissen zu moralisch inakzeptablen Konsequenzen führt. Der Die Fälschung von Daten aufgrund mangelnden Wissens darüber, wie man ein wissenschaftliches Experiment korrekt durchführt, hat direkte moralische – und rechtliche – Konsequenzen für Forscher. Und Die Verwendung gefälschter Daten durch Politiker zur Information der Öffentlichkeit ist eine ernste Angelegenheit.

Die interessante Arbeit von Williamson besteht darin, zu zeigen, wie die Epistemologie von Computersimulationen ihren eigenen Bereich erweitert und auf Werte abzielt und ethische Bedenken ermöglichen die Legitimierung bestimmter Praktiken und Konten für Designentscheidungen und -vorschriften, die durch Simulationen fundiert sind und moralisch zulässig sind. Denn sein bevorzugtes Forschungsgebiet ist die Architektur von Gebäuden, sein Beispiele beziehen sich auf Umweltethik. Ein gutes, letztes Beispiel ist die Entwicklung von Gebäudewärmeleistungssimulationen, die es ermöglichen, laut Williamson, ein beeindruckendes Wachstum beim Verkauf von Klimaanlage und der Vermarktung von Komfortbedingungen, beides Praktiken, die umweltschädlich sind (Shove 2004).

7.2.2 Brey

Eine damit verbundene Quelle ethischer Bedenken ergibt sich aus der Repräsentationsfähigkeit von Computersimulationen sowie deren professionelle Nutzung. Brey hat das dort argumentiert Es gibt gute Gründe für die Annahme, dass Darstellungen nicht moralisch neutral sind. Er verwendet als Beispiele für falsche Darstellungen und voreingenommene Darstellungen in Computersimulationen. In ähnlicher Weise argumentiert Brey, dass die Herstellung und Verwendung von Computersimulationen ethische Entscheidungen mit sich bringt und daher Fragen zur beruflichen Praxis aufwirft (Brey 2008, 369).⁴ Lassen Sie uns diese Themen der Reihe nach diskutieren.

Laut Brey können Computersimulationen sowohl schädlich als auch irreführend sein Forscher so weit, dass sie Schaden anrichten, wenn die Simulation bestimmte Kriterien nicht einhält Maßstäbe der Darstellungsgenauigkeit. Wann tritt eine solche Situation ein? In vielen In einigen Fällen gehört es zum Ziel und zur Funktionalität einer Computersimulation, Aspekte der realen Welt realistisch abzubilden. Zum Beispiel in einer biomechanischen Simulation von Knochen-Implantat-Systemen ist es von größter Bedeutung, sie realistisch und genau darzustellen der menschliche Knochen, andernfalls könnten alle aus der Simulation gewonnenen Informationen fehlerhaft sein nutzlos (Schneider und Resch 2014).

⁴ Es sei darauf hingewiesen, dass Breys Arbeit auch ethische Fragen mit der in Videos verwendeten virtuellen Realität in Verbindung bringt Spiele oder nichtwissenschaftliche Visualisierungen. Hier konzentriere ich mich ausschließlich auf seine Sicht auf Computersimulationen.

Ein zentrales Thema, das jetzt diskutiert werden muss, ist die Frage: Was bedeutet es, dass eine Computersimulation realistisch ist? – oder, wenn Sie es vorziehen, was bedeutet es, akzeptable Standards der Darstellungsgenauigkeit einzuhalten? Wir haben zuvor von Williamson gelernt, dass die Genauigkeit der Ergebnisse einer Computersimulation für moralische Beurteilungen von größter Bedeutung ist. Nun ist die Art und Weise, wie Williamson den Begriff der Genauigkeit versteht, gleichbedeutend mit der numerischen Genauigkeit. Das heißt, unter der Genauigkeit der Ergebnisse einer Computersimulation versteht man den Grad ihrer Übereinstimmung mit den in einem realen Zielsystem gemessenen und beobachteten Werten. Brey hingegen hat eine andere Interpretation von Genauigkeit im Sinn. In seinen eigenen Worten sind „[Genauigkeitsstandards] Standards, die den Freiheitsgrad definieren, der bei der Darstellung eines Phänomens besteht, und die angeben, welche Arten von Merkmalen in einer Darstellung enthalten sein müssen, damit sie korrekt ist, und welcher Detaillierungsgrad.“ erforderlich ist und welche Arten von Idealisierungen zulässig sind“ (Brey 2008, 369). Mit anderen Worten: Für Brey ist Genauigkeit gleichbedeutend mit „Realismus“. Ein genaues Modell ist ein Modell, das das Zielsystem realistisch abbildet, das heißt, das die Anzahl der Idealisierungen, Abstraktionen und Fiktionalisierungen des Modells reduziert und gleichzeitig den Detaillierungsgrad erhöht.

Unter Genauigkeit in diesem Sinne müssen wir uns nun fragen, welche Art von ethischen Problemen sich aus falschen Darstellungen ergeben. Laut Brey sind falsche Darstellungen der Realität insofern moralisch problematisch, als sie zu irgendeiner Form von Schaden führen können. Je größer diese Schäden und je größer die Wahrscheinlichkeit ihres Eintretens, desto größer ist die moralische Verantwortung der Forscher. An dieser Stelle ist es interessant festzustellen, wie Brey die falsche Darstellung von Computersimulationen – die an und für sich moralisch neutral sind – mit der Verantwortung der Designer und Hersteller für die Gewährleistung der Genauigkeit der Darstellungen verbindet (370). Beispielsweise können Ungenauigkeiten bei der Rekonstruktion eines simulierten Knochens für ein zukünftiges Knochenimplantat schwerwiegende Folgen für die Designer und Hersteller, aber auch für den Patienten haben. Ein weiteres gutes Beispiel, das Brey vorstellt, ist die Funktionsweise einer Engine in Lernsoftware, bei der falsche Darstellungen dazu führen können, dass Schüler falsche Überzeugungen vertreten und zu einem späteren Zeitpunkt Schaden anrichten (370).

Voreingenommene Darstellungen hingegen stellen für Brey eine zweite Quelle moralisch problematischer Darstellungen in Computersimulationen dar (Brey 1999). Eine Darstellung ist voreingenommen, wenn sie Phänomene selektiv darstellt – oder, wie wir hinzufügen könnten, Phänomene selektiv falsch darstellt. Beispielsweise wurde festgestellt, dass in vielen globalen Klimasimulationen die Menge an Kohlendioxid, die Pflanzen aufnehmen, um etwa ein Sechstel unterschätzt wurde. Dies erklärt, warum die CO₂-Anreicherung in der Atmosphäre nicht so schnell erfolgt, wie Klimamodelle es vorhergesagt haben (Sun et al. 2014). Eine solche voreingenommene Darstellung ignoriert zu Unrecht den Beitrag bestimmter Branchen und Länder zur globalen Erwärmung. Im Allgemeinen besteht das Problem voreingenommener Darstellungen darin, dass sie typischerweise zu ungerechtfertigten Nachteilen für bestimmte Personen oder Gruppen führen oder bestimmte Werte oder Interessen ungerechtfertigt gegenüber anderen fördern (Brey 2008, 370).

Darüber hinaus können Darstellungen verzerrt sein, indem sie implizite Annahmen über das betreffende System enthalten. Ein Beispiel für implizite Annahmen, die zu Bias-Darstellungen führen, haben wir bereits in unserer Diskussion über Algorithmen in Abschnitt 2.2.1.2 vorgestellt – allerdings in einem anderen Kontext. Das Beispiel bestand darin, sich das Spezifische vorzustellen.

fikation für eine Simulation eines Wahlsystems. Damit diese Simulation erfolgreich ist, Statistikmodule werden so implementiert, dass eine angemessene Verteilung der Wahlbevölkerung gewährleistet ist. Während der Spezifikationsphase entscheiden die Forscher um Variablen wie Geschlecht, Geschlecht und Gesundheit mehr statistische Relevanz zu verleihen andere Variablen wie Bildung und Einkommen. Wenn diese Designentscheidung nicht programmiert ist in das Statistikmodul entsprechend einfügen, dann wird die Simulation das niemals widerspiegeln Wert dieser Variablen, was zu einer Verzerrung in der Repräsentation der Wähler führt.

Das Beispiel des Wahlsystems bringt einige Sorgen zum Vorschein, die viele teilen Autoren, darunter Brey, Williamson und, wie wir später sehen werden, Oren. Das heißt, die Rolle der Designer bei der Spezifikation und Programmierung der Computersimulationen. Brey argumentiert, dass Designer von Computersimulationen dafür verantwortlich sind Reflektieren Sie über ihre Werte und Ideale sowie mögliche darin enthaltene Vorurteile und Falschdarstellungen ihre Simulationen zu überprüfen und sicherzustellen, dass sie nicht gegen wichtige ethische Grundsätze verstoßen (Brey 1999). Zu diesem Zweck greift Brey zusammen mit Williamson und Oren auf Grundsätze der beruflichen Praxis und Ethikkodizes zurück. Wie wir als nächstes sehen werden, bringt Oren nicht nur seine Bedenken hinsichtlich des Einsatzes von Computersimulationen zum Ausdruck, sondern er schlägt auch eine Lösung ausschließlich durch die Umsetzung eines strengen Ethikkodex vor für Forscher, die mit Computersimulationen arbeiten.

..

7.2.3 Oren

..

Tuncer Oren hat eine ausführlichere und gründlichere Darstellung der Ethik in Computersimulationen. Seiner Meinung nach besteht die grundlegende Frage darin, ob der Einsatz von Computersimulationen schwerwiegende Auswirkungen auf den Menschen hat. Seine Hauptsorge ergibt sich aus die Tatsache, dass Computersimulationen zur Unterstützung wichtiger Richtlinien und Entscheidungen eingesetzt werden Das könnte unser gegenwärtiges Leben verändern und unsere Zukunft einschränken. In Systemen zur Entsorgung nuklearer Abfälle werden beispielsweise Computersimulationen eingesetzt, um die langfristige Entwicklung zu untersuchen Verhalten, ökologische und soziale Auswirkungen sowie die Mittel zur Eindämmung nuklearer Brennstoffabfälle. Ebenso Computersimulationen des Austretens von Atommüll in die USA Erd- und Unterwasserflüsse sind entscheidend für die Unterstützung von Entscheidungen darüber, ob dies der Fall ist Atommüll sollte vergraben werden, anstatt eine spezielle Anlage zur Lagerung zu bauen.

Oren versteht natürlich, dass ethische Fragen hinsichtlich der Nutzung von Ergebnissen von Computersimulationen in direktem Zusammenhang mit der Zuverlässigkeit von Computersimulationen stehen. In dieser Hinsicht teilt er mit Williamson und Brey die Idee, dass die Epistemologie von Computersimulationen die Grundlage moralischer Bedenken ist. Darüber, Er sagt: „Die Existenz mehrerer Validierungs-, Verifizierungs- und Akkreditierungstechniken und -werkzeuge beweist auch die Bedeutung der Auswirkungen der Simulation.“ .. (Oren 2000). Ähnlich wie Williamson und Brey geht es Oren darum, die Grundlagen für die Glaubwürdigkeit von Computersimulationen so zu schaffen, dass Entscheidungsträger und politische Entscheidungsträger Simulationen als verlässliches Werkzeug nutzen können. Allerdings glaube ich dass er mit seiner Analyse weiter geht als Williamson und Brey, wenn er das behauptet Eine ordnungsgemäße Untersuchung der Ethik von Computersimulationen erfordert einen klar definierten Code der Ethik, die Verifizierungs-, Validierungs- und Akkreditierungsmethoden ergänzt. Zu

Seiner Meinung nach würde ein Ethikkodex es einfacher machen, die Glaubwürdigkeit der Forscher festzustellen, die die Computersimulation entwerfen und programmieren – sowohl als Einzelpersonen und als Gruppen – und hängen daher nicht vollständig von der Computersimulation selbst ab.⁵

Ein interessantes Problem, das sich aus Orens Position ergibt, ist, dass es stark von der Ehrlichkeit, dem Engagement und dem ordnungsgemäßen Verhalten der Forscher abhängt.⁶ Das ist natürlich so eine berechnete Annahme. Die wissenschaftliche und ingenieurwissenschaftliche Praxis ist mit der ausdrücklichen Einhaltung der Regeln guter wissenschaftlicher Praxis verbunden, zu denen die Wahrung professioneller Standards, die Dokumentation von Ergebnissen, die konsequente Hinterfragung aller Erkenntnisse usw. gehört. Ehrliche Zuordnung aller Beiträge von und zu Partnern, Konkurrenten und Vorgängern (Deutsche Forschungsgemeinschaft 2013). Nationale und internationale Forschung Stiftungen, Universitäten und private Fonds verstehen dieses wissenschaftliche Fehlverhalten stellt eine schwere Beleidigung für die wissenschaftliche und technische Gemeinschaft sowie Posen dar eine große Bedrohung für das Ansehen jeder wissenschaftlichen Einrichtung. Die deutsche Forschung Unter wissenschaftlichem Fehlverhalten versteht die Stiftung (DFG) „das vorsätzliche und grob fahrlässige Angabe von Unwahrheiten in einem wissenschaftlichen Zusammenhang, die Verletzung von Rechten des geistigen Eigentums oder die Behinderung der Forschungsarbeit einer anderen Person“ (Deutsche Forschungsgemeinschaft 2013). Jedes nachgewiesene Fehlverhalten wird streng bestraft. ICH wird in den nächsten Abschnitten Orens Ideen zur Berufspraxis und zum Ethikkodex diskutieren. Bevor wir darauf eingehen, möchte ich eine kleine Sorge zu seiner Position ansprechen.

Das Problem, das meines Erachtens Orens Position durchdringt, besteht darin, dass es keine besondere Ethik gibt, wenn Forscher die Regeln guter wissenschaftlicher Praxis übernehmen und einhalten Probleme für Computersimulationen. Der Grund dafür liegt darin, dass in Orens Rahmen ethische Fragen auf die Forscher zugeschnitten sind und ihnen kaum Verantwortung übertragen wird auf der Computersimulation selbst. Damit meine ich natürlich nicht, dass die Computersimulation ist moralisch verantwortbar, vielmehr bestehen ethische Bedenken aus der Simulation selbst, wie im Fall von Brey, wo eine falsche Darstellung vorliegt ein Grund zur Sorge.

Oren hat jedoch Recht, wenn er darauf hinweist, wie sehr Forscher von einem Ethikkodex profitieren könnten. Berufsverbände haben in der Zuschreibung eine lange Tradition Solche Kodizes für die klaren Vorteile, die sie in ihre Praxis bringen. Lassen Sie mich jetzt diskutieren näher auf die Berufspraxis und den eigentlichen Ethikkodex für Forscher ein Arbeiten mit Computersimulationen.

7.3 Berufsausübung und ein Ethikkodex

Ethische Kodizes haben ihren Ursprung in bestimmten Fachgesellschaften, beispielsweise der amerikanischen Society of Civil Engineers, die American Society of Mechanical Engineers, die In

⁵ Erinnern wir uns daran, dass für Williamson der „Experte“ nicht unbedingt der Forscher war, der entwarf und Programmierer einer Computersimulation, sondern vielmehr der Spezialist für das zu simulierende Thema.

⁶ Andreas Tolk verfügt über ein umfangreiches Werk zur Ethik von Computersimulationen, das auf a folgt ähnliche Forschungsrichtung wie die von Oren. Siehe (Tolk 2017b, 2017a).

Institute of Electronic and Electrical Engineers und andere.⁷ Wie aus ihren Titeln hervorgeht, spiegeln diese Gesellschaften den Beruf ihrer Mitglieder – in diesem Fall alle Ingenieure – und ihre Spezialisierung wider.

Nun ist es typisch für solche Gesellschaften, Gruppen und Institutionen, sich einem Ethikkodex anzuschließen, d werden üblicherweise als normative Standards dafür verstanden, wie sich Ingenieure und Wissenschaftler unter bestimmten Umständen verhalten müssen, um Teil des Berufs zu bleiben. In diesem Sinne enthält ein Ethikkodex moralische Standards dessen, was eine bestimmte Gemeinschaft als gutes und akzeptables berufliches Verhalten versteht.

Wenn die Ethik in Computersimulationen von einem Ethikkodex abhängt, wie Oren vorschlägt, dann wird es für uns von größter Bedeutung sein, die Funktionen eines Ethikkodex, seinen Inhalt und die Anwendbarkeit in Studien zu Computersimulationen zu verstehen.

Ethische Kodizes können als Kennzeichen eines Berufs angesehen werden, und als solche werden die Bestimmungen des Ethischen Kodex als Richtlinien behandelt, die von den Mitgliedern einer Gesellschaft befolgt werden sollten. Eine Hauptfunktion des Ethikkodex besteht darin, eine Bestimmung zu enthalten, die besagt, dass ein Mitglied nichts tun sollte, was den Ruf des Berufsstandes oder den Berufsstandmann entehren könnte. Dies ist ein Kernelement, auf dem Orens Ethikkodex basiert, da er verlangt, dass die Gestaltung und Programmierung der Forscher den Regeln der guten beruflichen Praxis entspricht.

Eine wichtige Frage hierbei ist, ob ein Ethikkodex eine moralische – und sogar rechtliche – Verpflichtung für diejenigen voraussetzt, die ihn befolgen. Einige Philosophen gehen davon aus, dass ein Ethikkodex nichts anderes ist als eine Vereinbarung zwischen den Mitgliedern eines bestimmten Berufsstandes, sich auf gemeinsame Standards zu verpflichten. Solche Standards dienen dazu, die Grundlagen und Grundsätze eines gemeinsamen Berufsstandes festzulegen. Heinz Luegen Biehl, ein Philosoph, der sich für Kodizes und die Ausbildung von Ingenieuren interessiert, betrachtet jeden Ethikkodex als „eine Reihe ethischer Regeln, die Ingenieure in ihrem Berufsleben leiten sollen“ (Luegenbiehl 1991). So verstanden dient ein Ethikkodex nur dazu, Ingenieuren Ratschläge zu geben, wie sie sich unter bestimmten Umständen verhalten sollten, er erzwingt jedoch keine moralische oder rechtliche Verpflichtung, und es wird auch nicht erwartet, dass Ingenieure einen Ethikkodex strikt einhalten. Tatsächlich ist ein Ethikkodex nach dieser Interpretation nichts anderes als eine Verpflichtung oder Pflicht gegenüber seinen Berufskollegen.

Für andere Philosophen ist ein Ethikkodex eine Reihe von Aussagen, die die kollektive Weisheit von Mitgliedern eines bestimmten Berufsstandes verkörpern und dazu neigen, nicht mehr genutzt zu werden. Praktizierende Ingenieure konsultieren diese Codes selten, geschweige denn befolgen sie sie. Dafür gibt es mehrere Gründe. Ein prominentes Problem besteht darin, dass Forscher feststellen, dass einige der für ihre Disziplinen entwickelten Ethikkodizes widersprüchliche Prinzipien und Ideale enthalten. Wieder andere Philosophen halten den Ethikkodex für eine zwingende Absicht und schränken damit die Freiheiten des Forschers als Fachmann ein. Tatsächlich eine Grundlage für die Ablehnung aller Codes von

⁷ Eine Sammlung von über 50 offiziellen Ethikkodizes, die von 45 Verbänden aus den Bereichen Wirtschaft, Gesundheit und Recht herausgegeben wurden, finden Sie in (Gorlin 1994).

⁸ Codes gibt es in vielen verschiedenen Formen. Sie können formell (schriftlich) oder informell (mündlich) sein. Sie tragen unterschiedliche Namen mit jeweils leicht unterschiedlichen Bildungs- und Regulierungszielen. Die gebräuchlichsten Formen sind Ethikkodizes, Berufskodizes und Verhaltenskodizes. Hier werde ich eine allgemeine Form von Codes diskutieren. Weitere Einzelheiten finden Sie unter (Pritchard 1998).

Ethik beruht auf dem Anspruch, dass sie eine Infragestellung der Autonomie von voraussetzt moralische Agenten. Die Frage „Warum brauchen wir überhaupt einen Ethikkodex?“ wird beantwortet von Er sagt, dass es vielleicht daran liegt, dass Forscher keine moralischen Akteure sind.

Über die philosophischen Feinheiten hinter ethischen Kodizes hinaus und darüber hinaus Ob es Gründe gibt, warum Forscher sie übernehmen oder schlicht ablehnen müssen, es gibt mehrere Ziele, die jeder Ethikkodex erfüllen soll. Ein wichtiges Ziel besteht darin, inspirierend zu sein, das heißt, es soll die Mitglieder dazu inspirieren, in ihrem Handeln „ethischer“ zu sein Benehmen. Ein offensichtlicher Einwand gegen dieses Ziel besteht darin, dass es voraussetzt, dass Mitglieder einer Berufsgemeinschaften sind unethisch, amoralisch oder submoralisch und daher notwendig sie – auch mit inspirierenden Mitteln – zur Moral zu ermahnen. Ein weiteres wichtiges Ziel Ein wesentlicher Aspekt der Ethikkodizes besteht darin, dass sie dazu dienen, Mitglieder einer Berufsorganisation dafür zu sensibilisieren äußern ihre Bedenken hinsichtlich moralischer Fragen im Zusammenhang mit ihrer eigenen Disziplin.

Ein Kodex könnte auch Ratschläge geben, wenn moralische Unklarheiten darüber bestehen, was zu tun ist. Wann ist es beispielsweise für ein Mitglied richtig, einen Kollegen wegen Fehlverhaltens zu melden? Natürlich unterscheidet sich ein solcher Fall davon, dass ein Forscher gegen eine moralische Regel verstößt oder sogar ein Gesetz. Anzeige eines Kollegen wegen des Verkaufs von Arzneimitteln ohne entsprechende Genehmigung Lizenzen und Wohnungen sollten kein Thema für einen Ethikkodex sein.

In den meisten Fällen fungiert ein Ethikkodex als Disziplinarkodex zur Durchsetzung bestimmter Vorschriften die Regeln eines Berufsstandes auf seine Mitglieder anzuwenden, um die Integrität des Berufsstandes zu schützen und seine professionellen Standards schützen. Es ist jedoch zweifelhaft, ob es irgendwelche Disziplinarmaßnahmen gibt Maßnahmen können durch einen Ethikkodex gehandhabt und durchgesetzt werden, in den meisten Fällen handelt es sich jedoch um einen gute Quelle als Kriterium für die Feststellung von Kunstfehlern.⁹

7.3.1 Ein Ethikkodex für Forscher in Computersimulationen

Wenn wir zu diesem Zeitpunkt vom Wert der Ethik für das Entwerfen, Programmieren, Und schließlich mithilfe von Computersimulationen, wie Oren vorschlägt, stellt sich als nächstes die Frage, wie ein professioneller Ethikkodex für Forscher entwickelt werden kann, die mit Computersimulationen arbeiten. Ebenso wichtig wird es sein, die Verantwortlichkeiten klar darzulegen .. die über diesen Ethikkodex hinausgehen, den ich auch von Oren übernehme.

Im Folgenden finden Sie den Ethikkodex für Simulationen der Society for Modeling & Simulation International (SCS). Der SCS widmet sich der Weiterentwicklung der Nutzung und Verständnis von Modellierung und Computersimulationen mit dem Ziel, reale Probleme zu lösen. Es ist interessant festzustellen, dass der SCS in seiner Erklärung erklärt ihr Engagement nicht nur für die Weiterentwicklung von Computersimulationen in Bereichen der Wissenschaft und Technik, aber auch in den Künsten. Ein weiteres wichtiges Ziel der SCS soll die Kommunikation und Zusammenarbeit zwischen Fachleuten in der Branche fördern Bereich der Computersimulationen. Ein Hauptgrund für einen Ethikkodex ist gerade die Erfüllung dieser konstitutiven Ziele als Gesellschaft.

⁹ Weitere Informationen zur Ethik der beruflichen Praxis und zu Ethikkodizes finden Sie unter (Harris Jr et al. 2013).

Der veröffentlichte Ethikkodex für Forscher, die an Computersimulationen arbeiten
Auf der Website des SCS (<http://scs.org>) steht Folgendes:

Simulationisten sind Fachleute, die in einem oder mehreren der folgenden Bereiche tätig sind
Bereiche:

- Modellierungs- und Simulationsaktivitäten. •
- Bereitstellung von Modellierungs- und Simulationsprodukten. •
- Bereitstellung von Modellierungs- und Simulationsdienstleistungen.

1. Persönliche Entwicklung und Beruf

Als Simulationist werde ich:

- 1.1. Erwerben und bewahren Sie Fachkompetenz und Einstellung.
- 1.2. Behandeln Sie Mitarbeiter, Kunden, Benutzer, Kollegen und Arbeitgeber fair.
- 1.3. Ermutigen und unterstützen Sie Berufseinsteiger.
- 1.4. Unterstützen Sie Mitpraktizierende und Angehörige anderer Berufsgruppen
beschäftigt sich mit Modellierung und Simulation.
- 1.5. Unterstützen Sie Kollegen dabei, verlässliche Ergebnisse zu erzielen.
- 1.6. Fördern Sie den zuverlässigen und glaubwürdigen Einsatz von Modellierung und Simulation.
- 1.7. Förderung des Modellierungs- und Simulationsberufs; B. das öffentliche Wissen und die
Wertschätzung von Modellierung und Simulation fördern und falsche oder irreführende Aussagen
klären und ihnen entgegenwirken.

2. Fachliche Kompetenz

Als Simulationist werde ich:

- 2.1. Sicherstellung der Produkt- und/oder Servicequalität durch den Einsatz geeigneter Methoden
gies und Technologien.
- 2.2. Suchen Sie nach kritischen professionellen Bewertungen, nutzen Sie diese und geben Sie sie ab.
- 2.3. Empfehlen und legen Sie angemessene und erreichbare Ziele für jedes Projekt fest.
- 2.4. Dokumentieren Sie Simulationsstudien und/oder Systeme gegenüber autorisierten Stellen
verständlich und genau.
- 2.5. Vollständige Offenlegung der Annahmen zum Systemdesign sowie bekannter Einschränkungen
und Probleme gegenüber autorisierten Parteien.
- 2.6. Machen Sie explizite und eindeutige Angaben zu den Bedingungen der Anwendbarkeit bestimmter
Modelle und der damit verbundenen Simulationsergebnisse.
- 2.7. Vorsicht vor der Akzeptanz von Modellierungs- und Simulationsergebnissen, wenn keine
ausreichenden Beweise für eine gründliche Validierung und Verifizierung vorliegen.
- 2.8. Gewährleisten Sie gründliche und unvoreingenommene Interpretationen und Bewertungen der
Ergebnisse von Modellierungs- und Simulationsstudien.

3. Vertrauenswürdigkeit

Als Simulationist werde ich:

- 3.1. Seien Sie ehrlich über alle Umstände, die zu Konflikten führen könnten
- 3.2. Halten Sie Verträge, Vereinbarungen und zugewiesene Verantwortlichkeiten und Verantwortlichkeiten ein.
- 3.3. Helfen Sie mit, ein organisatorisches Umfeld zu schaffen, das ethisches Verhalten unterstützt.
- 3.4. Unterstützen Sie Studien, die den Menschen (gegenwärtige und zukünftige Generationen) und die Umwelt nicht schädigen.

4. Eigentumsrechte und fällige Kreditwürdigkeit

Als Simulationist werde ich:

- 4.1. Geben Sie den Beiträgen anderer volle Anerkennung.
- 4.2. Geben Sie geistigem Eigentum angemessene Anerkennung.
- 4.3. Respektieren Sie Eigentumsrechte, einschließlich Urheberrechte und Patente.
- 4.4. Respektieren Sie die Datenschutzrechte von Einzelpersonen und Organisationen sowie vertrauliche Informationen Authentizität der relevanten Daten und Kenntnisse.

5. Einhaltung des Kodex

Als Simulationist werde ich:

- 5.1. Halten Sie sich an diesen Kodex und ermutigen Sie andere Simulationisten, sich daran zu halten.
- 5.2. Behandeln Sie Verstöße gegen diesen Kodex als unvereinbar mit der Tätigkeit als Simulationist.
- 5.3. Lassen Sie sich von Berufskollegen beraten, wenn Sie mit einem ethischen Problem konfrontiert werden Dilemma bei Modellierungs- und Simulationsaktivitäten.
- 5.4. Informieren Sie jede Fachgesellschaft, die diesen Kodex unterstützt Aktualisierung.

Die Begründung für diesen Ethikkodex liefert Oren in (Oren 2002). Nach Angaben des Autors gibt es mindestens zwei Gründe für die Verabschiedung eines Ethikkodex

Simulationisten.¹⁰ Erstens, weil es einige aufstrebende Simulationsgesellschaften gibt, die werden von ihren Mitgliedern die Annahme eines Ethikkodex verlangen. Auf diese Weise und im Anschluss an die Durch die Einhaltung der Grundsätze eines Ethikkodex können Mitglieder zeigen, dass sie ihre Verantwortung und Rechenschaftspflicht bei der Entwicklung, Programmierung und Verwendung von Computersimulationen akzeptieren. Zweitens, weil Computersimulationen eine Form des Experimentierens mit Dynamik sind Modelle und können daher auf vielfältige Weise auf Mensch und Umwelt einwirken. In

¹⁰ ..

Oren spricht tatsächlich von drei Gründen, der dritte ist die Feier des 50 die Gründung der Society for Modeling and Simulation International (SCS).

Th Jahrestag

In diesem Zusammenhang müssen Ethiker eine Analyse der richtigen und falschen Handlungen, der guten und schlechten Konsequenzen sowie der fairen und-unfairen Nutzung von Computersimulationen liefern.

Während die ersten Gründe von Oren darauf abzielen, Kriterien für berufliche Verantwortlichkeiten festzulegen, liefert die zweite einen Kontext für den Umgang mit den Folgen des Einsatzes von Computersimulationen.

7.3.2 Berufliche Pflichten

Der oben dargestellte Ethikkodex legt fest, was gutes Verhalten für professionelle Wissenschaftler und Ingenieure darstellt, die mit Computersimulationen arbeiten. Dabei liegt der Schwerpunkt auf der Gestaltung, Programmierung und Nutzung von Computersimulationen.

Im Folgenden präsentiere ich Orens Diskussion über die Art der Verantwortung, die der professionellen Praxis von Computersimulationen zugeschrieben wird. Darüber hinaus (Oren 2000) haben Wissenschaftler und Ingenieure eine Pflicht gegenüber der Öffentlichkeit, ihren Kunden, den Arbeitgebern, Kollegen, ihrem Beruf und sich selbst. Die folgende Liste der Zuständigkeiten ist (169) entnommen.

- Verantwortung gegenüber der Öffentlichkeit:
 - Ein Forscher muss im Einklang mit dem öffentlichen Interesse handeln.
 - Ein Forscher soll den Einsatz von Simulationen zur Verbesserung der menschlichen Existenz fördern.
- Verantwortung gegenüber dem Kunden (ein Simulationskunde ist eine Person, ein Unternehmen oder ein Agent, der ein Simulationsprodukt, einen Simulationsdienst oder eine auf Simulation basierende Beratung kauft, leaset oder mietet):
 - Ein Forscher muss in einer Weise handeln, die im besten Interesse des Kunden ist.
Diese Verantwortung muss im Einklang mit dem öffentlichen Interesse stehen.
 - Ein Forscher muss ein Simulationsprodukt und/oder Dienstleistungen liefern/warten, um das Problem auf möglichst vertrauenswürdige Weise zu lösen. Hierzu zählen die Nützlichkeit, also die Zweckmäßigkeit, sowie die Erfüllung höchster beruflicher Ansprüche.
- Verantwortung gegenüber dem Arbeitgeber:
 - Ein Forscher muss in einer Weise handeln, die im besten Interesse des Arbeitgebers liegt, vorausgesetzt, dass die Tätigkeiten im Einklang mit dem besten Interesse der Öffentlichkeit und des Kunden stehen.
 - Ein Forscher muss die geistigen Eigentumsrechte seines aktuellen und/oder früheren Arbeitgebers respektieren.
- Verantwortung gegenüber den Kollegen:
 - Ein Forscher muss seinen Kollegen gegenüber fair und unterstützend sein.
- Verantwortung gegenüber dem Beruf:

- Ein Forscher soll die Integrität und den Ruf der Simulation fördern
Beruf im Einklang mit dem öffentlichen Interesse.
 - Ein Forscher muss die Simulationstechnologie auf die am besten geeignete Weise anwenden
und darf keine Simulation oder irgendeine Art davon als Prokrustesbett erzwingen.
 - Ein/e Forscher/in muss seine/seine Erfahrungen und Kenntnisse teilen, um den
Simulationsberuf voranzutreiben; und dies wird im Einklang mit den Interessen ihres/seines
Arbeitgebers und Kunden sein.
- Verantwortung gegenüber sich selbst:
 - Ein/e Forscher/in muss seine/seine Fähigkeiten weiter verbessern, um über eine angemessene
Vision und Kenntnisse zu verfügen, um Probleme aus einer breiten Perspektive zu
betrachten und sie zur Lösung von Simulationsproblemen anzuwenden.

Zugegebenermaßen gibt es diesem Ethikkodex wenig mehr hinzuzufügen. Da einige der hier genannten Probleme nicht wiederholt werden, könnte dieser Ethikkodex um einige zusätzliche Punkte erweitert werden. Im Hinblick auf die Verantwortung gegenüber einem Kunden müssen Forscher alle Vertraulichkeitsregeln, die ihre Arbeit mit den Interessen des Kunden sowie dessen Eigentum an Entwürfen, Ergebnissen usw. in Verbindung bringen, genau beachten. Dies könnte bei sensiblen Simulationen etwa in der Medizin der Fall sein. In solchen Fällen vertraut der Kunde darauf, dass der Forscher die bereitgestellten Informationen geheim hält, ein Vertrauensbeweis, der nicht gebrochen werden darf.

Im Hinblick auf die Verantwortung eines Forschers gegenüber der Öffentlichkeit könnten wir hinzufügen, dass jede öffentliche Offenlegung auf möglichst objektive und unvoreingenommene Weise erfolgen muss. Wie wir in Abschnitt 5.2.1 besprochen haben, ist die Visualisierung einer Simulation für den Laien (z. B. Politiker, öffentlicher Kommunikator) nicht ohne weiteres klar und daher darf die Kommunikation der Visualisierung – soweit nicht – nicht durch subjektive Interpretationen vermittelt werden da dies tatsächlich möglich ist. Obwohl diese Verantwortung auch auf Kunden und Arbeitgeber ausgeweitet werden kann, ist die Öffentlichkeit möglicherweise der sensibelste Akteur, der vor voreingenommenen Visualisierungen geschützt werden muss.

Abschließend ist es grundsätzlich zu beachten, dass sich Forschende an allgemeinen Verhaltenskodizes für die Berufsausübung (z. B. den Regeln zur guten wissenschaftlichen Praxis der Deutschen Forschungsgemeinschaft (Deutsche Forschungsgemeinschaft 2013)) halten. Wissenschaftler und Ingenieure, die sich mit Computersimulationen befassen, haben in dieser Hinsicht keinen besonderen Status als Forscher, sondern unterliegen spezifischen, auf ihren Beruf zugeschnittenen Verantwortlichkeiten.

7.4 Schlussbemerkungen

Studien zur Ethik von Computersimulationen stecken erst in den Kinderschuhen. In diesem Kapitel habe ich mich darauf konzentriert, die wichtigsten Ideen zur Ethik von Computersimulationen vorzustellen, die in der aktuellen Literatur verfügbar sind. Diesbezüglich sahen wir drei unterschiedliche Standpunkte. Williamson, der den Schwerpunkt auf die Erkenntnistheorie und Methodik von Computersimulationen legt und deutlich macht, dass deren Zuverlässigkeit für sie von größter Bedeutung ist

die ethische Beurteilung. Brey, der zu Recht auf die Gefahren falscher Darstellungen und voreingenommener Simulationen aufmerksam macht. Schließlich geht Oren ausführlich auf die Form ein, die berufliche Verantwortung im Kontext von Computersimulationen annehmen sollte.

In einem Kontext, in dem Computersimulationen in wissenschaftlichen und technischen Bereichen allgegenwärtig sind, wo unser Wissen und Verständnis über das Innenleben von Obwohler die Welt von ihnen abhängt, ist es auffällig, dass so wenig über die Moral gesagt wurde Konsequenzen, die sich aus dem Entwerfen, Programmieren und Verwenden von Computersimulationen ergeben. Ich hoffe, dass die Diskussion, die wir gerade geführt haben, für viele als Ausgangspunkt dient fruchtbare bevorstehende Diskussionen.

Verweise

- Beninger, J. 2016. Big Data und Ethik: Die medizinische Datensphäre. Sonst.
- Brey, Philip. 1999. „Die Ethik der Darstellung und des Handelns in der virtuellen Realität.“ *Ethik und Informationstechnologie* 1 (1): 5–14.
- . 2008. „Virtuelle Realität und Computersimulation.“ Im *Handbook of Information and Computer Ethics*, herausgegeben von Kenneth Einar Himma und Herman T. Tavani, 361–384.
- Briggle, Adam und Carl Mitcham. 2012. *Ethik und Wissenschaft: Eine Einführung*. Nocken Bridge University Press.
- Deutsche Forschungsgemeinschaft, hrsg. 2013. *Sicherung guter wissenschaftlicher Praxis – Sicherung guter wissenschaftlicher Praxis*. WILEY.
- Gorlin, Rena A. 1994. *Kodizes der beruflichen Verantwortung*. BNA-Bücher.
- Harris Jr., Charles E., Michael S. Pritchard, Michael J. Rabins, Ray James und Elaine Englehardt. 2013. *Ingenieurethik: Konzepte und Fälle*. Engagieren Sie das Lernen.
- Jamieson, Dale. 2008. *Ethik und Umwelt: Eine Einführung*. Cambridge University Press.
- Johnson, Deborah G. 1985. „Computerethik.“ Englewood Cliffs (NJ).
- Lügenbiehl, Heinz. 1991. „Ethikkodizes und moralische Erziehung von Ingenieuren.“ In *Ethical Issues in Engineering*, herausgegeben von Deborah Johnson, 137–138. 4. Prentice Hall.
- Lupton, Deborah. 2014. „Die Kommerzialisierung der Patientenmeinung: der digitale Patient.“ *Erleben Sie Wirtschaft im Zeitalter von Big Data.* *Soziologie von Gesundheit und Krankheit* 36 (6): 856–869. ISSN: 1467-9566. doi:10.1111/1467-9566.12109. <http://dx.doi.org/10.1111/1467-9566.12109>.

- Marr, Bernard. 2016. Big Data in der Praxis: Wie 45 erfolgreiche Unternehmen es nutzten
Big Data Analytics liefert außergewöhnliche Ergebnisse. John Wiley & Söhne.
..
- Mayer-Schönberger, Viktor und Kenneth Cukier. 2013. Big Data: Eine Revolution
Das wird die Art und Weise verändern, wie wir leben, arbeiten und denken. Houghton Mifflin
Har Court, März.
- McLeod, John. 1986. „Aber, Herr Präsident – ist das ethisch?“ Tagungsband des Jahres 1986
Wintersimulationskonferenz.
- Meehl, Gerard A., Thomas F. Stocker, William D. Collins, AT Friedlingstein,
T. Gaye Amadou, M. Gregory Jonathan, Akio Kitoh et al. 2007. „Klima
Änderung 2007: Die physikalisch-wissenschaftliche Basis. Beitrag der Arbeitsgruppe I
zum Vierten Sachstandsbericht des Weltklimarats
Ändern.“ Kerl. Globale Klimaprojektionen, herausgegeben von S. Solomon, D. Qin, M.
Manning, Z. Chen, M. Marquis, KB Averyt, M. Tignor und HL Miller, 747–
845. Cambridge University Press.
- Mittelstadt, Brent Daniel und Luciano Floridi. 2016. „Die Ethik von Big Data: Aktuelle und
vorhersehbare Probleme im biomedizinischen Kontext.“ Wissenschaft und Ingenieurwesen
Ethik 22 (2): 303–341.
- Moor, James H. 1985. „Was ist Computerethik?“ Metaphilosophie 16, Nr. 4 (Oktober): 266–275.
..
- Oren, Tuncer I. 2000. „Verantwortung, Ethik und Simulation.“ Transaktionen 17 (4).
———. 2002. „Begründung für einen Berufsethikkodex für Simulationisten.“ In
Sommer-Computersimulationskonferenz, 428–433. Gesellschaft für Computer
Simulation International; 1998.
- Pritchard, J. 1998. „Ethikkodizes.“ In Encyclopedia of Applied Ethics (Second
Auflage), Zweite Auflage, herausgegeben von Ruth Chadwick, 494–499. San Diego:
Akademische Presse.
- Schneider, Ralf und Michael M. Resch. 2014. „Berechnung des diskreten Effektivwerts
Steifigkeit der Spongiosa durch direkte mechanische Simulationen.“ In Computational Surgery
and Dual Training, herausgegeben von Garbey M., Bass B., Berceli S.,
Collet C. und Cerveri P., 351–361. Springer.
- Shubs, Elizabeth. 2004. Komfort, Sauberkeit und Bequemlichkeit: Die soziale Organisation der
Normalität. Berg Verlag.
- Spier, Raymond E. 2012. „Encyclopedia of Applied Ethics.“ Kerl. Wissenschaft und
Ingenieurethik, Überblick, herausgegeben von Ruth Chadwick, 14–31. Sonst.
- Sun, Ying, Lianhong Gu, Robert E. Dickinson, Richard J. Norby, Stephen G. Pallardy und Forrest M.
Hoffman. 2014. „Auswirkungen der Mesophyll-Diffusion auf die geschätzte globale CO2-
Düngung an Land.“ Verfahren der National Academy of
Wissenschaften 111 (44): 15774–15779.

Tolk, Andreas. 2017a. „Ethikkodex.“ In: Der Beruf der Modellierung und Simulation: Disziplin, Ethik, Bildung, Berufung, Gesellschaften und Wirtschaft, herausgegeben von Andreas Tolk und Tuncer Oren, 35–51. Wiley & Söhne.

———. 2017b. „Modellierungs- und Simulationsgesellschaften prägen den Beruf.“ Im Beruf der Modellierung und Simulation: Disziplin, Ethik, Bildung, Berufung, „ Gesellschaften und Wirtschaft, herausgegeben von Andreas Tolk und Tuncer Oren, 131–150. Wiley & Söhne.

Williamson, TJ. 2010. „Vorhersage der Gebäudeleistung: die Ethik des Computers.“ Simulation." Bauforschung und Information 38 (4): 401–410.

Zwitter, Andrej. 2014. „Big-Data-Ethik.“ Big Data & Gesellschaft 1 (2): 2053951714559253. ISSN: 2053-9517. doi:10.1177/2053951714559253.

