
Agent-Based Modeling (ABM)

Thomas Metz

1 Einleitung

Im Verhalten eines hinreichend großen sozialen Kollektivs ist die Rolle eines Einzelnen oftmals nur schwer zu greifen. Nicht nur, weil Individuen in der Masse verschwinden. Sondern auch, weil das Verhalten des Kollektivs von dem der Akteure quasi entkoppelt sein kann: Einerseits entsteht es zwar aus dem Handeln der Individuen und ist damit von ihnen abhängig, andererseits ist sein Kern aber oft ein Muster, das nicht recht zur Begrifflichkeit der Einheiten zu passen scheint: So „lebt“ ein Stau fort, obwohl die ihn bildenden Fahrzeuge stets andere sind und er „kriecht“ gegen die Fahrtrichtung, obwohl die Autos die meiste Zeit stehen (Nagel und Schreckenberg 1992). So „berechnen“ Märkte Preise und sorgen für effiziente Güterallokation, obwohl Käufer und Verkäufer damit mutmaßlich gar nichts im Sinn haben. So bilden viele einzelne Gespräche eine öffentliche Meinung, die konsensual oder polarisiert sein kann und die sich manchmal dramatisch ändert. In einer nicht leicht in Worte zu fassenden Weise sind all diese Dinge „mehr als die Summe ihrer Teile“ und ihr Verständnis erschließt sich erst, wenn man auf die Teile *und* auf das große Ganze fokussiert. Eine Möglichkeit, derartige Phänomene in den Blick zu nehmen, ist als Agent-Based Models (ABM) bzw. Multiagentensysteme (MAS) oder Individual-Based Models (IBM) bekannt.

T. Metz (✉)

Albert-Ludwigs-Universität, Freiburg, Deutschland

E-Mail: thomas.metz@politik.uni-freiburg.de

2 Einführung in die Methode

Bei Agent-Based Models handelt es sich um Computersimulationen, in denen zumeist eine Vielzahl an Individuen („Agenten“) in einer Umwelt interagiert. Sie tun dies entweder direkt, beispielsweise durch Kommunikation, Handel oder ähnliches, indirekt über ihre Effekte auf die Umwelt (z. B. Ressourcenverbrauch) oder in einer Kombination von beidem. Agenten als Modelle individueller Akteure sind dabei vor allem dadurch beschrieben, dass sie in der Lage sind, ihre Umwelt einschließlich anderer Akteure wahrzunehmen, autonom über ihr weiteres Handeln zu entscheiden und dieses umzusetzen. Viele der Simulationen haben als Ziel, korporative Effekte sozialen Handelns auf der Aggregatebene zu modellieren, also Effekte in denen die Interaktion der Individuen ein wichtiger Bestandteil der Erklärung ist. Beispiele können Gruppendynamiken (wie in Menschenmengen) sein, die Bildung und Veränderung eines Meinungskonsenses in einer Bevölkerung, die Entstehung und Dynamik von sozialen Gruppen, von Märkten, Städten, die Ausbreitung von Moden, Finanzkrisen, Verbrechen oder auch Kriegen. ABM als Methode zeigt dabei eine starke Überlappung mit den Naturwissenschaften, wo die Simulation von Systemen vieler interagierender Teilchen eine relativ lange Tradition hat. Als Simulationen verlangen ABM vom Anwender zwar einen relativ intensiven Modellieraufwand und die Einarbeitung in eine Programmiersprache, im Gegenzug unterliegen sie aber nur geringen Restriktionen sodass sie entsprechend flexibel angewendet werden können, gerade im Hinblick auf komplexe interaktive Systeme für die bislang kein ausgeprägtes Verständnis vorliegt.

2.1 Entwicklung von Agent-Based Modeling

Als eigenes Feld hat sich ABM erst im Lauf der 1990er Jahren konsolidiert, gleichwohl lassen sich viele Entwicklungslinien deutlich weiter zurückverfolgen (für einen Überblick siehe z. B. Troitzsch 1997; Macy und Willer 2002; Gilbert und Troitzsch 2005, S. 6–9; Squazzoni 2012, S. 1–9). In dieser weiteren Perspektive ist ABM der dritte große Entwicklungsschritt von Simulation in den Sozialwissenschaften, bei dem nun auch Prozesse auf individueller Ebene berücksichtigt werden, die vorher nur implizit modelliert worden waren (Macy und Willer 2002, S. 145). Die erste Phase sozialer Simulation begann in den 1950/1960er Jahren, beschränkte sich weitgehend auf Aggregatgrößen und nutzten Rechner meist „lediglich“ zur numerischen Lösung von Differenz- und Differenzialgleichungen bzw. für diskrete Ereignismodelle (Gilbert und Troitzsch 2005, S. 7; Macy und Willer 2002, S. 145). Bekanntestes Beispiel sind sicherlich

die „World“-Modelle des Club of Rome zur Tragfähigkeit natürlicher Ressourcen (Meadows et al. 1972). Zwar wurde die Simulation sozialer Prozesse bereits relativ bald auf die Individualebene ausgedehnt, gleichwohl blieben die Modelle einer auf Vorhersage orientierten (und weniger an Erklärung interessierten) Perspektive verhaftet (Macy und Willer 2002, S. 145–146). Der bekannteste Ansatz dieser Phase firmiert in den Sozialwissenschaften unter dem Begriff „Mikrosimulation“ (siehe Gilbert und Troitzsch 2005, S. 8).¹ Da beide Phasen insgesamt aber nur auf relativ geringe Resonanz außerhalb eines engen Kreises an Spezialisten trafen, lag das Feld sozialer Simulation in den 1980ern vielfach brach (Gilbert und Troitzsch 2005, S. 8); ganz anders als in den Naturwissenschaften, insbesondere in der Physik, wo sich Simulation in den 1980ern auf breiter Front etablierte.

Die Situation änderte sich im Laufe der 1990er Jahre jedoch auch in den Sozialwissenschaften zusehends. Neben der allgemeinen Voraussetzung breit verfügbarer Rechnerkapazität war hier die Erkenntnis entscheidend, dass Simulation nicht nur eine Technik zur numerischen Lösung von Gleichungen ist, sondern dass sie auch als Manipulation von Symbolen einer Programmiersprache und damit von der Mathematik unabhängig gedacht werden kann (Troitzsch 1997, S. 41 und 44–45; Ostrom 1988). Damit einher ging ein Interpretationswandel, der Simulationen nicht mehr nur als Mittel „einfacher“ Vorhersagen begriff sondern vielmehr als Instrument theoretischer Forschung (Macy und Willer 2002, S. 147).

Dieser Wandel traf zusammen mit einer zweiten Entwicklungslinie aus der Physik. Hier hatte einerseits die Forschung zu zellulären Automaten² (für eine Übersicht siehe Schiff 2008) deutlich gemacht, dass lokale, parallele Interaktion anhand mitunter einfachster Regeln komplexe korporative Phänomene auf Makro-Ebene erzeugen konnte. Andererseits hatte die im Licht dieser Erkenntnis aufkommende Komplexitätstheorie (Mitchell 2009) den dazu quasi-komplementären Gedanken formuliert, dass die bislang vorherrschende reduktionistische

¹Bei Mikrosimulationen wird eine empirische Stichprobe (z. B. Haushalte oder Individuen) anhand von Transitionswahrscheinlichkeiten „gealtert“ um ein zukünftiges Sample zu erhalten (siehe Gilbert und Troitzsch 2005, S. 8 und 57–78), beispielsweise um die Veränderung einer Bevölkerung vorherzusagen. Die den Transitionen unterliegenden Prozesse sind dabei inhaltlich von sekundärem Interesse.

²Zelluläre Automaten sind Simulation, in der Zellen auf einem Netzwerk (zumeist ein Gitter) lokal interagieren, bspw. indem sie anhand fester Regeln ihren Zustand in Abhängigkeit von den Zuständen der benachbarten Zellen ändern. Auf Aggregatebene erzeugen die oft simplen Regeln solcher Automaten mitunter sehr komplexe Muster, die von der Maserung von Muschelschalen über Schneeflocken bis hin zu sich selbst replizierenden Strukturen reichen können, die teilweise sogar in der Lage sind, Computer zu emulieren.

Top-Down-Perspektive mit ihrem Fokus auf die Zerlegung von Systemen in ihre Konstituenten unter Umständen deren Interaktion als wichtige Ursachen des globalen Systemverhaltens zu stark ausgeblendet haben könnte (Heath und Hill 2014, S. 35–36; Gilbert und Troitzsch 2005, S. 8–10).

Beide Anregungen trafen auf einen dritten Entwicklungsstrang aus der Informatik, der sich seit den 1980ern in der Forschung zur künstlichen Intelligenz herausgebildet hatte (siehe Gilbert und Troitzsch 2005, S. 9; Squazzoni 2010; Wooldridge 2009, S. 5). Hier trafen sich im Feld der *distributed artificial intelligence* einerseits die Idee, Software mit einem Konzept von Handlungsfähigkeit auszustatten und sie so in die Lage zu versetzen, Nutzeraufträge autonom lösen zu können sowie andererseits die Frage, wie solche autonome Softwareprogramme sinnvoll miteinander interagieren könnten. Die dabei zutage tretenden Überschneidungen mit den Sozialwissenschaften (siehe Wooldridge 2009, S. 15–16; Davidsson 2002) waren bald als potenzielle Blaupause für die Modellierung sozialer Systeme erkannt. Mit dem Paradigma der objektorientierten Programmierung³ stand überdies ein technischer Unterbau bereit, die Individuen einer Gesellschaft als autonome Softwareobjekte zu modellieren, deren Interaktion dann in der so entstandenen „künstlichen Gesellschaft“ erforscht werden konnte (Squazzoni 2010, S. 199; Macy und Willer 2002, S. 144; Gilbert 2007, S. 115; Epstein und Axtell 1996).

2.2 ABM in den Sozialwissenschaften heute

Als relative Neuentwicklung sind ABM trotz ihrer regen Nutzung und Fortentwicklung durch eine aktive, gut vernetzte Community und trotz aller Erfolge weiterhin damit beschäftigt, ihren endgültigen Platz in den traditionellen Methoden „etablierter“ Forschungsrichtungen zu finden (Squazzoni 2010, S. 219). Innerhalb der Sozialwissenschaften ist die Nutzung von ABM in der Soziologie wohl am

³Objektorientierte Programmierung bezeichnet ein Paradigma, nach dem die Architektur einer Software den Strukturen des Bereichs folgt, für die sie angewendet wird. Während das (alternative) Paradigma der prozeduralen Programmierung ein Programm als Ablauf von Anweisungen begreift und damit eher der landläufigen Vorstellung von Programmierung entspricht, werden Daten und die auf sie angewendeten Funktionen beim objektorientierten Paradigma in Code-Objekten zusammengefasst, die oft den realen Objekten des Anwendungsbereichs entsprechen (z. B. würde eine Bibliothekssoftware eine ausdrückliche Repräsentation von Büchern besitzen). Aus der Interaktion dieser Objekte ergibt sich dann der Programmfluss.

meisten verbreitet (siehe Abb. 1), wo sich die meisten Modelle inhaltlich um Fragen zur Selbstorganisation sozialer Strukturen und kollektiver Dynamiken oder um die Entstehung sozialer Ordnung aus sozialer Struktur scharen (Squazzoni 2010, S. 208–209). Auch finden sich hier im Fach bereits Kernprinzipien, anhand derer sich der in Agentenmodellen implizierte „agent turn“ in das Konzept der analytischen Soziologie (Little 2012; Manzo 2010) einpassen lässt. Hierzu gehört unter anderem eine generelle Tendenz in Richtung methodologisch individualistischer Ansätze (Squazzoni 2010, S. 208), die Vorstellung, Modelle (und nicht Theorien) ins Zentrum wissenschaftlicher Aufmerksamkeit zu rücken, komplexes Verhalten auf der Makro-Ebene aus einfachen Mustern der Mikro-Ebene (z. B. begrenzt rationalen Akteuren) heraus zu erklären oder gezielt die Evolution und Dynamik sozialer Struktur in den Blick zu nehmen (Squazzoni 2012, S. 9–18).

In der Politikwissenschaft läuft diese Entwicklung bislang mit einiger Verzögerung ab (siehe Abb. 1), allerdings finden sich auch hier immer wieder Überblicksdarstellungen und methodische Texte (z. B. De Marchi und Page 2014; Troitzsch 2006; Kollman und Page 2006) und in den vergangenen 10–15 Jahren hat sich eine Reihe innovativer Arbeiten angesammelt, die das Potenzial der Methode gut vor Augen führen kann, vor allem in den Bereichen Wahlforschung, Parteiensystemforschung, Konfliktforschung oder der politischen Ökonomie. In den Wirtschaftswissenschaften sind ABM unter dem Stichwort *agent-based computational economics* (Tesfatsion 2006) vor allem in heterodoxen Strömungen anzutreffen, welche versuchen, die manchmal restriktiven Aspekte klassischer

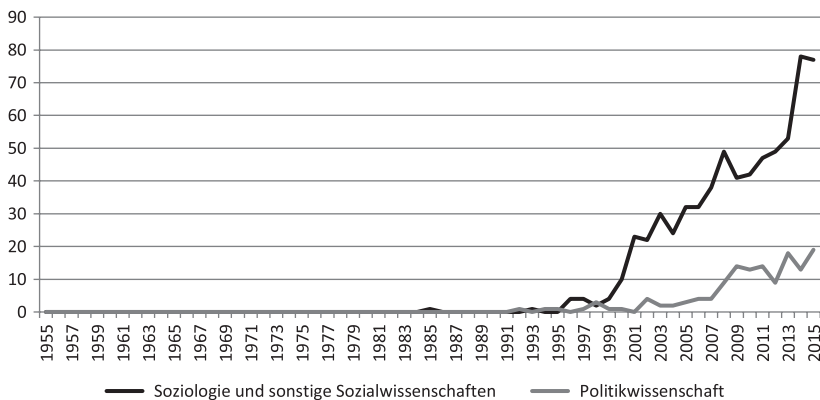


Abb. 1 Entwicklung von Agent-Based Modeling. (Quelle: Eigene Darstellung)

Modellierung (wie z. B. die Annahme von Vollinformation) zu lockern (Squazzoni 2010, S. 204–207).

2.3 Statt der Datenstruktur: Was ist ein ABM und wie benutzt man es?

Die meisten Kapitel in diesem Band fokussieren an dieser Stelle auf die Datenstruktur der jeweiligen Methode. Dies scheint für ABM wenig hilfreich, da es sich nicht um ein Verfahren zur Datenanalyse handelt sondern um eine Form von Simulation, also die Erstellung und Explikation eines Modells über Zeit. Die Nutzung von empirischen Daten in ABM ist zwar durchaus verbreitet (siehe z. B. Bravo et al. 2012; Janssen und Ostrom 2006; Duffy 2006) aber oft derart individuell, dass hier kaum allgemeine Leitlinien entwickelt werden können. Stattdessen soll hier soweit möglich ein allgemeines „Drehbuch“ der Anwendung von ABM entwickelt werden. Wir fokussieren dazu auf eine Betrachtung des Agentenkonzepts und der häufigsten Elemente von ABM sowie auf die wichtigsten Schritte der Modellierung. Zu Beginn richten wir jedoch kurz die Aufmerksamkeit darauf, dass für Modelle und Simulationen oftmals ein anderes Verständnis von Erklärung zugrunde gelegt wird als in den Sozialwissenschaften üblich.

3 Erklärung mit ABM: Modell, Simulation, Generative Erklärung

Inwiefern erklärt ein ABM? Der Begriff des Modells ist eng mit einem semantischen Verständnis von Theorien verbunden. Diese Perspektive hat sich als Gegenentwurf zum klassischen, auf dem logischen Positivismus aufbauenden syntaktischen Theorieverständnis (oft auch als *received view* bezeichnet) entwickelt, das in den Sozialwissenschaften weiterhin vorherrschend ist. Die Diskussion der Ansätze kann hier nicht wiedergegeben werden, einen Überblick inklusive Plädoyer für die semantische Perspektive bieten jedoch Clarke und Primo (2012). Ein für unser Anliegen wesentlicher Differenzpunkt ist dabei, dass Theorien im syntaktischen Verständnis grob gesprochen als Sätze gelten, die wahr oder falsch sein können. In dieser Perspektive besitzen Modelle (als Interpretationen einer Theorie) wenig bis keine eigene Relevanz (Frigg und Hartmann 2012, Abschn. 4.1), gleichzeitig können sie aber wie die von ihnen interpretierte Theorie ebenfalls wahr oder falsch sein.

3.1 Das semantische Verständnis von Theorien

Die semantische Perspektive hingegen rückt Modelle ins Zentrum der Aufmerksamkeit und begreift Theorien als Sammlungen von Modellen, wobei ein Modell als Realisierung verstanden wird, für die alle Sätze der Theorie zutreffen (Clarke und Primo 2012, S. 67; Winther 2015, Abschn. 3.1). Modelle sind damit vor allem Definitionen im Hinblick auf eine Theorie und folglich (geistige) Objekte, die damit aber weder wahr noch falsch sind (Clarke und Primo 2012, S. 12–13 und 71). Aufgabe dieser Objekte ist Repräsentation, d. h. Modelle repräsentieren die Realität: „We study one thing, the phenomenon, by studying another thing, the model“ (Clarke und Primo 2012, S. 13). Da Repräsentation aber stets unvollständig ist, muss ein Modell entlang seiner Nützlichkeit für einen gegebenen Zweck beurteilt werden (Clarke und Primo 2012, S. 59–60). Modelle sind damit im Kern analog zu Karten, welche die Realität ebenfalls auf einen Zweck (den der Orientierung) hin vereinfachen. Ihre Erklärungsleistung beruht darauf, dass sie den interessierenden Ausschnitt der Realität hinreichend erfassen, zeigen wieso es zu den dortigen Beobachtungen kommt und wie diese durch die Faktoren im Modell beeinflusst werden (Bokulich 2011, S. 38–39; Clarke und Primo 2012, S. 153 und 159). Bildlich gesprochen entspricht eine U-Bahn-Karte nicht der räumlichen Struktur der Stadt, ist aber dennoch sinnvoll zur Navigation (Clarke und Primo 2012, S. 53–59).

Aus dieser Perspektive heraus sind ABM gezielte Vereinfachungen der Realität, für die keine 1:1-Korrespondenz angenommen werden kann sondern die eher einer Karte gleich die wesentlichen Charakteristika eines Realitätsausschnitts wiedergeben und zwar so, dass die beobachteten Phänomene verstanden und damit (zumindest potenziell) beeinflussbar werden. Je nach Perspektive wird die Simulation eines ABM zur Analyse dann entweder schlicht als die Ausführung des Modells interpretiert, also sein weitgehend unproblematisches „Durchspielen über Zeit“ oder – zumal viele Analysen gezielt in das Modell intervenieren oder es manipulieren – ggf. in die Nähe zu klassischen Experimenten gerückt, wobei allerdings umstritten ist, was diese Relation genau impliziert (siehe z. B. Frigg und Reiss 2009; Winsberg 2009).

3.2 Generative Erklärung

Sind die obigen Ausführungen streng genommen noch generisch für jede Art von Simulation, finden sich in der ABM-Community weiterführende Überlegungen, was eine ABM-Erklärung genau ausmacht. Diese Überlegungen sind als generative

Erklärung (*generative explanation*) bekannt (Epstein 2006) und finden ihren Hintergrund in der engen Verknüpfung von ABM mit der Forschung zu komplexen Systemen (siehe auch unten). Entsprechend der in diesem Feld häufig gemachten Beobachtung, dass makroskopische Outcomes zwar aus der Interaktion von Individuen entstehen, dass es aber aus der Beschreibung der Mikro-Ebene schwierig sein kann, ihr Entstehen vorherzusagen, ist die Leitfrage einer generativen Erklärung: „How could the decentralized local interaction of heterogeneous autonomous agents generate the given regularity?“ (Epstein 2006, S. 5). Entsprechend gelten Modelle, welche in der Lage sind ein Macrooutcome zu produzieren als hinreichend für eine Erklärung, die zudem konstruktiv in dem Sinne ist als dass nicht nur gezeigt wird, *dass* das System das Outcome (z. B. ein Markt einen Preis) produziert sondern auch *wie* es dies erreicht (Epstein 2006, S. 8). Umgekehrt ist die Generierung notwendig um eine Erklärung zu leisten: „If you didn’t grow it, you didn’t explain its emergence“ (Epstein 2006, S. 8). Dabei ist natürlich zu beachten, dass eine hinreichende Bedingung andere Bedingungen nicht ausschließt sodass jede generative Erklärung nur eine unter potenziell vielen möglichen ist, deren Zutreffen nur auf Mikro-Ebene entschieden werden kann (Epstein 2006, S. 53).⁴

4 ABM: Strukturelle Aspekte

Für ABM gibt es keinen einheitlichen Formalismus. Gleichwohl nennen viele Definitionen, dass in einem ABM *Agenten* in einer *Umwelt* über *Zeit* miteinander *interagieren* (z. B. Gilbert 2008, S. 2; Macal et al. 2013, S. 10–11). Agenten sind dabei Objekte im Modell, welche die realweltlichen Systemobjekte direkt repräsentieren und die gegenüber anderen Agenten/der Umwelt handelnd auftreten um ihre Ziele zu erreichen. Simulationsergebnis sind die interessierenden Outcomes wie z. B. soziale Institutionen, die sich aus dem im Programmcode festgelegten Verhalten entwickeln (Gilbert 2007, S. 120).

⁴Es sei erwähnt, dass die Ausführung eines Programms ein deduktiver Prozess ist sodass eine generative Erklärung eine deduktive ist (Epstein 2006, S. 11), allerdings unter der Einschränkung dass der Programmcode das Modell korrekt wiedergibt (David et al. 2007). Zudem erfüllen generative Erklärungen das Poppersche Falsifikationskriterium, da die Generierung auch fehlschlagen kann (Epstein 2006, S. 16). Zugleich sind die Erklärungen reduktiv und schließen irreduzible Phänomene aus, da das Makromuster auf die Mikro-Ebene zurückgeführt wird (Epstein 2006, S. 33–34). Für eine Kritik des Ansatzes siehe Grüne-Yanoff (2009), für eine Entgegnung Elsenbroich (2012). Teilweise noch offen ist die Frage, welche Position holistische Elemente bzw. Einflüsse der Makrostruktur auf die Mikro-Ebene einnehmen sollen (Conte et al. 2012, S. 336; Squazzoni 2008, S. 6).

4.1 Was ist ein Agent?

Was einen Agenten ausmacht, ist nur rudimentär festgelegt. Die meisten Definitionen folgen aber Wooldridge und Jennings (1995, S. 116), die Autonomie (Agenten kontrollieren ihren internen Zustand und ihre Handlungen und agieren ohne Interferenz von außen), Soziabilität (Agenten interagieren), Reaktivität (Agenten nehmen ihre Umwelt wahr und reagieren auf deren Veränderung) und Proaktivität (zielorientiertes Verhalten) nennen.⁵ Strukturell können Agenten als Tupel aus Verhaltensweisen (z. B. Bewegung, Kommunikation), statischen Attributen (über den Ablauf der Simulation stabil, z. B. demografische Attribute), dynamischen Attributen (veränderlich z. B. interner Zustand des Agenten), einer Nachbarschaft zu anderen und Mechanismen zum Update des internen Zustands beschrieben werden (Macal et al. 2013, S. 10–11; Wooldridge 2009, S. 21–22 und 34). Da in einem ABM alle Agenten individuell abgebildet sind, ist es relativ leicht, jede Form von Heterogenität in der Bevölkerung wie z. B. unterschiedliche Attribute oder Verhaltensweisen zu modellieren.

Auf konkreter Ebene wird die Programmierung eines Agenten als Architektur gefasst. Grob werden hierbei reaktive und kognitive Agenten unterschieden (z. B. Bandini et al. 2009, Abschn. 2.5–2.6). Erstere haben meist keine Repräsentation ihrer Umwelt und verhalten sich nach Wenn-Dann-Regeln unterschiedlicher Komplexität sodass sich Agenten- und Modellverhalten aus den vorher einprogrammierten Regeln ergeben. Einen Überblick über die wichtigsten Designs geben Michel et al. (2009, S. 14–15), Salamon (2011, S. 29–39) und Wooldridge (2009, S. 85–92). Kognitive Agenten haben dagegen Repräsentationen geistiger Konzepte wie z. B. dem menschlichem Denken nachempfundene Entscheidungsmechanismen sodass deren implizite Codierung in Wenn-Dann-Regeln entfällt (Balke und Gilbert 2014, Abschn. 8.6). Bildlich gesprochen können sie ihre Umwelt „wahrnehmen“ und über sie „nachdenken“. Für einen Überblick über kognitive Architekturen siehe Wooldridge (2009) sowie Balke und Gilbert (2014). Hybride Architekturen koppeln reaktive und kognitive Mechanismen (Salamon 2011, S. 60–61).

Oben haben wir ausgebreitet, dass Modelle eine Repräsentation eines Zielsystems im Lichte einer Theorie sind. In der Diskussion um Architekturen darf daher nicht vergessen werden, dass Agenten auch (oder sogar: vor allem) Träger dessen

⁵Weitere Attribute sind z. B. Selbstreproduktion (Michel et al. 2009, S. 14), Adaptivität, Heterogenität (Macal und North 2010, S. 153) oder Lernfähigkeit (Macal et al. 2013, S. 11).

sind, was an den Einheiten eines Systems als für das zu modellierende Phänomen relevant angesehen wird. Insofern ist die Wahl einer Architektur auch theoretisch gebunden, da man Agenten als Container dafür begreifen kann, wie die in der Theorie repräsentierten Menschen entscheiden (Balke und Gilbert 2014, 1.1; Miller und Page 2007, S. 65). Da ein ABM mit dem Grundgedanken des methodologischen Individualismus konsistent ist, kann im Prinzip jedes Modell eines Individuums – also z. B. auch adäquat aufbereitete psychologische, rein empirisch geschätzte oder sogar normative Modelle (Macal und North 2010, S. 154) – als Agent gefasst, in eine passende Umwelt gesetzt und simuliert werden.

4.2 Weitere Elemente eines ABM

Im Hinblick auf die Interaktion von Agenten ist zu bedenken, dass ein Modell vor allem jene Situationen klären muss, in denen sich die Handlungssphären von Agenten überlappen (siehe Salamon 2011, S. 63). Dies kann z. B. koordinativ oder kooperativ als im Modell einprogrammierter Mechanismus bzw. als Verständigungsprotokoll zwischen den Agenten geschehen oder über z. B. Verhandlungsmechanismen, Auktionen oder dergleichen (Salamon 2011, S. 63–68). Hinsichtlich Kommunikation sind die am häufigsten vorkommenden Mechanismen die biologisch inspirierte Verbreitung von Signalen oder Markierungen in der Umwelt und der Austausch von Nachrichten entweder direkt zwischen den Agenten oder indirekt über eine Vermittlungsstelle, wobei bedacht werden muss, dass zur Autonomie von Agenten auch gehört, eine Nachricht abzulehnen (Michel et al. 2009, S. 20–21).

Die Umwelt hat im Kern zwei Funktionen: Zum einen stellt sie den „technischen Unterbau“, der den Agenten das Handeln ermöglicht (z. B. überträgt sie die Kommunikation), zum anderen repräsentiert sie das Umfeld in dem die Agenten „leben“ und interagieren (siehe z. B. Bandini et al. 2009, Abschn. 2.9; Gilbert 2008, S. 6). Aus Sicht der Agenten kann eine Umwelt voll oder nur teilweise sichtbar sein, deterministisch oder stochastisch, sequenziell oder episodisch (das Handeln des Agenten oder der gegenwärtige Zustand der Umwelt beeinflussen die Zukunft der Umwelt oder nicht), dynamisch oder statisch (die Umwelt ändert sich während der Agent überlegt oder nicht), diskret oder stetig und ohne bzw. von anderen Agenten bevölkert (Russell und Norvig 2003, S. 41–43) was sich dann wiederum in den Verhaltensregeln des Agenten widerspiegeln muss. Typischerweise lässt sich zudem eine Topologie identifizieren, d. h. die Art in der die Agenten miteinander interagieren. Die hier typischen anzutreffenden Formen sind globale Interaktion (alle Agenten interagieren mit allen), Gitter (auf denen ein Agent meist in der

sog. „Von-Neumann-“ bzw. „Moore-Nachbarschaft“ die angrenzenden vier bzw. acht Felder erreichen kann), Netzwerke oder ein euklidischer Raum. Auch bezüglich der Repräsentation von Zeit gibt es eine Vielzahl Optionen, die hier nur grob in die Klassen stetig (das System berechnet jeweils den Zustand für einen gegebenen Zeitstempel), diskret (die Zeit verläuft in diskreten Schritten) und Event-basiert (es wird bis zum jeweils nächsten Ereignis „vorgespult“) eingeteilt werden können (Michel et al. 2009, S. 22). Einen Überblick über die vielen Möglichkeiten, Zeit diskret zu repräsentieren geben Radax und Rengs (2010).

5 Modellierung mit Agenten

Wie entwickelt man ein ABM? Da ABM oft hochgradig individuell konstruiert werden, lässt sich diese Frage hier nicht abschließend beantworten. Um einen rudimentären Eindruck zu geben, soll die Konstruktion von ABM auf zwei Arten betrachtet werden: Einmal anhand eines konkreten Modells für *Standing Ovation*s und einmal anhand von Phasen, die bei der Modellierung durchlaufen werden (siehe auch Edmonds und Meyer 2013).

5.1 Standing ovations

Ein gut greifbares Problem für eine Modellierung mit Agenten ist die Fragestellung, ob es nach einer Theatervorstellung zu einer *standing Ovation* kommt (Miller und Page 2004). Drei Aspekte sind direkt als relevant ersichtlich: Erstens könnten Zuschauer Information aus verschiedenen Quellen erhalten wie z. B. der eigenen Einschätzung, Freunden mit denen die Vorstellung besucht wurde, den Personen in den vorderen Reihen oder dem Publikum als Ganzem. Zweitens muss bedacht werden, wie Zuschauer über Aufstehen oder Sitzenbleiben (bzw. wieder Hinsetzen) zeitlich entscheiden, also ob die Entscheidungen synchron, asynchron oder in einer anderen Form fallen. Und drittens sind Verhaltensregeln für die Agenten notwendig, wobei ein Abweichen von optimalem, rationalem Verhalten eine Vielzahl an Möglichkeiten eröffnet, nicht perfekt zu handeln (Miller und Page 2004, S. 10).

Zu den Modellierungsentscheidungen zählt daher, wie die Agenten ihre eigene Bewertung der Vorstellung gegen den sozialen Druck abwägen, sich dem Publikum anzupassen. Eine weitere Frage ist, wie die Interdependenz im Publikum aussieht: Regieren Agenten nur auf die Zuschauer vor ihnen? Drehen sie sich um und reagieren auf alle? Gibt es Zuschauer (z. B. Freunde), die ihre Entscheidung

stärker beeinflussen? Entscheiden Agenten rational, d. h. optimieren sie ihre Entscheidung, aufzustehen? Folgen sie Daumenregeln? Welchen? Sind diese Regeln für alle Agenten gleich? Wann bzw. wie oft entscheiden Agenten, was sie tun?

Eine Möglichkeit⁶ (siehe Miller und Page 2004, S. 13–16 für Modell und Analyse), diese Fragen zu beantworten wäre z. B., Agenten in einem rechteckigen Gitter als Auditorium anzuordnen. Jeder Agent besitzt eine zufällige individuelle Bewertung der Vorstellung sowie eine zufällige individuelle Reizschwelle. Überschreitet die Bewertung am Ende der Vorstellung seine Reizschwelle, steht er auf. Die Simulation läuft in diskreten Zeitschritten ab, wobei die Agenten nach jedem Schritt aufs Neue entscheiden, ob sie aufstehen oder sich hinsetzen. Jeder Agent hat ein Sichtfeld und entscheidet auf dessen Basis, wie er in der nächsten Runde handelt. Eine der vielen möglichen Regeln, denen Agenten folgen können, wäre z. B. zu stehen, wenn die Mehrheit im Sichtfeld steht und ansonsten zu sitzen. Innerhalb eines jedes Zeitschritts muss dann für jeden Agenten entschieden werden, ob und wie er seinen Zustand ändert. Dieses Update kann auf viele verschiedene Arten geschehen, z. B. sodass alle Agenten zur gleichen Zeit den Zustand des Publikums betrachten, ihre Entscheidung fällen und dann handeln (*synchronous updating*), dass in einer zufälligen Sequenz jeder Agent den Zustand des Publikums betrachtet und danach sofort handelt sodass der nächste Agent diese Handlung bereits wahrnehmen kann (*asynchronous random updating*) oder in einer Sequenz danach, welcher Agent am stärksten in seinem Verhalten von den umliegenden Agenten abweicht (*asynchronous incentive based updating*). Das Sichtfeld der Agenten könnte z. B. das direkte Nahumfeld betonen und die Sitznachbarn vorne bzw. daneben umfassen, es könnte aber auch z. B. die Struktur eines Sichtfelds nachbilden und einen nach vorne breiter werdenden Trichter bilden.

5.2 Der Modellierprozess

Meist wird die Entwicklung eines ABM als im Kern linearer Prozess dargestellt, dessen Stationen aber ggf. mehrfach durchlaufen werden (z. B. Gilbert und Troitzsch 2005, S. 199–215; Gilbert 2008, S. 30–68; Nikolic et al. 2013; Salamon 2011, S. 103–167) und in dem eine potenziell mehrdeutige, informelle Version des Modells über eine eindeutige, formalisierte Fassung hin zu einer konkre-

⁶Das Modell ist als Java-Applet unter <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/12/1/6/appendixB/Miller-Page2004.html> zu finden.

ten Umsetzung in Programmcode fortentwickelt wird. Die erste Version stammt meist von Themenexperten, die zweite wird von einem Modellierer für die mit der Programmierung der Umsetzung beauftragten Personen erstellt.

5.2.1 Vorarbeiten

Diese Phase dient der Identifikation des zu modellierenden Systems und Formulierung einer Forschungsfrage. Als typische „Kandidaten“ für ein ABM gelten Systeme, in denen Akteure Überlegungen zu ihrem Verhalten anstellen, dabei aber begrenzt rational sind, Systeme in denen eine organisatorische, soziale, territoriale oder anders geartete Gliederung der Akteure besteht oder Systeme mit künstlichen Artefakten wie z. B. Institutionen (Cioffi-Revilla 2014 S. 290–291). Entscheidend ist zudem, dass die Interaktion der Systemeinheiten eine wesentliche Rolle spielt. Oftmals empfiehlt sich, vom Makromuster ausgehend relevante Mikrostrukturen zu identifizieren (Nikolic et al. 2013, S. 74) und das Zielsystem nicht anhand konkreter Daten sondern anhand von Mustern bzw. *stylized facts* zu beschreiben, die im Modell erzeugt werden sollen (Railsback und Grimm 2012, S. 227–230).

5.2.2 Informelle bzw. konzeptionelle Modellierung

Diese Phase dient dazu, die relevanten Systemelemente zu identifizieren und eine informelle Beschreibung zu formulieren. Als Elemente dieser „Inventarisierung“ (die natürlich auch theoretisch unterstützt sein kann) werden z. B. relevante Akteure und ihre Beziehungen zueinander genannt, die möglichen „Zustände“ der Akteure, ihre Interessen oder andere Einheiten und Prozesse, die eine Rolle für das System spielen (Nikolic et al. 2013, S. 77–78). Für die so identifizierten Einheiten kann dann entschieden werden, wie genau sie als Agenten gefasst werden können. Hierbei können deskriptive Narrative hilfreich sein (Salamon 2011, S. 115). Ein anderer Ansatz ist der Kontakt zu im System involvierten Personen („Steakholder“, z. B. Edmonds 2015; Thorngate 2015).

5.2.3 Formale Modellierung

Hier wird das Modell für die Implementierung in Computercode aufbereitet. Wesentlich ist dabei die Beseitigung von Mehrdeutigkeiten und die Ausgestaltung der Elemente und Abläufe im Modell. Während z. B. für die informelle Modellierung eines Marktmodells die Aussage genügen mag, dass Agenten Verträge schließen (siehe Nikolic et al. 2013, S. 82–83), fehlen zu Implementierung zahlreiche Details, wie z. B.: Wer initiiert den Vertrag? Wie kommt er zustande? Was ist darin enthalten (Mengen, Preise, Lieferdaten)? Regelmäßig kommen an dieser Stelle klassische Techniken der Softwareplanung zum Einsatz wie z. B.

Pseudocode, die Unified Modeling Language UML⁷, Ontologien (siehe Nikolic et al. 2013, S. 82–93) oder spezialisierte Formalismen (z. B. Salamon 2011, S. 137–167). ABM-spezifisch ist hier auch das zur Dokumentation entworfene ODD-Protokoll („Overview, Design-concepts, and Details“; Grimm et al. 2006, 2010, 2013; Railsback und Grimm 2012, S. 37–44; Müller et al. 2013) als hilfreiche „Checkliste“ häufiger Modellelemente zu nennen.

Dass Modellierung die Kunst der sinnvollen Vereinfachung ist, wird spätestens in dieser Phase sichtbar. In der Literatur finden sich zwei unterschiedliche Philosophien, die als KISS („Keep it simple, stupid!“) und KIDS („Keep it descriptive, stupid!“) bezeichnet werden. Ersteres ist relativ weit verbreitet (Gilbert und Troitzsch 2005, S. 201–202; Wilensky und Rand 2015, S. 160; Railsback und Grimm 2012, S. 8; Miller und Page 2007, S. 246; Axelrod 1997a, S. 26) und geht davon aus, dass ein Modell soweit wie möglich vereinfacht sein solle, ggf. bis hin zur „Skizzenhaftigkeit“ oder (im Sinne eines statistischen Nullmodells) sogar komplett ohne Mechanismus. Dieses Modell kann dann iterativ erweitert werden, um das Zielphänomen zu produzieren. Vorteile sind, dass diese Modelle leichter zu entwickeln und zu verstehen sind (Flache und Macy 2004, S. 552; Axelrod 1997a, S. 26), dass sie auf die wesentlichen Elemente des Prozesses fokussieren (Garson 2009, S. 275) und dass einfache Modelle meist robuste Outcomes haben (Miller und Page 2007, S. 72–73). Für eine Anwendung siehe Cioffi-Revilla (2008). KIDS (siehe Edmonds und Moss 2005) wendet ein, dass Einfachheit nicht mit inhaltlicher Korrektheit gleichgesetzt werden kann (Edmonds 2007) und schlägt vor, zuerst deskriptiv exakte (mitunter komplexe) Modelle zu konstruieren, die ggf. später vereinfacht werden (Edmonds und Moss 2005, S. 130–131). Als Vorteile werden angeführt, dass solche Modelle möglichst viel vorhandenes Wissen aufnehmen (Boero und Squazzoni 2005) und dass nur vereinfacht werden kann, wenn geklärt ist, was wichtig ist (Edmonds und Moss 2005, S. 132).

5.2.4 Implementierung

Diese Phase dient der Umsetzung des formalisierten Modells in eine lauffähige Version. Eine Kernentscheidung ist dabei, wie das Modell implementiert werden soll, also worin der Code geschrieben wird. Grundsätzlich kann hier (unterschiedlich spezialisierte) Software für ABM oder eine allgemeine Programmiersprache zusammen mit einer Programmierbibliothek häufig gebrauchter ABM-Funktionalitäten genutzt werden oder das Modell wird komplett in einer allgemeinen Sprache entwickelt. Während die ersten beiden Ansätze meist einfacher zu handhaben sind, weil viel Funktionalität schon bereitsteht, bietet letzterer die größten Freiheiten,

⁷Eine ABM-orientierte Einführung in UML gibt Bersini (2012).

allerdings um den Preis, „Standardbauteile“ eines Modells selbst entwickeln zu müssen. Auch hier kommen klassische Techniken der Softwareentwicklung zum Tragen, wie z. B. die Entwicklung verschiedener Modellversionen, Kommentare im Sourcecode, regelmäßige Tests des Codes, systematische Suche und Korrektur von Programmierfehlern („Bugs“), ggf. mithilfe spezialisierter Software usw.

5.2.5 Prüfung: Verifizierung und Validierung

Diese Phase dient dazu, die Vertrauenswürdigkeit des Modells technisch („Verifizierung“) und inhaltlich („Validierung“) abzusichern (siehe David 2013, S. 136; Nikolic et al. 2013, S. 126–127). Kernprobleme sind hierbei, dass für kein Programm zweifelsfrei gezeigt werden kann, dass es fehlerfrei ist (David 2013, S. 141) und dass jeder Softwaretest als „Orakel“ (Weyuker 1982, S. 465) auf Daten angewiesen ist, Simulationen aber für Situationen genutzt werden, in denen Daten kaum zugänglich sind. In der Praxis bilden Verifizierung und Validierung meist keine abgeschlossene Phase, die in der Konstruktion gemachten Arbeitsschritte ohnehin dazu dienen, inhaltliche oder technische Fehler im Modell zu vermeiden.

Bei der Verifizierung kann man vielfältig vorgehen, beispielsweise indem die Modellabläufe ausgehend von einem Test der einzelnen Agenten über deren Interaktion bis hin zum Systemverhalten „aufsteigend“ in den Blick genommen werden (Nikolic et al. 2013, S. 100–104). In der Literatur findet sich keine autoritative Liste an Techniken zur Verifizierung, aber oft genannt werden z. B. modulare Gestaltung des Codes (Campbell 2013, S. 142–143), regelmäßig wiederholte Tests des Codes (*unit tests*) (z. B. Gilbert und Troitzsch 2005, S. 211), zeilenweise Prüfung des Codes (z. B. Cioffi-Revilla 2014, S. 236), die Prüfung der Programmschritte eines laufenden Modells (Railsback und Grimm 2012, S. 81–82), das Durchspielen bekannter, womöglich auch analytisch lösbarer Testfälle (z. B. Helbing 2012, S. 46) oder Sensitivitätstests, bei denen geprüft wird, wie der Modelloutput auf Parameteränderungen reagiert (ten Broeke et al. 2016).

Hauptproblem einer Validierung ist, dass ein formal korrektes Modell noch lange kein inhaltlich gutes Modell sein muss (Miller und Page 2007, S. 79–80). Da Modelle in Relation zu ihrem beabsichtigten Nutzen verstanden werden müssen, lässt sich kaum allgemeingültig angeben, was ein gutes Abbild eines Ziels ist. Grundsätzlich wird jedoch oft zwischen der Reproduktion/Vorhersage von Daten auf der einen und struktureller Ähnlichkeit mit dem Ziel auf der anderen Seite unterschieden (David 2013, S. 157–159; Michel et al. 2009, S. 30), wobei oftmals die komplexe Natur der simulierten Systeme eine Vorhersage erschwert (David 2013, S. 158). Regelmäßig fokussieren Validierungen deshalb darauf, die Verbindung zwischen Theorie und Modell deutlich zu machen (siehe Leik und Meeker 1995, S. 465–466) und ein weiterer Schwerpunkt liegt bei der Korrespondenz zwischen

Modell und Zielsystems auf numerischer Ebene oder in Form von *stylized facts* (Wilensky und Rand 2015, S. 332–336; Railsback und Grimm 2012, S. 227–240). Hinweise auf die dabei genutzten Verfahren geben z. B. Sargent (2004), David (2013, S. 160–164), Nikolic et al. (2013, S. 126–130) oder Martis (2006).

5.2.6 Analyse und Experimente

Ist das Vertrauen in das Modell relativ gefestigt, kann es für eine Analyse herangezogen werden. Wegen der großen Bandbreite von Modellen findet sich auch hier kein einfaches Rezept, es lassen sich jedoch grob zwei Vorgehensweisen unterscheiden: Zum einen kann in Sensitivitätstests untersucht werden, inwieweit kleine Störungen auf dem Modellinput den Output beeinflussen, zum anderen kann versucht werden, über die gezielte Variation von Input in Verbindung mit einer Analyse des Output Hypothesen über in dem Modell stattfindende Effekte aufzustellen und zu prüfen (Evans et al. 2013, S. 189). Letztere Herangehensweise kann auf ein Repertoire zurückgreifen, das von einfachen Manipulationen des Inputs über Was-wäre-wenn-Szenarios bis hin zu gezielter Veränderung am Modellcode oder einer vollständigen Kartierung des Parameterraums reicht. Eine Liste hilfreicher Heuristiken bei der Analyse von ABM bieten Railsback und Grimm (2012, S. 280–288).

6 Anwendungsfelder

Die Nutzung von ABM ist vielfach mit der Forschung zu komplexen Systemen⁸ verbunden. Entsprechend finden sich viele Aspekte dieser Verwandtschaft auch in den sozialwissenschaftlichen Anwendungsfeldern für ABM. Im Folgenden liegt

⁸Die Forschung zu komplexen Systemen kann hier nicht ausgebreitet werden, für eine allgemeine Einführung siehe Mitchell (2009), für eine sozialwissenschaftliche Perspektive Miller und Page (2007). Grob gesprochen ist ein komplexes System ein System vieler Teile, deren Interaktion stabile Muster auf der Makro-Ebene erzeugt („Selbstorganisation“ bzw. „Emergenz“). Diese Muster sind oft auffallend unabhängig vom konkreten Verhalten der Mikro-Einheiten und für gewöhnlich auch nicht in der Spezifizierung der Einheiten angelegt sondern entstehen vielmehr aus deren Interaktion heraus, was eine reduktionistische Analyse untergräbt (Miller und Page 2007, S. 27). Zudem kann es durch die Interaktion zu schwer vorhersehbarem und mitunter auch sehr dynamischem Systemverhalten kommen. Das Beispiel eines Vogelschwarms verdeutlicht viele Aspekte: In der Beschreibung eines Vogels ist das Konzept eines Schwarms nicht enthalten, ein Schwarm entsteht aus der Interaktion von Vögeln, er besteht unabhängig von einem einzelnen Tier fort und erscheint „im Großen“ als klar abgrenzbares Ganzes, dessen Verhalten in einer eigenen Begrifflichkeit („Tanz der Stare“) beschrieben werden kann.

der Fokus auf Arbeiten, die sich mit menschlichen oder sozialen Systemen befassen, Arbeiten zu technischen oder natürlichen Systemen werden nicht gezielt ausgewiesen. Die Auswahl ist dabei auf einzelne, subjektiv ausgewählte Modelle beschränkt. Für einen Einstieg sei auch der Überblick von Castellano und Kollegen (2009) sowie das *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* empfohlen, vielfache kurze Zusammenfassungen, auch zu nicht-menschlicher Systemen, finden sich zudem in Meyers (2009).

Ein weit ausgereiftes Anwendungsfeld firmiert unter dem Oberbegriff *opinion dynamics* und beschäftigt sich mit Modellen, in denen Agenten einander in ihren Einstellungen beeinflussen. Die Einstellungen können dabei diskrete (z. B. Clifford und Sudbury 1973; Sznajd-Weron und Sznajd 2000; A. Nowak et al. 1990; Galam 2002) oder stetige (Deffuant et al. 2000; Hegselmann und Krause 2002) Skalare oder ganze Vektoren (z. B. Axelrod 1997b)⁹ sein, Agenten können einander nach sehr verschiedenen Regeln mehr oder minder stark beeinflussen (z. B. Kurahashi-Nakamura et al. 2016; Jager und Amblard 2005) und die Kommunikation kann jede Form von zufälliger Durchmischung über Gitterstrukturen bis hin zu komplexen Netzwerken annehmen (z. B. Weisbuch et al. 2002; Salzarulo 2006). Das Feld befasst sich mit Fragen wie der Entstehung eines Meinungskonsenses gegenüber dem Fortbestehen heterogener Einstellungen, der Rolle von extremen Meinungen für die Dynamik des Systems oder die Bildung von Gruppen. Für Überblicksdarstellungen siehe Xia et al. (2011), Lorenz (2007), Stauffer (2009) oder Miguel et al. (2005).

Trotz ihrer Abstraktion zeigen *Opinion-Dynamics*-Modelle immer wieder Parallelen zu klassischen Bereichen der Sozialwissenschaften wie z. B. der Wahlforschung (z. B. Huckfeldt et al. 2004; Fortunato und Castellano 2007) und auch die Ähnlichkeit zu Modellen der Ausbreitung von Krankheiten sind offensichtlich. Relativ eng verwandt hierzu sind auch Modelle, bei denen ein Ereignis Kaskaden auf einem Netzwerk auslöst (z. B. Fowler 2005; Aleksiejuk und Hołyst 2001), die ihrerseits wieder eine Nähe zur Perkolationstheorie (z. B. Stauffer und Aharony 1992) der Physik aufweisen, die sich mit der Durchwirkung ein Mediums durch ein anderes befasst. Die quasi Gegenseite von Modellen zum Wahlverhalten bilden Modelle zu Parteiensysteme, die vielfach auf die Strategien der einzelnen Parteien oder die daraus erwachsenden Konsequenzen für das Parteiensystem abstellen (Laver und Sergenti 2011; Muis 2010; Fowler und Smirnov 2005; Kollman et al. 1998).

⁹Für das Modell von Axelrod findet sich auch manchmal die Bezeichnung *cultural dynamics*.

Oft werden ABM auch dazu eingesetzt, die Dynamik von Konflikten bzw. deren Entstehung zu analysieren. Neben der offensichtlichen Frage, wieso sich Konflikte entwickeln (z. B. Bennett 2008; Younger 2011), konzentriert sich die Literatur hier auch auf spezifischere Aspekte wie z. B. die Größe von Auseinandersetzungen (z. B. Cederman 2003), die Rolle von Strukturen in der Bevölkerung (z. B. Bhavnani et al. 2014; Weidmann und Salehyan 2013; Bhavnani und Miodownik 2009), die Bedeutung von natürlichen Faktoren und Institutionen (z. B. Cioffi-Revilla und Rouleau 2010) oder der Bildung von Konfliktkoalitionen (Axelrod und Bennett 1993).

ABM werden auch für Modelle kollektiver Ressourcennutzung eingesetzt, wobei vielfältige Fragen behandelt werden, darunter z. B. Ressourcenteilung (z. B. Horiuchi 2015; Younger 2003), Landnutzung (z. B. Kaye-Blake et al. 2014) und deren Effekte (z. B. Millington et al. 2008) oder Nutzungsstrategien (z. B. Polhill et al. 2001). Während einige Modelle relativ konkret sind, finden sich auch abstrakte Modellierungen wie zum Beispiel Allmendeprobleme (z. B. Schindler 2012). Für einen Überblick über methodologische Fragen und mehrere Modelle siehe auch Parker et al. (2002). Potenziell können hier auch archäologische Modelle genannt werden, die ABM nutzen (z. B. Axtell et al. 2002; Dean et al. 2000; Janssen 2009).

Auch für die Simulation ökonomischer Systeme werden Agenten genutzt (Kollman et al. 2003). Hierzu gehören unter anderem Themen wie Arbeitsmärkte (z. B. Martin und Neugart 2008), das Renteneintrittsalter (z. B. Axtell und Epstein 2006), die Entstehung von Firmen (z. B. Axtell 1999) oder Börsenhandel (z. B. Ehrentreich 2008; Farmer et al. 2005; LeBaron et al. 1999). Für einen breiten Überblick siehe Tesfatsion und Judd (2006), für neuere Arbeiten siehe auch Boero et al. (2015) und Leitner und Wall (2014). Weitere Anwendungsfelder von ABM sind z. B. auch in der Kriminologie zu finden (z. B. Malleson et al. 2012; Groff 2007) oder in der Stadtsoziologie wo Modelle der Segregation relativ prominent sind (z. B. Stoica und Flache 2014; Hatna und Benenson 2012), wohl nicht zuletzt, weil das unterliegende Modell (Schelling 1971, 1978, S. 147–155) als ein paradigmatisches Beispiel für ABM gilt (siehe unten). Ein weiterer Bereich befasst sich zudem mit abstrahierten, zumeist spieltheoretischen Modellen von Interaktion wobei ein häufiger Fokus auf der Entstehung von Kooperation liegt (z. B. Hawick und Scogings 2009; Goldbeck 2002; Albin und Foley 2001; Axelrod 1997c; Wu und Axelrod 1995; Arthur 1994; M. Nowak und Sigmund 1993; Axelrod 1984).

Weniger unmittelbar im klassischen sozialwissenschaftlichen Bereich zu verorten, aber dennoch ein relevantes Feld der ABM-Nutzung mit Bezug zu menschlichem Verhalten ist die Modellierung von Verkehr, z. B. von Staus (z. B. Nagel

und Schreckenberg 1992; Helbing et al. 2002) und damit verbunden vor allem stadtplanerische Fragestellungen die um deren Vorhersage, Randbedingungen oder Beseitigung kreisen (z. B. Klügl und Bazzan 2004; Kumar und Mitra 2006). Die Ausdehnung solcher Ansätze auf Fußgänger (z. B. Helbing et al. 2005; Helbing und Molnár 1995) ist dabei nicht nur insofern von Interesse als dass Laufwege in einer Architektur simuliert werden können (z. B. Pluchino et al. 2014; Helbing et al. 1997) sondern auch bzw. vor allem bei Sicherheitsfragen, z. B. für Großveranstaltungen (z. B. Waldherr und Wijermans 2013; Moussaid et al. 2011; Helbing et al. 2000). Das mit diesen Modellen assoziierte Forschungsfeld wird meist als *crowd dynamics* oder *crowd behavior* bezeichnet. Für eine Übersicht zur Dynamik von Evakuationen, siehe Schadschneider et al. (2009).

7 Explikation an einem konkreten Beispiel

Wie wird ein ABM konkret im Forschungsprozess eingesetzt? In der Literatur finden sich viele instruktive Beispiele, von denen im Folgenden eines zur Segregation in Städten sowie ein politikwissenschaftliches Beispiel aus der Wahl- und Einstellungsforschung näher beleuchtet werden sollen. Gerade erstere Arbeit ist über den Blick auf die Argumentation des Modells hinaus auch insofern interessant als dass das Modell einen paradigmatischen Fall von ABM darstellt, der ursprünglich ohne Computer analysiert wurde.

7.1 Urbane Segregation als unbeabsichtigte Folge individueller Präferenzen

Das wahrscheinlich paradigmatischste Beispiel eines ABM geht zurück auf die Arbeiten von Schelling (1971, 1978, S. 147–155) und befasst sich mit der Segregation von Wohnvierteln nach Hautfarbe in den USA (Schelling 1978, S. 138). Kern des Arguments ist, dass ein Individuum keine starke Präferenz für die eigene Gruppe besitzen muss, um sich in der Minderheit unwohl zu fühlen und dass man, gibt man der Tendenz nach, sich aus diesen Situationen zurückzuziehen, diese weiter verstärkt (Schelling 1978, S. 144–147). Das eigentliche Modell wird entwickelt als Spiel auf einem Schachbrett, auf dem zufällig zwei verschiedene Arten von Münzen (Agenten) verteilt werden; einige der Felder bleiben zudem unbesetzt. In jeder Runde wird eine Münze ausgewählt und geprüft, wie die acht benachbarten Felder besetzt sind. Fällt der Anteil gleicher Münzen dort unter

einen bestimmten Wert, ist die Münze „unglücklich“ und zieht auf ein freies Feld um, in dem der Anteil ausreicht (Schelling 1978, S. 147–148).

Geht man davon aus, dass eine Münze zumindest ein Drittel gleichfarbige Nachbarn wünscht, also vor allem den Status als kleine Minderheit ablehnt, ergibt sich unter vielen verschiedenen Bedingungen immer die gleiche Kaskade (Schelling 1978, S. 150): Jede Münze, die umzieht, erhält nicht nur mehr gleiche Nachbarn, sie hinterlässt auch ein Feld, auf das jetzt eine andere ziehen kann. Zugleich verändert sie, wie die benachbarten Münzen nun die alte Nachbarschaft bewerten, also ob sie „glücklich“ oder „unglücklich“ werden. Den gleichen Effekt löst sie in ihrer neuen Nachbarschaft aus, wodurch dort ggf. ebenfalls Münzen wegziehen. Über Zeit ergibt sich – weitgehend unabhängig von Gruppengröße und Stärke der Präferenz für die eigene Gruppe – ein deutlich segregiertes Schachbrett (Schelling 1978, S. 152–153), bei dem die Makrosituation und die Mikromotive deutlich auseinanderfallen: „A moderate urge to avoid small-minority status may cause a nearly integrated pattern to unravel, and highly segregated neighborhoods form“ (Schelling 1978, S. 154).

Während Schelling die Analyse vor allem in Richtung verschiedener Gruppengrößen, Nachbarschaften und Präferenzen ausbreitet, bieten Railsback und Grimm (2012, S. 278–283) weitere instruktive Beispiele, was für Implikationen das Modell besitzt. So variieren sie für ein Modell mit 2000 Agenten den Anteil gewünschter Nachbarn über das mögliche Spektrum und zeigen so, dass sehr hohe Toleranzwerte dazu führen, dass sich die anfängliche zufällige Situation nicht ändert. Umgekehrt führen sehr niedrige Toleranzwerte dazu, dass sich das System nie stabilisiert, da die Agenten niemals „glücklich“ sind und stets weiter umziehen – das Modell enthält also verschiedene „Zustände“ zwischen denen abrupt gewechselt wird, wenn die Präferenz für die eigene Gruppe zunimmt (Railsback und Grimm 2012, S. 280) (siehe Abb. 2). Indem sie die Agenten je nach Zustand als „glücklich“ oder „unglücklich“ visualisieren, zeigen sie, dass sich die Segregation deshalb entwickelt, weil in „glücklichen“ Nachbarschaften die Dynamik des Systems zum Erliegen kommt. Außerdem tendieren die „glücklichen“ Nachbarschaften als aggregierte Strukturen dazu, mit steigender Intoleranz ihre Grenzfläche zu Nachbarschaften mit anderer Färbung zu minimieren (Railsback und Grimm 2012, S. 281–283).

Das Modell von Schelling ist vielfach untersucht und variiert worden und es finden sich viele Arbeiten, die eine empirische Prüfung anstreben (s. auch die Literatur oben). Auch ist es aus naheliegenden Gründen vielfach Ziel von inhaltlicher und methodischer Kritik geworden, auf die hier nur verwiesen werden kann (siehe Fossett 2006; Goering 2006; Bruch und Mare 2006, 2009; Rijt et al. 2009; Squazzoni 2012, S. 88–97, 144–147). Im Sinne der Metapher von Modellen als

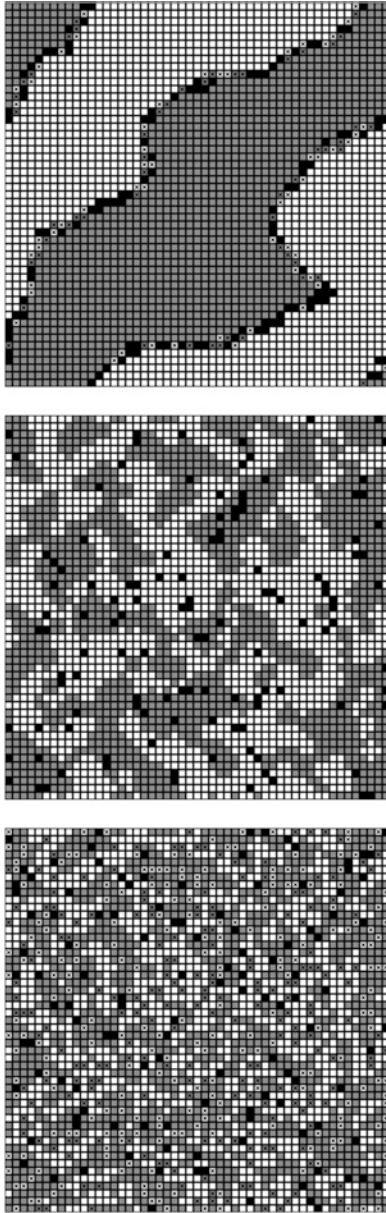


Abb. 2 Das Schelling Modell. Anmerkung: Drei exemplarische Simulationenläufe des Modells von Schelling auf einem 50×50 Gitter. Die Agenten sind grau und weiß, schwarze Felder sind unbesetzt. Unglückliche Agenten sind mit einem Kreuz markiert. Das linke Panel zeigt die zufällige Verteilung zu Beginn der Simulation, das mittlere eine stabile Segregation nach 20 Iterationen. In beiden Fällen wünschen sich die Agenten mindestens 30 % gleiche Nachbarn, im rechten Panel sind es 70 % und das Modell hat noch keinen stabilen Zustand erreicht. Deutlich zu erkennen ist rechts auch die Tendenz, die Grenzfläche zwischen den Gruppen zu minimieren. (Quelle: Eigene Darstellung)

Landkarten zeigt die Diskussion jedoch gut die Stärken und Schwächen von ABM als Ansatz. So ist der simulierte Mechanismus zuvorderst eine hinreichende Erklärung. Dies bedeutet, dass andere, ggf. institutionalisierte Mechanismen von Segregation und Diskriminierung, weder in Abrede noch aus der Erklärung ausgeschlossen werden (Schelling 1978, S. 138–139). Vielmehr sind sie nicht Teil des Modells. Insofern fokussiert die „Landkarte“ auf eine Straße, die neben anderen Wegen ebenfalls zwei Orte verbindet und die Diskussion bricht darauf herunter, ob der abgebildete Ausschnitt der Realität sinnvoll gewählt ist. Dies mag sein oder auch nicht, in jedem Fall hebt der Fokus des Modells aber zweierlei hervor: Zum einen hängt die Überzeugungskraft eines ABM als Erklärung auch daran, wie sehr man die für seine Konstruktion benutzte „Hintergrundinformation“ akzeptiert, in diesem Fall also den Mechanismus auf individueller Ebene. Zum anderen legt das Modell offen, dass es schwierig ist, von einem Aggregat auf einen unterliegenden Mechanismus zu schließen – beides kann gleichläufig sein, muss es aber nicht.

7.2 Zustimmung und Widerspruch in politischen Diskussionen

Eine politikwissenschaftliche Anwendung im Bereich der Wahl- und Einstellungsforschung bieten Huckfeldt und Kollegen (2004). Ihre Arbeit versucht, zwei Befunde zu verbinden: Auf der einen Seite kann beobachtet werden, dass die Diskussion politischer Fragen dazu führt, dass eine der beteiligten Personen ihre Meinungen an die andere annähert. Gleichzeitig führt dies aber nicht dazu, dass sich global die Einstellungen in der Bevölkerung angleichen oder der Einzelne sich ausschließlich unter Gleichgesinnten bewegen würde, vielmehr treffen Individuen vielfach weiterhin auf unterschiedliche Ansichten. Daher versuchen die Autoren, einen dynamischen Prozess zu identifizieren, der sowohl Zustimmung als auch Dissens in persönlichen Netzwerken als Ergebnis zulässt (Huckfeldt et al. 2004, S. 1).

Die Nutzung des ABM ist eingebettet in eine Reihe statistischer Analysen und theoretischer Überlegungen, die im Kern dazu dienen, zuerst die „Faktenlage“ der Simulation zu klären: Zu den theoretischen Überlegungen gehört vor allem, dass man das Meinungsklima im eigenen Umfeld immer nur als Folge einzelner Interaktionen und damit nie „total“ wahrnimmt, dass aber jedes Gespräch immer vor dem Hintergrund der bereits geführten wahrgenommen wird sodass sich über Zeit ein stabiler Eindruck bilden kann (Huckfeldt et al. 2004, S. 29–31). Auf Basis

von Ego-Netzwerkdaten¹⁰ (siehe Kap. „[Netzwerkanalyse](#)“) zeigen die Autoren, dass Menschen oft in einem Umfeld leben, dessen politische Einstellungen sie vielfach teilen, allerdings ist dieses Klima bei Weitem nicht so homogen als dass sie vor konträren Meinungen „abgeschirmt“ wären (Huckfeldt et al. 2004, S. 41–42). Regressionsanalytisch lässt sich zudem zeigen, dass Menschen einander in ihren Einstellungen anstecken und dass die Mehrheit im persönlichen Umfeld dabei im Vorteil ist: Ein Diskussionspartner hat einen umso größeren Einfluss auf die eigene Meinung, je mehr der anderen einen umgebenden sozialen Kontakte seine Meinung teilen (Huckfeldt et al. 2004, S. 61–62 und 114).

Anschließend wird das ABM in mehreren Schritten entwickelt: Als Ausgangspunkt dient ein Modell von Axelrod (1997b), das zuerst repliziert wird um einen klaren Ausgangspunkt zu schaffen (Huckfeldt et al. 2004, S. 133–135): In diesem ersten Modell leben Agenten auf einem Gitter und haben Kontakt mit den Agenten ihrer Von-Neumann-Nachbarschaft. Die Agenten haben einen Vektor aus ganzzahligen Werten (jeweils in einem festen Wertebereich), der ihre Einstellungen zu bestimmten Themen reflektiert. In jeder Runde wird jeder Agent aufgerufen und wählt zufällig einen Nachbarn aus, dem er damit quasi „begegnet“ und mit dem er seine Einstellungen vergleicht. Je mehr diese Einstellungen übereinstimmen, desto eher „sprechen“ beide Agenten miteinander, wobei der auswählende Agent eine zufällig ausgewählte Einstellung des anderen übernimmt, sich also annähert. Eine Reihe Indizes verfolgen für das Modell auf globaler und Agentenebene die Homogenität der Einstellungen (Huckfeldt et al. 2004, S. 130–133). Wie in der Originalstudie auch ergibt sich im Lauf der Simulation regelmäßig (praktisch) vollständige Homogenität sowohl auf Agenten- als auch globaler Ebene (Huckfeldt et al. 2004, S. 135–138), sodass sich die Autoren sicher sein können, vom gleichen Punkt aus mit ihrer Suche zu beginnen.

Im Anschluss untersuchen die Autoren nun Variationen ihres Modells daraufhin, ob sie zu einem Erhalt von Heterogenität führen. So platzieren sie auf einer Gitterzelle mehrere Agenten, die anhand eines frei wählbaren Parameters unterschiedlich stark den Kontakt mit Agenten der benachbarten Zellen suchen. Auch implementieren sie, dass Agenten mit einer frei wählbaren Wahrscheinlichkeit miteinander sprechen, obwohl sie es sonst nicht getan hätten (Huckfeldt et al. 2004, S. 139–143). Weiter Änderungen sind, dass Agenten in einer Zelle „wohnen“ und in einer anderen „arbeiten“, wo sie auf Agenten aus völlig anderen

¹⁰Ego-Netzwerkdaten sind (zumeist) Surveydaten, bei denen Befragte gebeten werden, nicht nur Auskunft über sich selbst zu geben sondern auch über Personen, mit denen sie in Kontakt stehen, im konkreten Fall der Studie über Menschen, mit denen sie viel über ihnen wichtige Dinge bzw. über Politik sprechen.

Zellen treffen. Darüber hinaus wird modelliert, dass Agenten bevorzugt mit jenen Kontakt suchen, mit denen sie bereits Kontakt hatten und die ihnen möglichst ähnlich sind (Huckfeldt et al. 2004, S. 143–149). In allen Fällen ändert sich der Befund der Homogenisierung jedoch nicht. Die Autoren entwickeln das Modell schrittweise sodass jeweils nur eine einzelne Veränderung gemacht wird. Dadurch können sie sicher gehen, dass Veränderungen im Modellverhalten auf diese Änderung zurückgeführt werden können bzw. dass die Änderung keinen Effekt hatte.

In einem zweiten Schritt variieren die Autoren die Einfluss-Komponente des Modells. Erneut beginnen sie beim ursprünglichen Modell und nehmen Veränderungen schrittweise vor. Zuerst variieren sie die Wahrscheinlichkeit, mit der eine Einstellung übernommen wird, erneut ohne Effekt (Huckfeldt et al. 2004, S. 156–158). Erst wenn Agenten nur dann eine Einstellung kopieren, wenn diese von der Mehrheit ihrer bisherigen Kontakte geteilt wird, homogenisiert sich das individuelle Umfeld zwar weiterhin sichtbar, andere Einstellungen verschwinden aber nicht mehr vollständig (Huckfeldt et al. 2004, S. 160–164). Um zu testen, inwieweit diese offensichtlich hinreichende Bedingung für den Erhalt von Diversität stabil ist, simulieren die Autoren sie zum einen erfolgreich in dem Modell mit „Wohn-“ und „Arbeitszellen“. Zum anderen setzen sie das Modell Schocks aus, indem sie zu einem festen Zeitpunkt im Simulationsablauf zufällige Agenten (mit der gleichen Einstellung zu einem Thema) auswählen und diese Einstellung auf einen anderen (für alle gleichen) Wert ändern (Huckfeldt et al. 2004, S. 167–176). Oft kehrt das System aber wieder in einen ähnlichen Zustand zurück, es finden sich aber auch Szenarien, in denen sich die Verteilung der Einstellungen deutlich verändert bzw. es zu einem „backlash“ im Sinne der ursprünglichen Einstellung kommt. Damit zeigt das Modell das typische „Problem“ komplexer Systeme, nur relativ schwer vorhersagbar zu sein. Alles in allem sind Systeme mit hoher Diversität eher von Veränderungen betroffen als homogenere (Huckfeldt et al. 2004, S. 176–177).

8 Hinweise zur praktischen Umsetzung

Agent-Based Modeling ist ein hochgradig flexibles Instrument um komplexe Prozesse abzubilden, welche die klassischen Ebenen sozialwissenschaftlicher Analyse verbinden. Als Simulationen ähnelt ihre Anwendung weniger der einer „herkömmlichen“ Analyseverfahren für die man Daten sammelt und einem statistischen Modell übergibt als vielmehr einer mathematischen Modellierung eines Zielsystems, wobei aber die Beschränkung auf eine analytische Lösung entfällt. In diesem Abschnitt sind einige praktische Hinweise zur konkreten Anwendung versammelt, welche Interessierten den Einstieg erleichtern sollen.

8.1 Anwendungstipps

1. Für Einsteiger ist es wichtig, sich nicht einschüchtern oder verwirren zu lassen. Agent-Based Modeling ist eine leistungsfähige Technik, die ein Füllhorn an Möglichkeiten bietet. So positiv die damit verbundenen Freiheiten sind, die Implementierung in einem Computer macht es aber immer auch nötig, dass diese Freiheiten voll gelebt werden, sprich: bei der Konstruktion kann man nicht nur viele Weichenstellungen vornehmen, man muss es auch tun. An und für sich kann dieser Prozess bereits aufwendig wirken und oftmals kommt hinzu, dass aus der Literatur die für eine Designentscheidung benötigten Aussagen nicht immer in der nötigen Klarheit zu bekommen sind. Da ein Modell aber stets eine vollständige Spezifizierung benötigt, muss man für all diese offenen Fragen Festlegungen treffen. Damit vielleicht verbundene Bedenken sind aber unbegründet, denn schlussendlich sind alle Schritte zur Konstruktion eines Modells Designentscheidungen, die in anderer Form auch im Theorieteil klassischer statistischer Untersuchungen fallen, auch wenn sie dort oft nicht so offensichtlich werden, wie wenn man sie in Computercode implementiert. Und umgekehrt kann der Zwang zur genauen Spezifizierung des eigenen Denkens auch positiv sein, verhindert er doch dass man über Aspekte „hinwegbügelt“ und zeigt er zugleich wie schwierig die konzise Theoriebildung angesichts der in den Sozialwissenschaften oftmals eher unscharfen Daten sein kann.
2. Es ist hilfreich, ein Modell eingangs möglichst einfach zu halten. Dies erleichtert nicht nur die Implementierung, da das Modellverhalten einigermaßen klar vorhersehbar ist. Ist der interessierende Effekt dann einmal isoliert, steht nichts im Wege, das Modell noch zu erweitern. Kompliziert wird es dann von ganz alleine.
3. Eine hilfreiche Methode ist es, von einem „Nullmodell“ ohne sinnvolles Agentenverhalten aus zu starten und den intendierten Effekt schrittweise aufzubauen. Gibt es alternativ ein etabliertes Modell, von dem aus man weiterarbeiten kann, ist es hilfreich dieses zuerst zu replizieren, bevor man es an die eigenen Bedürfnisse anpasst.
4. Achten Sie darauf, nicht aus Versehen im Agentenverhalten etwas anzulegen, das dann in den Ergebnissen wieder auftaucht. Ein gutes Modell produziert den intendierten Effekt auch ohne die Agenten explizit auf etwas festzulegen.
5. Im Umgang mit empirischen Daten empfiehlt es sich zu abstrahieren. In der Metapher von Modellen als Landkarten sollte man nicht erwarten, auf einer

Straßenkarte auch Fußgänger erkennen zu können. Ein besser einlösbarer (und realistischerer) Anspruch ist es, auf die allgemein akzeptierten *stylized facts* über ein Phänomen zu fokussieren. Ist man in der Lage, diese zu reproduzieren, ist bereits viel erreicht.

6. Ein Modell „in einem Rutsch“ zu programmieren ist keine gute Idee. Oft benötigt man dann mehr Zeit für die Fehlersuche als man bei der Programmierung vielleicht eingespart hat. Besser ist es, den Code schrittweise zu entwickeln und erst dann zum nächsten Schritt überzugehen, wenn man sicher ist, dass er seinen Zweck erfüllt. Dies Prinzip gilt auch ganz allgemein: Jede Änderung am Modells sollte nur schrittweise erfolgen und mit dem Verhalten der vorherigen Fassung verglichen werden.
7. Nutzen Sie das in jeder Sprache vorhandene *print*-Statement exzessiv, um sich die einzelnen Verarbeitungsschritte des Modells ausgeben zu lassen. Gerade für die Fehlersuche ist das besser als jeder Debugger.
8. Dokumentieren Sie Programmcode und Modell direkt während der Entwicklung. Auch bei eigenem Code muss man nach wenigen Tagen oftmals schon überlegen, wie ein bestimmter Abschnitt im Detail funktioniert. Noch schwieriger ist es oft, den Code anderer nachzuvollziehen. Entsprechend kann nur ein gut dokumentiertes Modell von Dritten eindeutig nachvollzogen und verstanden werden – ansonsten droht die Gefahr, dass andere in der eigenen Arbeit lediglich eine quasi-geheimnisvolle Blackbox sehen.
9. Führen Sie das Modell bei der Entwicklung auch mit „von Hand“ lösbaren Szenarien aus. Verhält es sich korrekt? Wandeln Sie einen Aspekt des Szenarios ab und lassen das Modell erneut laufen um zu sehen ob es sich weiterhin korrekt verhält.
10. Hat Ihr Modell eine stochastische Komponente, setzen Sie für die Entwicklung immer den gleichen *seed* (Startwert) des Zufallsgenerators, sonst sind korrektes Modellverhalten und Fehler kaum zu trennen. Lösen Sie in regelmäßigen Abständen den *seed* und beobachten Sie ob sich das Modellverhalten ändert. Vertrauen Sie bei Entwicklung und Auswertung stochastischer Modelle nie einem einzigen Simulationsdurchlauf – je nach Modell können diese mitunter stark voneinander abweichen.
11. Oftmals eröffnet es bei der Implementierung neue Wege, wenn man sich klar macht, dass das Modell ein Modell und damit eine Vorstellung ist, der Code auf dem Bildschirm aber dazu dient, das Verhalten dieses Modells im Computer abzubilden. Entsprechend müssen Modell und Code nur auf diese Ebene identisch sein.

8.2 Software

Für die Programmierung von ABM stehen viele Mittel zur Verfügung. In der Literatur und online¹¹ finden sich entsprechend zahlreiche Überblicke und Vergleichsarbeiten (z. B. Nikolai und Madey 2009; Allan 2010; Laclavík et al. 2012; Railsback et al. 2006). Wie angedeutet kann man zwischen spezialisierter Software, Bibliotheken bzw. Frameworks (als „Zulieferer“ von Bauteilen) und der „Eigenentwicklung“ in einer allgemeinen Programmiersprache unterscheiden.

- **NetLogo:** NetLogo (<https://ccl.northwestern.edu/netlogo/>) ist eine der populärsten Plattformen für ABM. Es ist für Windows, Mac und Linux verfügbar und verwendet eine eigene, leicht zugängliche Programmiersprache, die verschiedene Agentenformen bereitstellt (bewegliche Agenten, Zellen eines 2-D-Gitters oder Netzwerkstrukturen) sowie praktisch alle Strukturen und Befehle, die in einem ABM regelmäßig benötigt werden. Für Visualisierung, Ausgabe und Steuerung des Modells steht eine eigene Oberfläche bereit, auf der man über Point-and-Click z. B. Bedienelemente oder Charts erstellen kann (vgl. Abb. 3). Neben dem „rohen“ Datenexport ist es möglich, Grafiken oder Filme von Modellen aufzunehmen. Zudem finden sich interessante Funktionalitäten wie z. B. Netzwerkkonzepte, GIS-Daten, eine Integration mit R oder die automatisierte Ausführung von Simulationen. Modelle können darüber hinaus im Internet veröffentlicht werden. Die allgemein flache Lernkurve macht es zu einem guten Einstiegspunkt in ABM, zudem basieren mehrere Lehrbücher auf NetLogo.
- **Repast:** Repast (<https://repast.github.io/>) bietet zwar auch spezielle Funktionalitäten für Einsteiger, richtet sich aber eher an Nutzer, die bereits Programmiererfahrung haben. Das Framework gibt es für Windows, Mac und Linux und es ist mit Eclipse integriert sodass in einer populären Programmierungsumgebung entwickelt werden kann. Repast Symphony (Java) ist eher für einzelne Rechner oder kleine Cluster gedacht und damit für die meisten Anwendungen die Standardlösung, RepastHPC (C++) dagegen richtet sich an

¹¹Siehe auch die Übersicht des OpenABM-Konsortiums: <https://www.openabm.org/modeling-platforms> sowie die dort verlinkten, weiteren Übersichten. Leider wird für die meisten Projekte nicht vermerkt, welche aktiv gepflegt werden und welche „eingeschlafen“ sind sodass der Auswahl einer Plattform auch immer eigene Recherche vorangehen sollte. Hierbei empfiehlt es sich, auch gleich auf die Verfügbarkeit von Tutorials zu achten sowie einer Möglichkeit, bei Fragen andere Nutzer (z. B. über eine Mailingliste) zu kontaktieren.



Abb. 3 NetLogo. Anmerkung: Beispielhafte Ansicht einer Stausimulation in NetLogo. (Quelle: Eigene Darstellung)

Entwickler großer Simulationen auf Superrechnern. Repast erlaubt die Entwicklung von Modellen auf mehrere verschiedene Arten, darunter Point-and-Click Statecharts, ReLogo (das für NetLogo-Nutzer leicht verständlich sein dürfte), Groovy oder direkt in Java. Vielfach bietet Repast auch Wizards, die bei Bedarf häufige Konstruktionsschritte (z. B. Visualisierung) vereinfachen. Repast verarbeitet auch GIS-Daten und es bietet eine Integration mit verschiedenen externen Programmen zur Datenanalyse wie z. B. Excel, R, Netzwerkanalyse- und sogar Data Mining-Tools. Zudem lassen sich die Modelle auch als eigene Programme exportieren, für die dann auf dem Zielrechner nur Java installiert sein muss.

- **Mason:** Als Toolkit ist Mason (<http://cs.gmu.edu/~eclab/projects/mason/>) derzeit nur auf Einzelrechnern ausführbar, es wird aber gegenwärtig daran gearbeitet, mehrere Rechner gleichzeitig nutzen zu können. Mason ist ebenfalls in Java und damit wie die anderen Plattformen auch betriebssystemunabhängig. Es setzt substanzielle Java-Kenntnisse voraus und ist damit eher für fortgeschrittene Nutzer geeignet. Mason ist ausdrücklich auf Effizienz entwickelt und zielt damit auch auf Projekte mit z. B. vielen Simulationsläufen. Modelle

und Visualisierung sind stark getrennt sodass mehrere Visualisierungen parallel genutzt werden können und ein Betrieb ohne Darstellungen (z. B. auf Großrechnern) möglich ist. Mason versucht, das Modellverhalten auch über verschiedene Rechner hinweg identisch zu halten und erlaubt es zudem, Simulationen einzufrieren und zu speichern sodass sie an Checkpoints gesichert werden können oder alternative Abläufe möglich sind. Mason bietet ebenfalls die Möglichkeit, Grafiken und Filme zu exportieren, GIS-Daten zu nutzen und Netzwerke zu repräsentieren, zudem erlaubt es stetige, diskrete oder hexagonale Modelle in 2D und 3D. Eine Integration mit einer Entwicklungsumgebung wie Eclipse gibt es dagegen nicht.

- **Allgemeine Programmiersprachen:** ABM lassen in jeder Sprache entwickeln, es sollte jedoch mit einer substanziellen Vorlaufzeit gerechnet werden um mit der Sprache und Programmierung im Allgemeinen vertraut zu werden. Wegen seiner Objektorientierung ist in der Community Java besonders populär (für eine Einführung siehe z. B. Goll und Heinisch [2016](#)).

9 Zusammenfassung und Mehrwert

Agent-Based Modeling ist ein relativ neuer, sehr mächtiger Ansatz, mit dem sich vor allem Systeme modellieren lassen, die sich traditionellen datenanalytischen Herangehensweisen eher verschließen. Solche Systeme bestehen oft aus einer Vielzahl Individuen, die sich weder sinnvoll ins Paradigma rationaler Akteure (und der damit möglichen Vereinfachungen) noch in das einfacher Zufallsprozesse einpassen lassen und die auf so relevante Art und Weise miteinander interagieren, dass ihre Bezüge für die Prozesse auf Systemebene entscheidend sind. Insofern liegt ein wesentlicher Mehrwert von ABM nicht nur darin, den Blick auf diese „mittlere“ Beschreibung von Individuen einzuladen, sondern auch die beiden zentralen Ebenen sozialwissenschaftlicher Analyse miteinander zu verbinden und dabei die Bedeutung von Interaktion nicht aus dem Blick zu lassen. Im Kern unterscheidet sich ABM von den meisten in diesem Band dargestellten Methoden insofern, als dass es eine Spielart von Simulation und damit letztlich mathematischer Modellierung ist. Damit nimmt die Methode eine dezidiert andere Perspektive ein, deren Flexibilität darin liegt, so gut wie jede erdenkliche Vorstellung eines interaktiven Systems in Code fassen, nach Belieben manipulieren und betrachten zu können. Zugleich nötigt sie dem Anwender aber auch ab, diese Struktur nicht nur bis ins Detail zu entwerfen, sondern lässt ihn auch in der Situation zurück, nicht auf Modellgüte- oder Signifikanztests zur Beglaubigung der Ergebnisse verweisen zu können. Wie die oben stehenden Ausführungen aber hoffentlich auch

gezeigt haben, muss dies kein Nachteil sein, eröffnet ein klar formuliertes und gut dokumentiertes Modell doch direkt den Blick auf jene Elemente, deren inhaltliche Absicherung das Vertrauen in seine Ergebnisse rechtfertigt.

10 Kommentierte Literaturempfehlungen

Railsback, Steven F., und Volker Grimm. 2012. Agent-Based and individual based modeling. Princeton: Princeton University Press und Wilensky, Uri, und William Rand. 2015. An introduction to agent-based modeling. Modeling natural, social, and engineered complex systems with NetLogo. Cambridge: MIT Press. Zwei gründliche Einführungen in ABM mit NetLogo, wobei letzteres direkt vom Schöpfer der Software stammt. Beide Bücher zeichnen sich durch umfängliche und detaillierte Darstellung der Handhabung von NetLogo aus und bieten zudem eine fundierte Diskussion zur Konstruktion, Handhabung und Analyse von Modellen.

Gilbert, Nigel, und Klaus Troitzsch. 2005. Simulation for the social scientist. Maidenhead: Open University Press. Ein guter Überblick über alle gängigen Simulationsansätze, zugeschnitten auf Sozialwissenschaftler, die einen Einstieg in die jeweilige Methode suchen. Es enthält zwei Kapitel über ABM, wovon eines die relevanten theoretischen Aspekte beleuchtet, das zweite hingegen die Entwicklung eines Modells beispielhaft illustriert.

Miller, John H., und Scott E. Page. 2007. Complex adaptive systems. An introduction to computational models of social life. Princeton: Princeton University Press. Eine gute Einführung in die Modellierung komplexer Systeme und damit quasi den „Unterbau“ vieler ABM. Dem Thema entsprechend befasst es sich vor allem mit Fragen der Modellierung, tut dies jedoch aus einer Perspektive, die nahtlos für ABM nutzbar ist. Viele der besprochenen Modelle sind Klassiker und werden nicht nur im Hinblick auf Modellstruktur sondern auch hinsichtlich ihrer inhaltlichen Bedeutung gut eingeordnet.

Squazzoni, Flaminio. 2012. Agent-based computational Sociology. Chichester, UK: Wiley. Eine Einführung in ABM als Methode und in die aus soziologischer Sicht wichtigsten Modelle (z. B. *opinion dynamics*, Segregation, Kooperation). Der Schwerpunkt liegt etwas mehr auf der inhaltlichen Seite der ausführlich vorgestellten Modelle, das Buch enthält aber auch ein interessantes Kapitel mit methodologischer Diskussion.

Gilbert, Nigel. 2008. Agent-based models. Los Angeles: Sage. Ein kurzer Einführungsband in ABM mit NetLogo. Der Band behandelt nicht nur die theoretische Seite der Modellierung sondern durchläuft zusammen mit dem Leser auch Schritt für Schritt die Entwicklung eines Modells inklusive Code in NetLogo.

Literatur

- Albin, Peter S., und Duncan K. Foley. 2001. The co-evolution of cooperation and complexity in a multi-player, local-interaction prisoners' dilemma. *Complexity* 6 (3): 54–63. doi:[10.1002/cplx.1030](https://doi.org/10.1002/cplx.1030).
- Aleksiejuk, Agata, und Janusz A. Hołyst. 2001. A simple model of bank bankruptcies. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* 299 (1–2): 198–204. doi:[10.1016/S0378-4371\(01\)00296-5](https://doi.org/10.1016/S0378-4371(01)00296-5).
- Allan, Rob. 2010. Survey of agent based modelling and simulation tools. Daresbury Laboratory Technical Reports DL-TR-2010-007. Warrington. <https://epubs.stfc.ac.uk/work/50398>.
- Arthur, W. Brian. 1994. Inductive reasoning and bounded rationality. *The American Economic Review* 84 (2): 406–411.
- Axelrod, Robert. 1984. *The evolution of cooperation*. New York: Basic Books.
- Axelrod, Robert. 1997a. Advancing the Art of Simulation in the Social Sciences. In *Simulating social phenomena*, Hrsg. Rosaria Conte, Rainer Hegselmann, und Pietro Temo, 21–40. Heidelberg: Springer.
- Axelrod, Robert. 1997b. The dissemination of culture: A model with local convergence and global polarization. *The Journal of Conflict Resolution* 41 (2): 203–226. <http://www.jstor.org/stable/174371>.
- Axelrod, Robert. 1997c. The evolution of strategies in the iterated prisoner's dilemma. In *The Complexity of Cooperation*, Hrsg. Robert Axelrod, 10–29. New Delhi: New Age International.
- Axelrod, Robert, und D. Scott Bennett. 1993. A landscape theory of aggregation. *British Journal of Political Science* 23 (2): 211–233.
- Axtell, Robert L. 1999. *The emergence of firms in a population of agents: Local increasing returns, unstable nash equilibria, and power law size distributions*. Washington: Brookings Institution.
- Axtell, Robert L., und Joshua M. Epstein. 2006. Coordination in transient social networks: An agent-based computational model of the timing of retirement. In *Generative social science: Studies in agent-based computational modeling*, Hrsg. Joshua M. Epstein, 147–174. Princeton: Princeton University Press.
- Axtell, Robert L., Joshua M. Epstein, Jeffrey Deand, George Gumerman, Alan Swedlund, Jason Harburger, Shubha Chakravartya, Ross Hammond, Jon Parker, und Miles Parker. 2002. Population growth and collapse in a multiagent model of the Kayenta Anasazi in Long House Valley. *Proceedings of the National Academy of Sciences* 99 (3): 7275–7279. <http://www.pnas.org/content/99/suppl.3>.
- Balke, Tina, und Nigel Gilbert. 2014. How do agents make decisions? A survey. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 17 (4): 13. doi:[10.18564/jasss.2687](https://doi.org/10.18564/jasss.2687).
- Bandini, Stefania, Sara Manzoni, und Giuseppe Vizzari. 2009. Agent based modeling and simulation: An informatics perspective. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 12 (4): 4. <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/12/4/4.html>.
- Bennett, D. Scott. 2008. Governments, civilians, and the evolution of insurgency. Modeling the early dynamics of insurgencies. *Journal of artificial societies and social simulation* 11 (4). <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/11/4/7.html>.
- Bersini, Hugues. 2012. UML for ABM. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 15 (1): 9. doi:[10.18564/jasss.1897](https://doi.org/10.18564/jasss.1897).

- Bhavnani, Ravi, und Dan Miodownik. 2009. Ethnic polarization, ethnic salience, and civil war. *Journal of Conflict Resolution* 53 (1): 30–49.
- Bhavnani, Ravi, Karsten Donnay, Dan Miodownik, Maayan Mor, und Dirk Helbing. 2014. Group segregation and urban violence. *American Journal of Political Science* 58 (1): 226–245. doi:[10.1111/ajps.12045](https://doi.org/10.1111/ajps.12045).
- Boero, Riccardo, und Flaminio Squazzoni. 2005. Does empirical embeddedness matter? Methodological issues on agent-based models for analytical social science. *Journal of artificial societies and social simulation* 8 (4). <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/8/4/6.html>.
- Boero, Riccardo, Matteo Morini, Michele Sonnessa, und Pietro Terna. 2015. *Agent-based models of the economy. From theories to applications*. Springer. <http://link.springer.com/book/10.1057%2F9781137339812>.
- Bokulich, Alisa. 2011. How scientific models can explain. *Synthese* 180 (1): 33–45. doi:[10.1007/s11229-009-9565-1](https://doi.org/10.1007/s11229-009-9565-1).
- Bravo, Giangiacomo, Flaminio Squazzoni, und Riccardo Boero. 2012. Trust and partner selection in social networks: An experimentally grounded model. *Social Networks* 34 (4): 481–492. doi:[10.1016/j.socnet.2012.03.001](https://doi.org/10.1016/j.socnet.2012.03.001).
- Broeke, Guus ten, George van Voorn, und Arend Ligtenberg. 2016. Which sensitivity analysis method should I use for my agent-based model? *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 19 (1): 5. doi:[10.18564/jasss.2857](https://doi.org/10.18564/jasss.2857).
- Bruch, Elizabeth E., und Robert D. Mare. 2006. Neighborhood choice and neighborhood change. *American Journal of Sociology* 112 (3): 667–709.
- Bruch, Elizabeth E., und Robert D. Mare. 2009. Preferences and pathways to segregation: Reply to Van de Rijt, Siegel, and Macy. *American Journal of Sociology* 114 (4): 1181–1198.
- Campbell, David E. 2013. Social networks and political participation. *Annual Review of Political Science* 16 (1): 33–48. doi:[10.1146/annurev-polisci-033011-201728](https://doi.org/10.1146/annurev-polisci-033011-201728).
- Castellano, Claudio, Santo Fortunato, und Vittorio Loreto. 2009. Statistical physics of social dynamics. *Review of Modern Physics* 81 (2): 591–646. doi:[10.1103/RevModPhys.81.591](https://doi.org/10.1103/RevModPhys.81.591).
- Cederman, Lars-Erik. 2003. Modeling the size of wars: From billiard balls to sand-piles. *American Political Science Review* 97 (Januar): 135–150. doi:[10.1017/S0003055403000571](https://doi.org/10.1017/S0003055403000571).
- Cioffi-Revilla, Claudio. 2008. Simplicity and reality in computational modeling of politics. *Computational and Mathematical Organization Theory* 15 (1): 26–46. doi:[10.1007/s10588-008-9042-2](https://doi.org/10.1007/s10588-008-9042-2).
- Cioffi-Revilla, Claudio. 2014. *Introduction to computational social science*. London: Springer.
- Cioffi-Revilla, Claudio, und Mark Rouleau. 2010. MASON RebeLand: An agent-based model of politics, environment, and insurgency. *International Studies Review* 12 (1): 31–52. doi:[10.1111/j.1468-2486.2009.00911.x](https://doi.org/10.1111/j.1468-2486.2009.00911.x).
- Clarke, Kevin A., und David M. Primo. 2012. *A model discipline: Political science and the logic of representations*. Oxford: Oxford University Press. http://www.rochester.edu/college/psc/clarke/AMD_ClarkePrimo_Ch1.pdf.
- Clifford, Peter, und Aidan Sudbury. 1973. A model for spatial conflict. *Biometrika* 60 (3): 581–588. <http://www.jstor.org/stable/2335008>.
- Conte, R., Nigel Gilbert, G. Bonelli, C. Cioffi-Revilla, G. Deffuant, J. Kertesz, V. Loreto, et al. 2012. Manifesto of computational social science. *The European Physical Journal Special Topics* 214 (1): 325–346. doi: [10.1140/epjst/e2012-01697-8](https://doi.org/10.1140/epjst/e2012-01697-8).

- David, Nuno. 2013. Validating simulations. In *Simulating social complexity. A handbook*, Hrsg. Bruce Edmonds und Ruth Meyer, 135–171. Heidelberg: Springer.
- David, Nuno, Jaime Simão Sichman, und Helder Coelho. 2007. Simulation as formal and generative social science. The very idea. In *Worldviews, science and us. Philosophy and complexity*, Hrsg. Carlos Gershenson, Diederik Aerts, und Bruce Edmonds, 266–284. Singapore: World scientific.
- Davidsson, Paul. 2002. Agent based social simulation. A computer science view. *Journal of artificial societies and social simulation* 5 (1). <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/5/1/7.html>.
- Dean, Jeffrey S., George J. Gumerman, Joshua M. Epstein, Robert L. Axtell, Alan C. Swedlund, Miles T. Parker, und Steven McCarroll. 2000. Understanding Anasazi culture change through agent-based modeling. In *Dynamics in human and primate societies*, Hrsg. A. Kohler Timothy und George J. Gummerman, 179–205. Oxford: Oxford University Press.
- Deffuant, Guillaume, David Neau, Frederic Amblard, und Gérard Weisbuch. 2000. Mixing beliefs among interacting agents. *Advances in Complex Systems* 3 (01n04): 87–98. doi:[10.1142/S0219525900000078](https://doi.org/10.1142/S0219525900000078).
- Duffy, John. 2006. Agent-based models and human subject experiments. In *Handbook of computational economics* 2, Hrsg. Leigh Tesfatsion und Kenneth I. Judd, 949–1011. Amsterdam: Elsevier.
- Edmonds, Bruce. 2007. Simplicity is not truth-indicative. In *Worldviews, science and us*, Hrsg. Carlos Gershenson, Diederik Aerts, und Bruce Edmonds, 65–80. Singapore: World scientific.
- Edmonds, Bruce. 2015. A context- and scope-sensitive analysis of narrative data to aid the specification of agent behaviour. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 18 (1): 17. doi:[10.18564/jasss.2715](https://doi.org/10.18564/jasss.2715).
- Edmonds, Bruce, und Ruth Meyer. Hrsg. 2013. *Simulating social complexity: A handbook*. Heidelberg: Springer.
- Edmonds, Bruce, und Scott Moss. 2005. From KISS to KIDS – An ‘Anti-simplistic’ modeling approach. In *Multi-agent and multi-agent-based simulation. Joint Workshop MABS 2004, New York, NY, USA, July 19, 2004, Revised Selected Papers*, Hrsg. Paul Davidsson, Brian Logan, und Keiki Takadama, 130–144. Berlin: Springer.
- Ehrentreich, Norman. 2008. *Agent-based modeling. The Santa Fe Institute artificial stock market model revisited*. Berlin: Springer.
- Elsenbroich, Corinna. 2012. Explanation in agent-based modelling: Functions, causality or mechanisms? *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 15 (3): 1. <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/15/3/1.html>.
- Epstein, Joshua M. 2006. *Generative social science. Studies in agent-based computational modeling*. Princeton: Princeton University Press.
- Epstein, Joshua M., und Robert L. Axtell. 1996. *Growing artificial societies. Social science from the bottom up*. Washington DC: Brookings Institution Press.
- Evans, Andrew, Alison Heppenstall, und Mark Birkin. 2013. Understanding simulation results. In *Simulating social complexity. A handbook*, Hrsg. Bruce Edmonds und Ruth Meyer, 173–195. Heidelberg: Springer.
- Farmer, J. Doyne, Paolo Patelli, und Ilija I. Zovko. 2005. The predictive power of zero intelligence in financial markets. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America* 102 (6): 2254–2259. doi:[10.1073/pnas.0409157102](https://doi.org/10.1073/pnas.0409157102).
- Flache, Andreas, und Michael W. Macy. 2004. Bottom-up Modelle sozialer Dynamiken: Agentenbasierte Computermodellierung und methodologischer Individualismus. *Kölner*

- Zeitschrift für Soziologie und Sozialpsychologie Sonderheft 44*, Hrsg. Andreas Diekmann, 536–559. <http://www.gesis.org/sowiport/search/id/iz-solis-90353277>.
- Fortunato, Santo, und Claudio Castellano. 2007. Scaling and universality in proportional elections. *Physical Review Letters* 99 (13): 138701. doi:[10.1103/PhysRevLett.99.138701](https://doi.org/10.1103/PhysRevLett.99.138701).
- Fossett, Mark. 2006. Ethnic preferences, social distance dynamics, and residential segregation: Theoretical explorations using simulation analysis. *Journal of Mathematical Sociology* 30 (3/4): 185–273.
- Fowler, James H. 2005. Turnout in a small world. In *The social logic of politics. Personal networks as contexts for political behavior*, Hrsg. Alan Zuckerman, 269–287. Philadelphia: Temple University Press.
- Fowler, James H., und Oleg Smirnov. 2005. Dynamic parties and social turnout. An agent-based model. *American Journal of Sociology* 110 (4): 1070–1094.
- Frigg, Roman, und Julian Reiss. 2009. The philosophy of simulation: Hot new issues or same old stew? *Synthese* 169 (3): 593–613. <http://dx.doi.org/10.1007/s11229-008-9438-z>.
- Frigg, Roman, und Stephan Hartmann. 2012. Models in science. In *The Stanford encyclopedia of philosophy (fall 2012 edition)*, Hrsg. Edward N. Zalta. Stanford: The Metaphysics Research Lab, Center for the Study of Language and Information, Stanford University. <http://plato.stanford.edu/archives/fall2012/entries/models-science/>.
- Galam, Serge. 2002. Minority opinion spreading in random geometry. *The European Physical Journal B – Condensed matter and complex systems* 25 (4): 403–406. <http://dx.doi.org/10.1140/epjb/e20020045>.
- Garson, G. David. 2009. Computerized simulation in the social sciences. A survey and evaluation. *Simulation and Gaming* 40 (2): 267–279. <http://sag.sagepub.com/content/40/2/267>.
- Gilbert, Nigel. 2007. Computational social science Agent-based social simulation. In *Agent-based modelling and simulation in the social and human sciences*, Hrsg. Denis Phan und Frédéric Amblard, 115–133. Oxford: Bardwell Press.
- Gilbert, Nigel. 2008. *Agent-based models*. Los Angeles: Sage.
- Gilbert, Nigel, und Klaus Troitzsch. 2005. *Simulation for the social scientist*. Maidenhead: Open University Press.
- Goering, John. 2006. Shelling Redux: How sociology fails to make progress in building and empirically testing complex causal models regarding race and residence. *Journal of Mathematical Sociology* 30 (3/4): 299–317.
- Goldbeck, Jennifer. 2002. Evolving strategies for the prisoner's dilemma. In Proceedings of the 3rd WSEAS International Conference on Evolutionary Computing (EC'02), Hrsg. Ales Grmela und Nikos Mastorakis, 4861–4868. Interlaken.
- Goll, Joachim, und Cornelia Heinisch. 2016. *Java als erste Programmiersprache: Grundkurs für Hochschulen*. Wiesbaden: Springer.
- Grimm, Volker, Uta Berger, Finn Bastiansen, Sigrunn Eliassen, Vincent Ginot, Jarl Giske, John Goss-Custard, et al. 2006. A standard protocol for describing individual-based and agent-based models. *Ecological Modelling* 198 (1–2): 115–126. doi:[10.1016/j.ecolmodel.2006.04.023](https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2006.04.023).
- Grimm, Volker, Uta Berger, Donald L. DeAngelis, Gary Polhill, Jarl Giske, und Steven F. Railsback. 2010. The ODD protocol: A review and first update. *Ecological Modelling* 221 (23): 2760–2768. doi:[10.1016/j.ecolmodel.2010.08.019](https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2010.08.019).
- Grimm, Volker, Gary Polhill, und Julia Touza. 2013. Documenting social simulation models: The ODD Protocol as a Standard. In *Simulating social complexity. A handbook*,

- Hrsg. Bruce Edmonds und Ruth Meyer, 117–133. Springer. <http://www.pensamiento-complejo.com.ar/%2Fdocs%2Ffiles%2FEdmonds-Mayer%2520-%2520Simulating%2520Social%2520Complexity.pdf>.
- Groff, Elizabeth R. 2007. Simulation for theory testing and experimentation: An example using routine activity theory and street robbery. *Journal of Quantitative Criminology* 23 (2): 75–103. doi:[10.1007/s10940-006-9021-z](https://doi.org/10.1007/s10940-006-9021-z).
- Grüne-Yanoff, Till. 2009. The explanatory potential of artificial societies. *Synthese* 169 (3): 539–555. <http://dx.doi.org/10.1007/s11229-008-9429-0>.
- Hatna, Erez, und Itzhak Benenson. 2012. The Schelling model of ethnic residential dynamics: Beyond the integrated – Segregated dichotomy of patterns. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 15 (1): 6. <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/15/1/6.html>.
- Hawick, K. A., und C. J. Scogings. 2009. Roles of space and geometry in the spatial prisoners' dilemma. In *Proceedings of the IASTED international conference on modelling, simulation and identification (MSI'09)*, 659–10–1–6. Beijing.
- Heath, Brian, und Raymond Hill. 2014. Some insights into the emergence of agent-based modeling. In *Agent-based modeling and simulation*, Hrsg. Simon J. E. Taylor, 32–44. Basingstoke: Palgrave Macmillan. <http://link.springer.com/book/10.1057/9781137453648>.
- Hegselmann, Rainer, und Ulrich Krause. 2002. Opinion dynamics and bounded confidence. Models, analysis and simulation. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 5 (3): 2. <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/5/3/2.html>.
- Helbing, Dirk. 2012. *Social self-organization: Agent-based simulations and experiments to study emergent social behavior*. Berlin: Springer.
- Helbing, Dirk, und Péter Molnár. 1995. Social force model for pedestrian dynamics. *Physical Review E* 51 (5): 4282–4286. doi:[10.1103/PhysRevE.51.4282](https://doi.org/10.1103/PhysRevE.51.4282).
- Helbing, Dirk, Joachim Keltsch, und Peter Molnar. 1997. Modelling the evolution of human trail systems. *Nature* 388 (6637): 47–50.
- Helbing, Dirk, Illes Farkas, und Tamas Vicsek. 2000. Simulating dynamical features of escape panic. *Nature* 407:487–490. doi:[10.1038/35035023](https://doi.org/10.1038/35035023).
- Helbing, Dirk, A. Hennecke, Vladimir Shvetsov, und Martin Treiber. 2002. Micro- and macro-simulation of freeway traffic. *Mathematical and Computer Modelling* 35 (5–6): 517–547. doi:[10.1016/S0895-7177\(02\)80019-X](https://doi.org/10.1016/S0895-7177(02)80019-X).
- Helbing, Dirk, Lubos Buzna, Anders Johansson, und Torsten Werner. 2005. Self-organized pedestrian crowd dynamics: Experiments, simulations, and design solutions. *Transportation Science* 39 (1): 1–24.
- Horiuchi, Shiro. 2015. Emergence and collapse of the norm of resource sharing around locally abundant resources. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 18 (4): 7. doi:[10.18564/jasss.2904](https://doi.org/10.18564/jasss.2904).
- Huckfeldt, R. Robert, P. E. Johnson, und John D. Sprague. 2004. *Political disagreement: The survival of diverse opinions within communication networks*. Cambridge studies in political psychology and public opinion. Cambridge: Cambridge University Press.
- Jager, Wander, und Frédéric Amblard. 2005. Uniformity, bipolarization and pluriformity captured as generic stylized behavior with an agent-based simulation model of attitude change. *Computational & Mathematical Organization Theory* 10:295–303. <http://dx.doi.org/10.1007/s10588-005-6282-2>.
- Janssen, Marco A. 2009. Understanding artificial Anasazi. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 12 (4): 13. <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/12/4/13.html>.

- Janssen, Marco A, und Elinor Ostrom. 2006. Empirically based, agent-based models. *Ecology and Society* 11 (2): 37. <http://www.ecologyandsociety.org/articles/1861.html>, <http://www.ecologyandsociety.org/vol11/iss2/art37/>, <http://www.ecologyandsociety.org/vol11/iss2/art37/ES-2006-1861.pdf>.
- Kaye-Blake, Bill, Chris Schilling, und Elizabeth Post. 2014. Validation of an agricultural MAS for Southland, New Zealand. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 17 (4): 5. doi:[10.18564/jasss.2564](https://doi.org/10.18564/jasss.2564).
- Klügl, Franziska, und Ana L. C. Bazzan. 2004. Route decision behaviour in a commuting scenario: Simple heuristics adaptation and effect of traffic forecast. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 7 (1). <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/7/1/1.html>.
- Kollman, Ken, und Scott E. Page. 2006. Computational methods and models of politics. In *Handbook of computational economics* 2, Bd. 2, Hrsg. Leigh Tesfatsion und Kenneth I. Judd, 1433–1463. Amsterdam: Elsevier.
- Kollman, Ken, John H. Miller, und Scott E. Page. 1998. Political parties and electoral landscapes. *British Journal of Political Science* 28 (1): 139–158. <http://www.jstor.org/stable/194160>.
- Kollman, Ken, John H. Miller, und Scott E. Page. 2003. *Computational models in political economy*. Cambridge: MIT Press.
- Kumar, Sujai, und Sugata Mitra. 2006. Self-organizing traffic at a malfunctioning intersection. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 9 (4): 3. <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/9/4/3.html>.
- Kurahashi-Nakamura, Takasumi, Michael Mäs, und Jan Lorenz. 2016. Robust clustering in generalized bounded confidence models. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 19 (4): 7. doi:[10.18564/jasss.3220](https://doi.org/10.18564/jasss.3220).
- Laclavik, Michal, Štefan Dlugolinský, Martin Šeleng, Marcel Kvassay, Bernhard Schneider, Holger Bracker, Michał Wrzeszcz, Jacek Kitowski, und Ladislav Hluchý. 2012. Agent-based simulation platform evaluation in the context of human behavior modeling. In *Advanced Agent Technology: AAMAS 2011 Workshops, AMPLE, AOSE, ARMS, DOC-M3AS, ITMAS, Taipei, Taiwan, May 2–6, 2011 Revised Selected Papers*, Hrsg. Francien Dechesne, Hiromitsu Hattori, Adriaan ter Mors, Jose Miguel Such, Danny Weyns, und Frank Dignum, 396–410. Springer.
- Laver, Michael, und Ernest Sergenti. 2011. *Party competition: An agent-based model*. Princeton: Princeton University Press.
- LeBaron, Blake, W. Brian Arthur, und Richard Palmer. 1999. Time series properties of an artificial stock market. *Journal of economic dynamics and control* 23 (9–10): 1487–1516.
- Leik, Robert K., und Barbara F. Meeker. 1995. Computer simulation for exploring theories: Models of interpersonal cooperation and competition. *Sociological Perspectives* 38 (4): 463–482. <http://www.jstor.org/stable/1389268>.
- Leitner, Stephan, und Friederike Wall, Hrsg. 2014. *Artificial economics and self organization: Agent-based approaches to economics and social systems ; [Papers presented in the 9th edition of the artificial economics, Held in Klagenfurt Am Wörthersee (Austria)]*. Lecture notes in economics and mathematical systems 669. Cham: Springer.
- Little, Daniel. 2012. Analytical sociology and the rest of sociology. *Sociologica* 1:1–47. www.gemass.org/manzo/sites/default/files/2_little.pdf.
- Lorenz, Jan. 2007. Continuous opinion dynamics under bounded confidence. A survey. *International Journal of Modern Physics C: Computational Physics and Physical Com-*

- putation 18 (12): 1819–1838. <http://www.redi-bw.de/db/ebSCO.php/search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&db=aph&AN=29999101&site=ehost-live>.
- Macal, Charles M., and M. J. North. 2010. Tutorial on agent-based modelling and simulation. *Journal of Simulation* 4 (3): 151–162. doi:10.1057/jos.2010.3.
- Macal, Charles M., Michael J. North, and Douglas A. Samuelson. 2013. Agent-based simulation. In *Encyclopedia of operations research and management science*, Hrsg. Saul I. Gass und Michael C. Fu, 8–16. Boston: Springer. http://dx.doi.org/10.1007/978-1-4419-1153-7_1229.
- Macy, Michael, und Robert Willer. 2002. From factors to actors. Computational sociology and agent-based modeling. *Annual review of sociology* 28:143–166. <http://www.jstor.org/stable/3069238>.
- Malleson, Nick, Linda See, Andy Evans, und Alison Heppenstall. 2012. Implementing comprehensive offender behaviour in a realistic agent-based model of burglary. *Simulation* 88 (1): 50–71. doi:10.1177/0037549710384124.
- Manzo, Gianluca. 2010. Analytical sociology and its critics. *European Journal of Sociology/Archives Européennes de Sociologie/Europäisches Archiv für Soziologie* 51 (1): 129–170. <http://www.jstor.org/stable/23998859>.
- Marchi, Scott de, und Scott E. Page. 2014. Agent-based models. *Annual Review of Political Science* 17 (1): 1–20. doi:10.1146/annurev-polisci-080812-191558.
- Martin, Christian, und Michael Neugart. 2008. Shocks and endogenous institutions. An agent-based model of labor market performance in turbulent times. *Computational Economics* 33 (1): 31–46.
- Martis, Morvin Savio. 2006. Validation of simulation based models: A theoretical outlook. *Electronic Journal of Business Research Methods* 4 (1): 39–46. <http://www.ejbrm.com/issue/download.html?idArticle=163>.
- Meadows, Donella H., Dennis L. Meadows, Jorgen Randers, und William W. III Behrens. 1972. *The limits to growth: A report for the Club of Rome's project on the predicament of mankind*. New York: Universe Books.
- Meyers, Robert A. Hrsg. 2009. *Encyclopedia of complexity and systems science (Springer reference)*. New York: Springer.
- Michel, Fabien, Jacques Ferber, und Alexis Drogoul. 2009. Multi-agent systems and simulation: A survey from the agent community's perspective. In *Multi-agent systems. Simulation and applications*, Hrsg. Adelinde Uhrmacher und Danny Weyns, 3–51. Boca Raton: CRC Press.
- Miguel, Maxi San, Victor M. Eguiluz, Raul Toral, und Konstantin Klemm. 2005. Binary and multivariate stochastic models of consensus formation. *Computing in Science and Engineering* 7 (6): 67–73. <http://link.aip.org/link/?CSX/7/67/1>.
- Miller, John H., und Scott E. Page. 2004. The standing ovation problem. *Complexity* 9 (5): 8–16. doi:10.1002/cplx.20033.
- Miller, John H., und Scott E. Page. 2007. *Complex adaptive systems. An introduction to computational models of social life*. Princeton: Princeton University Press.
- Millington, James, Raúl Romero-Calcerrada, John Wainwright, und George Perry. 2008. An agent-based model of mediterranean agricultural land-use/cover change for examining wildfire risk. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 11 (4): 4. <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/11/4/4.html>.
- Mitchell, Melanie. 2009. *Complexity. A guided tour*. Oxford: Oxford University Press.

- Moussaid, M., D. Helbing, und G. Theraulaz. 2011. How simple rules determine pedestrian behavior and crowd disasters. *Proceedings of the National Academy of Sciences* 108 (17): 6884–6888. doi:[10.1073/pnas.1016507108](https://doi.org/10.1073/pnas.1016507108).
- Muis, Jasper. 2010. Simulating political stability and change in the Netherlands (1998–2002): An agent-based model of party competition with media effects empirically tested. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 13 (2): 4. <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/13/2/4.html>.
- Müller, Birgit, Friedrich Bohn, Gunnar Dreßler, Jürgen Groeneveld, Christian Klassert, Romina Martin, Maja Schlüter, Jule Schulze, Hanna Weise, und Nina Schwarz. 2013. Describing human decisions in agent-based models – ODD + D, an extension of the ODD protocol. *Environmental Modelling and Software* 48:37–48. doi:[10.1016/j.envsoft.2013.06.003](https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2013.06.003).
- Nagel, Kai, und Michael Schreckenberg. 1992. A cellular automaton model for freeway traffic 2. *Journal de Physique I France* 2 (12): 2221–2229.
- Nikolai, Cynthia, und Gregory Madey. 2009. Tools of the trade: A survey of various agent based modeling platforms. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 12 (2): 2. <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/12/2/2.html>.
- Nikolic, I., K. H. van Dam, und J. Kasmire. 2013. Practice. In *Agent-based modelling of socio-technical systems*, Hrsg. Koen H. van Dam, Igor Nikolic, und Zofia Lukszo, 11–72. Dordrecht: Springer.
- Nowak, Andrzej, Jacek Szamrej, und Bibb Latané. 1990. From private attitude to public opinion: A dynamic theory of social impact. *Psychological Review* 97 (3): 362–376. <http://www.redi-bw.de/db/ebSCO.php/search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&db=pdh&AN=rev-97-3-362&site=ehost-live>.
- Nowak, Martin, und Karl Sigmund. 1993. A strategy of win-stay, lose-shift that outperforms tit-for-tat in the Prisoner's Dilemma game. *Nature* 364 (6432): 56–58.
- Ostrom, Thomas. 1988. Computer simulation. The third symbol system. *Journal of experimental social psychology* 24 (5): 381–392. <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0022103188900273#>.
- Parker, Dawn C., Thomas Berger, und Steven M. Manson. 2002. Agent-based models of land-use and land-cover change. In *Report and review of an international workshop October 4–7, 2001, Irvine, California, USA*, Hrsg. William J. McConnell. LUCC Report Series 6.
- Pluchino, Alessandro, Cesare Garofalo, Giuseppe Inturri, Andrea Rapisarda, und Matteo Ignaccolo. 2014. Agent-based simulation of pedestrian behaviour in closed spaces: A museum case study. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 17 (1): 16. doi:[10.18564/jasss.2336](https://doi.org/10.18564/jasss.2336).
- Polhill, Gary, N. M. Gotts, und A. N. R. Law. 2001. Imitative versus nonimitative strategies in a land-use simulation. *Cybernetics and Systems* 32 (1–2): 285–307. doi:[10.1080/019697201300001885](https://doi.org/10.1080/019697201300001885).
- Radax, Wolfgang, und Bernhard Rengs. 2010. Timing matters: Lessons from the CA literature on updating. In *Proceedings of the 3rd World Congress on Social Simulation WCSS2010*, Hrsg. Andreas Ernst und Silke Kuhn. Kassel: Center for Environmental Systems Research.
- Railsback, Steven F., und Volker Grimm. 2012. *Agent-based and individual based modeling*. Princeton: Princeton University Press.

- Railsback, Steven F., Steven L. Lytinen, und Stephen K. Jackson. 2006. Agent-based simulation platforms: Review and development recommendations. *SIMULATION* 82 (9): 609–623. doi:[10.1177/0037549706073695](https://doi.org/10.1177/0037549706073695).
- Rijt, Arnout van de, David Siegel, und Michael Macy. 2009. Neighborhood chance and neighborhood change: A comment on Bruch and Mare. *American Journal of Sociology* 114 (4): 1166–1180.
- Russell, Stuart J., und Peter Norvig. 2003. *Artificial intelligence. A modern approach*. Pearson: Upper Saddle River.
- Salamon, Tomas. 2011. *Design of agent-based models*. Repin: Tomas Bruckner.
- Salzarulo, Laurent. 2006. A continuous opinion dynamics model based on the principle of meta-contrast. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 9 (1): 13.
- Sargent, Robert G. 2004. Validation and verification of simulation models. In *Proceedings of the 2004 winter simulation conference*, Hrsg. R. G. Ingalls, M. D. Rossetti, J. S. Smith, und B. A. Peters, 17–28. New York: ACM.
- Schadschneider, Andreas, Wolfram Klingsch, Hubert Klüpfel, Tobias Kretz, Christian Rogsch, und Armin Seyfried. 2009. Evacuation dynamics: Empirical results, modeling and applications. In *Encyclopedia of complexity and systems science*, Hrsg. Robert A. Meyers, 3142–3176. New York: Springer.
- Schelling, Thomas C. 1971. Dynamic models of segregation. *Journal of Mathematical Sociology* 1 (2): 143–186. <http://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&db=sih&AN=13985129&site=ehost-live>.
- Schelling, Thomas C. 1978. *Micromotives and macrobehaviour*. New York: Norton.
- Shiff, Joel L. 2008. *Cellular automata. A discrete view of the world*. Hoboken: Wiley. <http://eu.wiley.com/WileyCDA/WileyTitle/productCd-047016879X.html>.
- Schindler, Julia. 2012. Rethinking the tragedy of the commons: The integration of socio-psychological dispositions. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 15 (1): 4. doi:[10.18564/jasss.1822](https://doi.org/10.18564/jasss.1822).
- Squazzoni, Flaminio. 2008. The micro-macro link in social simulation. *Sociologica* 2 (1): 1–25. <http://www.sociologica.mulino.it/journal/article/index/Article/Journal:ARTICLE:179>.
- Squazzoni, Flaminio. 2010. The impact of agent-based models in the social sciences after 15 years of incursion. *History of economic ideas* 18 (2): 197–233. doi:[10.1400/148280](https://doi.org/10.1400/148280).
- Squazzoni, Flaminio. 2012. *Agent-based computational sociology*. Chichester: Wiley.
- Stauffer, Dietrich. 2009. Opinion dynamics and sociophysics. In *Encyclopedia of complexity and systems science*, Hrsg. Robert A. Meyers, 6380–6388. New York: Springer.
- Stauffer, Dietrich, und Amnon Aharony. 1992. *Introduction to percolation theory*. London: Taylor and Francis.
- Stoica, Victor Ionut, und Andreas Flache. 2014. From Schelling to schools: A comparison of a model of residential segregation with a model of school segregation. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 17 (1): 5. <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/17/1/5.html>.
- Sznajd-Weron, Katarzyna, und Józef Sznajd. 2000. Opinion evolution in closed community. *International Journal of Modern Physics C: Computational Physics & Physical Computation* 11 (6): 1157–1165. <http://www.redi-bw.de/db/ebsco.php/search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&db=aph&AN=6623635&site=ehost-live>.
- Tesfatsion, Leigh. 2006. Agent-based computational economics: A constructive approach to economic theory. In *Handbook of computational economics* 2, Hrsg. Leigh Tesfatsion und Kenneth I. Judd, 831–880. Amsterdam: Elsevier.
- Tesfatsion, Leigh, und Kenneth I. Judd. 2006. *Handbook of computational economics. Agent-based computational economics. Volume 2*, Bd. 13. Amsterdam: Elsevier.

- Thorngate, Warren. 2015. Heads and hearts: Three methods for explicating judgment and decision processes. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 18 (1): 14. doi:[10.18564/jasss.2639](https://doi.org/10.18564/jasss.2639).
- Troitzsch, Klaus. 1997. Social science simulation – Origins, prospects, purposes. In *Simulating social phenomena*, Hrsg. Rosaria Conte, Rainer Hegselmann, und Pietro Terna, 41–54. Berlin: Springer.
- Troitzsch, Klaus. 2006. Dynamische Systemmodelle. In *Methoden der Sozialforschung*, Hrsg. Andreas Diekmann, 505–535. Wiesbaden: VS Verlag.
- Waldherr, Annie, und Nanda Wijermans. 2013. Communicating social simulation models to sceptical minds. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 16 (4): 13. <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/16/4/13.html>.
- Weidmann, Nils B., und Idean Salehyan. 2013. Violence and ethnic segregation: A computational model applied to Baghdad. *International Studies Quarterly* 57 (1): 52–64. doi:[10.1111/isqu.12059](https://doi.org/10.1111/isqu.12059).
- Weisbuch, Gérard, Guillaume Deffuant, Frédéric Amblard, und Jean-Pierre Nadal. 2002. Meet, discuss, and segregate! *Complexity* 7 (3): 55–63. doi:[10.1002/cplx.10031](https://doi.org/10.1002/cplx.10031).
- Weyuker, Elaine J. 1982. On testing non-testable programs. *The Computer Journal* 25 (4): 465–470. doi:[10.1093/comjnl/25.4.465](https://doi.org/10.1093/comjnl/25.4.465).
- Wilensky, Uri, und William Rand. 2015. *An introduction to agent-based modeling. Modeling natural, social, and engineered complex systems with NetLogo*. Cambridge: MIT Press.
- Winsberg, Eric. 2009. Computer simulation and the philosophy of science. *Philosophy Compass* 4 (5): 835–845. doi:[10.1111/j.1747-9991.2009.00236.x](https://doi.org/10.1111/j.1747-9991.2009.00236.x).
- Winther, Rasmus Grønfeldt. 2015. The structure of scientific theories. In *The Stanford Encyclopedia of Philosophy (Spring 2015 Edition)*, Hrsg. Edward N. Zalta. Stanford: The Metaphysics Research Lab, Center for the Study of Language and Information, Stanford University. <http://plato.stanford.edu/archives/spr2015/entries/structure-scientific-theories/>.
- Wooldridge, Michael. 2009. *An introduction to multiagent systems*. New York: Wiley.
- Wooldridge, Michael, und Nicholas R. Jennings. 1995. Intelligent agents. Theory and practice. *Knowledge engineering review* 10 (2): 115–152.
- Wu, Jianzhong, und Robert Axelrod. 1995. How to cope with noise in the iterated prisoner's dilemma. *The Journal of Conflict Resolution* 39 (1): 183–189.
- Xia, Haoxiang, Huili Wang, und Zhaoguo Xuan. 2011. Opinion dynamics: A multidisciplinary review and perspective on future research. *International journal of knowledge and systems science* 2 (4): 72–91. <http://www.igi-global.com/article/opinion-dynamics-multi-disciplinary-review-perspective/61135>.
- Younger, Stephen. 2003. Discrete agent simulations of the effect of simple social structures on the benefits of resource sharing. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 6 (3). <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/6/3/1.html>.
- Younger, Stephen. 2011. Leadership, violence, and warfare in small societies. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 14 (3): 8. doi:[10.18564/jasss.1784](https://doi.org/10.18564/jasss.1784).

Neue Trends in den Sozialwissenschaften
Innovative Techniken für qualitative und quantitative
Forschung

Jäckle, S. (Hrsg.)

2017, VIII, 372 S. 49 Abb., Softcover

ISBN: 978-3-658-17188-9