

Zur Methode der agenten-basierten Simulation in der Politikwissenschaft am Beispiel von Meinungsdynamik und Parteienwettbewerb

Jan Lorenz

Einführung

In agenten-basierten Computersimulationen kann man, wenn sie geeignet visualisiert sind, sehen, wie emergente Phänomene aus lokalen Interaktionen entstehen. Man kann mit Annahmen und Parametern spielen und damit neue Partei-strategien zum Gewinnen von Wahlen ausprobieren, die selbstorganisierte Partei-bildung manipulieren oder Revolutionen an kritischen Schwellwerten auslösen. Sie bilden eine spielerische Brücke zwischen Theorie und Realität. In diesem Beitrag wird die Methode der agenten-basierten Computersimulation als allgemeine Methode zur Untersuchung formaler Modelle im Hinblick auf politikwissenschaftliche Fragestellungen vorgestellt und an ausgewählten Beispielen erläutert.

Ein Modell nennt man agenten-basiert, wenn jeder reale Agent des Systems auch in der formalen Beschreibung des Modells auftaucht. Den Agenten im Modell entsprechen die handelnden Individuen in der Wirklichkeit. „Agenten-basierte Simulation“ ist die Methode, solch ein formales Model in einem Computerprogramm zu implementieren und dann durch Versuche und Beobachtungen zu analysieren. In den meisten wissenschaftlichen Disziplinen der Natur- und Sozialwissenschaften gibt es inzwischen Methoden, die man als agenten-basierte Simulation bezeichnen kann.

Mit dem Begriff „agenten-basiert“ wird manchmal die Abgrenzung zu „aggregierten“ formalen Modellen gesucht. Ein typisches Beispiel ist die Abgrenzung gegen Modelle, die auf funktionalen Zusammenhängen zwischen makro-ökonomischen oder makrosoziologischen Größen beruhen, zum Beispiel der Art „Angebot und Nachfrage finden ein Gleichgewicht“ oder „die Scheidungsrate steigt mit zunehmender Erwerbsquote von Frauen“. Ziel solcher Modelle ist es, Gleichgewichtszustände zu charakterisieren, oder mittels Differential- oder Differenzgleichungen die Dynamik zu charakterisieren. Letzteres schließt oft ersteres mit ein und letzteres kann oft ein Mittel für ersteres sein (zum Beispiel durch Fixpunktiteration). Hergeleitet werden solche Modelle oft durch Verhal-

tensannahmen über einen oder sehr wenige „repräsentative Agenten“ (zum Beispiel über die Anreize, die Ehepartner haben, sich scheiden zu lassen). Ein Modell des repräsentativen Agenten ist ein einfacher (bzw. der pathologische) Spezialfall eines agenten-basierten Modells. Die Modellannahmen können auch auf Viel-Agenten-Modelle übertragen werden.

Man kann agenten-basierte Modelle von einem Modell in der Statistik als Grundlage eines Regressionsmodells abgrenzen. Das liegt nahe, da es in Studien, die mit schließender Statistik arbeiten, oft hauptsächlich darauf ankommt zu zeigen, dass es einen substantiellen und signifikanten Effekt von unabhängigen Variablen auf abhängige Variablen gibt, und nicht darauf, diese Abhängigkeit exakt und kausal zu beschreiben. Es wird eine möglichst passende Regression gewählt und anhand empirischer Daten quantifiziert, welche unabhängigen Variablen Einfluss haben und welche nicht. Eine das Individuum betreffende realistische Modellauswahl steht dabei häufig nicht im Vordergrund. Oft wird ein lineares Modell gewählt, was man zum Beispiel durch die Annahme rechtfertigt, dass sich das Modell in dem Bereich, der untersucht wird, annähernd linear verhält. Letztendlich quantifiziert man durch ein statistisches Modell aber meist auch ein Modell eines repräsentativen Agenten mit nicht erklärten und als zufällig aufgefassten Einflüssen. Das heißt, man kann auch ein statistisches Modell als ein agenten-basiertes auffassen. Die Fälle im Datensatz sind die Agenten und das Verhalten eines Agenten (die abhängige Variable) ergibt sich aus dem Einfluss der aktuellen unabhängigen Variablen und einem zusätzlichen zufälligen Einfluss (der statistische Fehler). Würden sich die unabhängigen Variablen ändern, würde sich auch die abhängige Variable ändern.

Manche Autoren grenzen sich mit der Benutzung von agenten-basierten Modellen gegen „theoretische“ (bzw. „gleichungsbasierte“) Modelle ab. Eine Sichtweise ist dabei manchmal, dass man durch die Benutzung eines agenten-basierten Modells darauf verzichte, Differential-Gleichungen aufzustellen und nach Gleichgewichten zu suchen, sondern stattdessen die „echte“ Dynamik der einzelnen Individuen direkt im Computer programmiere. Damit könne man Modelle realistischer analysieren, auch ohne die Suche nach Gleichgewichten. Diese Abgrenzung ist künstlich. Auch einem Computer-Programm liegt ein genau spezifiziertes formales Modell zugrunde, das letztlich mit exakten Berechnungsvorschriften arbeitet. Dementsprechend gibt es keinen Unterschied in der formalen Strenge der Modelle, sondern höchsten zwei Seiten derselben Medaille: Für ein als Computerprogramm spezifiziertes agenten-basiertes Modell kann man aggregierte Modelle ableiten, zum Beispiel mit Differential- oder Differenzgleichung für Mittelwerte oder Verteilungen gewisser Variablen.

Diese Gleichungen kann man dann analytisch oder nur numerisch berechnen. Dadurch lassen sich die in agenten-basierten Simulationen auftretenden Emergenzphänomene oft besser erklären und veranschaulichen. Aus einem Gleichungssystem wiederum lässt sich, wie schon erwähnt, oft ein Algorithmus für die Dynamik eines Systems mit vielen Agenten konzipieren. Solch ein Algorithmus kann als Beispiel dienen, um zu veranschaulichen, dass aggregierte Variablen des Viel-Agenten-Systems tatsächlich die gesamte Dynamik im Sinne eines repräsentativen Agenten beschreiben können.

Der Begriff „Modell“ in „agent-basiertes Modell“ ist also nicht fundamental anders als beim aggregierten, statistischen oder theoretischen Modell. Letztlich sind alles Modelle, also Abstraktionen der Realität. Die Grundlage aller genannten Ansätze ist, dass ein Modell genau formal beschrieben wird. Den genannten Modelltypen liegt kein unterschiedliches Verständnis von „Modell“ zugrunde, sondern es sind unterschiedliche Methoden, Modelle zu untersuchen: Empirisch mit Mitteln der Statistik und theoretisch mit Mitteln der Mathematik, dynamischer Systeme oder der Spieltheorie. Die agenten-basierte Simulation ist eine relativ neue Methode zur „spielerischen“ theoretischen Exploration von formalen Modellen. Obwohl die Methode einen spielerischen Charakter hat, kann sie systematisch angewandt werden. Bei der systematischen Anwendung kann es aber auch schnell passieren, dass theoretische oder „halb“-theoretische Methoden dann doch besser geeignet sind, die Essenz des beobachteten Phänomens zu beschreiben.

Meiner Ansicht nach entsteht der größte Erkenntnisgewinn oft gerade beim Übergang von einer Methode zur anderen. Die Forschungsmethode hat immer Auswirkungen auf die Auswahl des Gegenstandes, den sie untersucht. Die Methode der agenten-basierten Simulation eignet sich besonders,

- wenn ein formales Modell explorativ untersucht werden soll, um zum Beispiel im nächsten Schritt geeignete Modellvereinfachungen oder theoretische Erklärungen zu finden, wenn es um viele heterogene Agenten geht und ein repräsentativer Agent oder eine dichte-basierte Beschreibung von unendlich vielen Agenten nicht ausreicht, um das Phänomen zu charakterisieren,
- wenn es nicht nur um funktionale Zusammenhänge von Variablen geht (wie in statistischen Modellen), sondern auch um die Entwicklung von Variablen im Zeitverlauf durch Interaktion,
- wenn es darum geht, ein emergentes Phänomen auf der Makroebene aus der Interaktion der Agenten heraus zu erklären,

- eventuell sogar um Vorhersage-Modelle für die Wirklichkeit zu erstellen, wenn das Modell geeignet ist, mit realen Daten gefüttert zu werden, schnell genug berechnet werden kann und in der Praxis brauchbare Vorhersagen liefert.

6-Schritt Ablauf der Simulation agenten-basierter Modelle

Grundlage der Methode Computersimulation ist ein agenten-basiertes Modell. Man muss also erst das Modell exakt formuliert haben. Dann kommt die Implementation. In der Realität verläuft die Modellentwicklung, also die Definition des Modells, und die Modellanalyse, bzw. der Abgleich mit empirischen Daten oft parallel oder im Wechselspiel, eventuell sogar noch im Wechselspiel mit der Erhebung empirischer Daten, zum Beispiel durch Experimente.

Im Rahmen eines Modellentwicklungsprozesses kann man die Forschungsmethode „Simulation agenten-basierter Modelle“ in sechs typische Schritte aufteilen:

(1) *Agenten und Parameter.* Definieren der Agenten und ihrer dynamischen Variablen und statischen Parameter zur Beschreibung ihres Zustands. Beispiele für dynamische Variablen von Agenten in politikwissenschaftlichen Modellen sind: Die politische Position eines Akteurs, die Partei, für die sich ein Wähler entscheidet, oder die Unzufriedenheit eines Menschen in seinem politischen System. Beispiele für statische Parameter sind Variablen eines Agenten, die sich nicht ändern, aber für die Dynamik relevant sind. Das können demographische oder charakterliche Merkmale sein, wie das Alter, die Vertrauenswürdigkeit, ein spezieller Status oder ein Verhaltenstyp.

(2) *Verhaltensregeln.* Definieren von Regeln, nach denen sich der Zustand der Agenten ändert. Dabei spielen typischerweise die Werte von anderen Agenten eine Rolle. Die Regeln für die Veränderung werden in den Sozialwissenschaften oft aus klassischen Nutzenfunktionen abgeleitet. Sie können aber auch sozialpsychologischen Theorien entstammen. Oft spielt auch der Zufall eine Rolle: entweder direkt in der Art oder der Ausprägung von Veränderung oder bei der Auswahl von Informationen und Reizen, die ein Agent von anderen erhält. Eine Verhaltensregel kann zum Beispiel beschreiben, wie ein Agent zur Auswahl der Partei kommt, die er wählt, wie er seine Meinung ändert und unter welchen Bedingungen er entscheidet, gegen das politische System zu rebellieren.

(3) *Anfangskonstellation.* Festlegen von Anfangskonstellationen. Oft wird eine Anzahl von Agenten festgelegt, danach werden die Werte der statischen

Parameter und die Anfangswerte der dynamischen Parameter festgelegt – manchmal „von Hand“, manchmal aus empirischen Daten, aber oft zufällig aus zu spezifizierenden Verteilungen. Zum Beispiel werden die politischen Positionen der Wähler als zufällig gezogene Zahlen aus einer Normalverteilung gewählt. Dann werden für einige Parteien zufällige Anfangspositionen gewählt, damit es dann mit dem „Stimmenfang“ losgehen kann.

(4) *Simulationsablauf*. Implementieren eines Simulationsablaufs als Computerprogramm. Dabei macht man sich auch Gedanken darüber, wie die anfallenden Daten abgespeichert und visualisiert werden können. Besonders wünschenswert sind Visualisierungen, die sowohl die Dynamik einzelner Agenten nachvollziehbar machen, als auch emergente Phänomene auf der Makroebene. Die Grundlage der Visualisierung in der Programmierumgebung NetLogo¹ sind zum Beispiel eine Menge kleiner Dreiecke, die sich in einer zweidimensionalen Ebene bewegen, die aus einem Raster von „patches“ besteht.

(5) *Makrovariablen*. Definieren von aussagekräftigen Makrovariablen, um ein emergentes Phänomen zu beschreiben. Beispiele für Makrovariablen sind der Anteil der rebellierenden Menschen an der Gesamtbevölkerung oder die Stimmenanteile der Parteien nach einer Wahl.

(6) *Massensimulationen*. Aufsetzen von „Massensimulationen“, um den Einfluss von statischen Parametern auf Makrovariablen systematisch zu untersuchen. Man kann zum Beispiel jeweils 100 Simulationen mit verschiedenen Anfangskonstellationen bzgl. der statischen Parameter laufen lassen und dadurch die Verteilung einer Makrovariablen empirisch für die verschiedenen Konstellationen feststellen.

Im Verlauf dieses Beitrags werde ich sechs Modelle und agenten-basierte Simulationen nach dem beschriebenen 6-Schritt-Ablauf vorstellen: Die ersten beiden Modelle sind nicht sozialwissenschaftlich, sondern kommen aus der Teilchen-Physik (Magnetisierung), und der Verhaltensbiologie (Schwarmverhalten). Die letzten vier Beispiele kommen aus den Sozialwissenschaften und behandeln politikwissenschaftliche Themen: zwei Modelle beschreiben die Suche von Parteien nach Wählern und Unterstützern, die anderen beiden die Suche von Bürgern nach der Bestimmung ihrer politischen Meinung im Bezug zu den Meinungen von anderen. Die zwei nicht-sozialwissenschaftlichen Beispiele werden vorgestellt, um einerseits die Allgemeinheit des Ablaufs zu demonstrieren und um andererseits Analogien zu den sozialwissenschaftlichen Modellen aufzuzeigen. Die vier politikwissenschaftlichen Modelle zum Parteienwettbewerb und zur Meinungsdynamik wurden ausgewählt, weil es in allen

¹ <http://ccl.northwestern.edu/netlogo/NetLogo>.

Modellen um Dynamik im politischen Raum geht und man sie deshalb gut miteinander vergleichen kann. Im Anschluss an die Darstellung der Modelle wird eine kurze Übersicht über andere agenten-basierte Modelle aus der Politikwissenschaft gegeben.

In den Beispielen wird Wert auf die Schilderung des Ablaufs gelegt und nicht auf die Begründung für einzelne Modellentscheidungen. Beim Verständnis der Schilderung von Studien mit agenten-basierten Simulationen stößt man oft auf die Schwierigkeit, dass die Beschreibung des Algorithmus vermischt ist mit Begründungen für einzelne Modellierungsentscheidungen. Eine weitere Problematik ist, dass Teile eines Algorithmus häufig in einer bildlichen Sprache beschrieben werden, damit der Leser schneller die Idee verstehen kann. Der Nachteil daran ist, dass man diese Schilderungen leicht mit Begründungen für die Modellauswahl verwechseln kann.² Der Leser hat also das genaue Verständnis des Ablaufs, die bildhafte Erläuterung und Begründungen für die Modellannahmen gleichzeitig sowohl auseinander zu halten aber auch in ihrer Gesamtheit zu verstehen.

Bei den Beispielen in diesem Beitrag verzichte ich darauf, Begründungen für die verschiedenen Modelle in die Schilderung des Ablaufs einzubauen. Ich versuche, den genauen Ablauf möglichst klar und in aller Kürze wiederzugeben. Das führt dazu, dass keine ganz exakte Rekonstruktion des Algorithmus aus meinen Schilderungen möglich ist. Ich versuche eine bildliche Sprache, die allerdings möglichst nah an einer formal korrekten Beschreibung liegt. Für die formal exakte Beschreibung muss man allerdings die einzelnen Studien direkt lesen.³

² Beispiel zur HUNTER-Strategie in Laver (2005) (siehe Beispiel 4): Wenn geschildert wird, dass eine formal definierte Such-Strategie Wähler „jagt“, dann ist das nicht zu verwechseln mit einer inhaltlichen Aussage über das Verhalten von echten Parteien. Der Vergleich drängt sich zwar wahrscheinlich auf und ist oft auch so gemeint, aber „jagen“ ist keine inhaltliche Modellannahme. Es macht keinen Sinn, das Modell des Autors über den Bedeutungsumfang des Begriffs „jagen“ zu kritisieren, sondern nur über die wirklich definierten formalen Abläufe. Eine Kritik am Begriff „jagen“ ist aber durchaus berechtigt, als Kritik an der Benennung, wenn sie irreführend ist.

³ Allerdings leisten manche Studien eine formal exakte Darstellung des Ablaufs in ihrem Text nicht vollständig. Das muss aber meiner Ansicht nach immer Ziel einer Simulationsstudie sein, auch wenn es schwierig ist, einen didaktisch für eine breite Zielgruppe angenehm aufzunehmenden Text inklusive vollständiger Modellspezifikation gut zu strukturieren. Zur endgültigen Klarstellung, was genau implementiert ist, ist es zusätzlich unerlässlich, den Code der Implementation selbst mit der Studie zu veröffentlichen (in welcher Programmierumgebung auch immer, siehe dazu auch Barnes (2010)).

Agenten-basierte Simulation in Teilchen-Physik und Verhaltensbiologie

In diesem Abschnitt werden zwei naturwissenschaftliche Beispiele vorgestellt. Die Magnetisierung bzw. Entmagnetisierung eines Metalls bei unterschiedlichen Temperaturen als Teilchen-basiertes Modell und ein Individuum-basiertes Modell eines Fischschwarms. Als Überleitung zu den politikwissenschaftlichen Modellen gehe ich auf typische Unterschiede ein, wenn sozialwissenschaftliche anstatt naturwissenschaftlicher Systeme modelliert werden.

Beispiel 1: Magnetisierung

Warum geht die magnetische Eigenschaft eines Metalls oberhalb einer kritischen Temperatur plötzlich verloren? (nach stochastischem Ising-Modell, skizziert nach Liggett (1985))

(1) *Agenten und Parameter.* Gehen wir davon aus, dass die Atome (Agenten) eines Festkörpers in einem starren Gitter angeordnet sind. Jedes Atom bleibt an seinem Platz und hat somit also eine gleich bleibende Nachbarschaft von Atomen. Jedes Atom muss stets in einem von zwei Zuständen sein. Nennen wir die Zustände „Up“-Spin und „Down“-Spin. Der Festkörper ist magnetisch, wenn alle Spins gleich sind. Der Spin ist die dynamische Variable der Agenten. Als statischer Parameter sei die Temperatur relevant.

(2) *Verhaltensregeln.* Die Regel für die Änderung des Zustands ist: Ein Atom ändert seinen Spin per Zufall, aber die Wahrscheinlichkeit, in den Up-Zustand zu gehen, steigt mit dem Anteil der Atome im Up-Zustand in der Nachbarschaft. (Analog für den Down-Zustand.) Der statische Parameter Temperatur beeinflusst die Zufälligkeit der Änderungen: Bei niedrigen Temperaturen spielt der Zufall eine sehr unbedeutende Rolle. Sind also die meisten Nachbarn „Down“, dann geht das Atom sehr sicher in den Down-Zustand. Bei hohen Temperaturen, ist die Zufälligkeit höher. Sind die meisten Nachbarn „Down“, gibt es also eine nicht zu vernachlässigende Wahrscheinlichkeit trotzdem zum Up-Zustand zu wechseln.

(3) *Anfangskonstellation.* Stellen wir uns vor, dass der Anfangs-Spin von jedem Atom durch einen Münzwurf bestimmt wird.

(4) *Simulationsablauf.* Beginnend mit der Anfangskonstellation wird ein Atom zufällig ausgewählt und wechselt seinen Spin mit der durch die Nachbarschaft und die Temperatur gegebenen Wahrscheinlichkeiten. Dieser Vorgang wird wiederholt.

(5) *Makrovariablen.* Als Makro-Variable wird die Magnetisierung definiert. Sie ist maximal, wenn alle Atome im gleichen Zustand sind und minimal wenn es genau gleich viele Up- und Down-Atome gibt.

(6) *Massensimulationen.* Für verschiedene Temperaturwerte werden mehrere Simulationsläufe berechnet bis sich im Zeitverlauf der Wert der Magnetisierung stabilisiert hat. Über mehrere Simulationsabläufe kann man die durchschnittliche Magnetisierung bestimmen, sowie eine Verteilung des stabilisierten Wertes der Magnetisierung bei gleicher Temperatur.

Ergebnisse. Bei niedriger Temperatur stellt sich eine hohe Magnetisierung ein, weil sich schnell ein Spin durchsetzt. Liegt die Temperatur oberhalb einer kritischen Temperatur, ist der zufällige Einfluss so stark, dass sich keine Magnetisierung einstellt. Ist die Temperatur nahe dem kritischen Wert, können kleine Fluktuationen große Veränderungen auslösen: Ein magnetisierter Körper kann für längere Zeit aus dem Gleichgewicht geraten und sich zum Beispiel danach im anderen Spin stabilisieren. Mit dem Modell kann erklärt werden, dass viele Metalle ihre magnetischen Eigenschaften bei hohen Temperaturen plötzlich verlieren. Die Magnetisierung ist somit ein emergentes Phänomen der dynamischen Regeln.

Anmerkungen. Die kritische Temperatur lässt sich auch ohne Simulation bestimmen, zum Beispiel durch eine Molekularfeldnäherung. Die agentenbasierte Simulation wird aber auch häufig in der Physik (unter dem Namen „Monte-Carlo Methode“) verwendet um zu überprüfen, ob die Ergebnisse theoretischer Ableitung auch „in echt“ eintreffen, da die theoretischen Herleitungen oft vereinfachende Annahmen benutzen. Den spontanen Übergang von Magnetisierung zu Entmagnetisierung an der kritischen Temperatur bezeichnet man als Phasenübergang. Der Körper geht von der nichtmagnetischen Phase in die magnetische über. Liggett (1985) beschreibt eine Klasse ähnlicher Modelle von interagierende Teilchen die zwischen zwei Zuständen nach unterschiedlichen Regeln hin und her wechseln. Eine Klasse dieser Modelle heißt „voter models“. Der Name zeigt schon auf, dass sich Analogien zu sozialen und politischen Systemen aufdrängen: die Emergenz der Magnetisierung erinnert an eine Gesellschaft von Menschen (anstatt Atomen), die sich nach Turbulenzen in einem Gleichgewichtszustand von Einmütigkeit befindet, ohne dass es zu einer zentral gesteuerten Entscheidung gekommen ist. Der Phasenübergang zu einem dauerhaft nicht magnetischen (ungeordneten) Zustand durch Überschreiten der kritischen Temperatur findet seine Analogie im spontanen Entstehen von Unruhen. Nach einer „Unruhe“ durch kurzfristige Anhebung der Temperatur ist es zum

Beispiel möglich, dass sich das System nach dem Absinken der Temperatur in genau anderen Zustand (zum Beispiel „Up“ anstatt „Down“) magnetisiert.

Beispiel 2: Schwarmverhalten

Wieso bewegt sich ein Schwarm wie ein einzelner Organismus, obwohl kein Leittier zu erkennen ist? Wie kann die Entstehung von verschiedenen Schwarmtypen erklärt werden? (skizziert nach Reynolds (1987) und Couzin et al. (2002))

(1) *Agenten und Parameter.* Die Fische (Agenten) in einem Schwarm befinden sich im Wasser in einem Raum mit drei Dimensionen, in denen sie sich bewegen können. Ihr Zustand wird durch einen Positionsvektor und einen Richtungsvektor (mit Einheitslänge) bestimmt. Statische Parameter sind die Radien von drei Zonen um jeden einzelnen Fisch: eine kleine Abstoßungszone, eine größere Angleichungszone und eine noch größere Anziehungszone.

(2) *Verhaltensregeln.* Jeder Fisch ist in der Lage, Position und Richtung von benachbarten Fischen wahrzunehmen und passt seinen eigenen Richtungsvektor aufgrund von Informationen über die Fische in seine Nähe an. Sind Fische in seiner Abstoßungszone, möchte der Fisch sich von ihnen entfernen (keine Zusammenstöße!). Sind keine Fische in seiner Abstoßungszone, möchte er seine Richtung mit Fischen in der darum herum liegenden Angleichungszone angleichen. Auf Fische in der weiteren Anziehungszone möchte er sich zu bewegen. Aus den Informationen über die Fische in diesen zwei Zonen kann der Fisch zwei mögliche neue Wunschrichtungen bestimmen, eine zum Angleichen und eine zum Annähern ans Zentrum der Gruppe. Daraus wiederum berechnet er eine Richtung, die er gerne einschlagen will. Die Spezifikation der genauen Regeln übersteigt den Umfang eines kleinen Beispiels.

(3) *Anfangskonstellation.* Man kann nun die Anfangskonstellation eines Fischschwarms erzeugen, indem man eine beliebige Anzahl Fische mit zufälligen Positionen und zufälligen Richtungen erstellt (zum Beispiel gleichverteilt in einer Kugel um den Ursprung). Wird die Größe der Abstoßungszone als Einheitsgröße festgelegt, bleiben als freie statische Parameter die Größen der Angleichungszone und die Größe der Anziehungszone.

(4) *Simulationsablauf.* In der Computersimulation muss man nun immer abwechselnd für alle Fische neue Positionen aus den alten Positionen und den Richtungsvektoren berechnen und die Richtungsvektoren aufgrund der Verhaltensregeln anpassen.

(5) *Makrovariablen*. Man kann die Makrovariablen „Gruppendrehmoment“ und „Gruppengleichrichtung“ definieren und zu jedem Zeitpunkt für den Schwarm berechnen.

(6) *Massensimulationen*. Für die Größen der Angleichungs- und Anziehungszonen wird ein zwei-dimensionales Raster gebildet. Für jeden Punkt in diesem Raster wird eine genügend große Anzahl von Simulationsläufen berechnet, jeweils bis sich die Werte für Gruppengleichrichtung und Gruppendrehmoment stabilisieren.

Ergebnisse. Bei einer kleinen Angleichungszone und einer kleinen Anziehungszone entsteht kein zusammenhängender Schwarm. Bei einer größeren Anziehungszone, aber kleinerer Angleichungszone entsteht ein zusammenhängender Schwarm im Sinne eines Bienenschwarms, in dem die Fische niemals alle in die gleiche Richtung schwimmen. Ist die Angleichungszone groß genug, entsteht ein Schwarm, der sich bis auf kleinere Fluktuationen gleichmäßig in eine Richtung bewegt. Für eine mittelgroße Angleichungszone und eine genügend große Anziehungszone gibt es eine interessante Phase, in der sich die Fische in einem Torus bewegen. Das heißt, sie schwimmen alle hintereinander her in einem Ring. Dieses Verhalten kann auch in der Realität beobachtet werden.

Anmerkungen. Es ist vorstellbar, dass sich die Größen der Radien der Zonen bei den Fischen durch aktuelle Umwelteinflüsse wie zum Beispiel Gefahr verändern. Dadurch kann der Fischschwarm eventuell schnell ein für die Mehrzahl der Fische günstiges Verhalten adaptieren, ohne dass es eines Bestimmerfisches bedarf. Die kollektive Bewegung ist ein emergentes Phänomen von recht einfachen Regeln, die nur lokale Informationen benutzen. Dieses faszinierende Phänomen hat die Idee inspiriert, dass auch Systeme mit vielen Menschen von der „Schwarmintelligenz“ profitieren können. Ähnliche Modelle werden auch in der Simulation von menschlichen Fußgängerströmen benutzt.

Für die Teilchen in der Physik und die Fische im Schwarm werden stochastische oder deterministische Verhaltensregeln angenommen, das heißt Teilchen und Fische reagieren automatisch auf die aktuellen Umweltreize (vor allem auf die ihrer Nachbarn). Kann man so auch in den Sozialwissenschaften modellieren, wo doch Menschen über einen freien Willen oder intelligente und rationale Problemlösungsmethoden verfügen? Ich denke, es spricht nichts dagegen. Sofern wir annehmen, dass Menschen in Entscheidungssituation auch tatsächlich irgendetwas entscheiden oder etwas tun, können wir versuchen es zu modellieren. Die Entscheidungstheorie (siehe Myerson (1991), Kapitel 1) beruht auf der Annahme der freien Wahlmöglichkeit aus einer Menge möglicher Alternativen, aus denen Agenten durch Maximierung des erwarteten Nutzen auswählen. Die-

ses Prinzip lässt sich bei der Definition von Verhaltensregeln in den Ablauf der Forschungsmethode aufnehmen. Der rationale und intelligente Agent wie in der Spieltheorie definiert (Myerson (1991), S. 2–4), hat also auch seinen Platz in agenten-basierten Modellen.

Das Erkenntnisinteresse der spieltheoretischen Analyse ist oft das Charakterisieren von Gleichgewichtslösungen. Im Gegensatz dazu hat man bei agenten-basierten Modellen oft ein Interesse, die Dynamik der Interaktionen vor dem Erreichen eines Gleichgewichtszustands zu beobachten und zu verstehen. Viele Autoren, die agenten-basierte Simulationen verwenden, betonen allerdings, dass Menschen nur eingeschränkt rational handeln, und gründen das implementierte Interaktionsverhalten auf einfachen Verhaltensheuristiken. Dafür gibt es im Wesentlichen drei gute Gründe:

- Das individuelle deterministische Optimierungsproblem eines Agenten zur Maximierung seines Nutzens ist mathematisch so komplex und die Lösung so aufwendig, dass es nicht mit den zur Verfügung stehenden Ressourcen (Zeit, Geld, Rechenpower) gelöst werden kann. Stattdessen werden erfahrungsgelenkte Suchheuristiken verwendet, die die Suche nach dem Maximum bei einem „zufriedenstellenden“ Ergebnis beenden.
- Die individuelle Einschätzung des Zustands der Welt ist so stark von fehlenden Informationen und Unsicherheit geprägt, dass der rationale Ansatz zur Problemlösung sehr komplex und zeitaufwendig ist: Die Einschätzung von sehr vielen Wahrscheinlichkeitsverteilungen ist nötig.⁴
- Bei den Agenten in der modellierten Situation handelt es sich gar nicht um intelligente rationale Problemlöser sondern vielmehr um Organismen, die einem Reiz-Reaktionsschema folgen. Es gibt also gar keine Nutzenfunktion zu zukünftigen Ergebnissen, sondern genetisch oder kulturell programmierte Verhaltensregeln aufgrund aktueller Reize, zum Beispiel durch Emotionen.

Die Politikwissenschaft kann von Modellen der Physik und der Verhaltensbiologie lernen, dass interessante Phänomene auf der Makroebene ihre Ursache in lokalen Interaktionen von einfachen Regeln haben können. Für plötzliche Aufstände oder Schwarmverhalten braucht es nicht unbedingt eine zentrale Steue-

⁴ Myersons Prozedur (Myerson (1991), S. 13-14) zeigt auf, dass man zur Ermittlung von Nutzenfunktionen und subjektiven Wahrscheinlichkeiten nur endliche viele Fragen im Sinne von „Willst du lieber A, wenn es so ist, oder B wenn es anders ist?“ an einen Agenten benötigt. Das gilt zumindest, wenn es nur endlich viele Zustände der Welt und endlich viele Alternativen gibt. Aber auch endlich viele Fragen können zu viele sein.

rung oder zentrale Institutionen. Macy und Willer (2002) nennen diesen Aspekt als wichtigsten Beitrag von agenten-basierten Simulationen in der Soziologie. Innerhalb der Physik hat sich bereits eine Community für Soziophysik gebildet (siehe zum Beispiel Castellano et al. (2009)). In der Darstellung der folgenden politikwissenschaftlichen Beispiele betone ich diese Emergenz von Makrophänomenen aus den Interaktionsregeln.

Beispiele agenten-basierter Modelle zur Dynamik im politischen Raum

Gemeinsam in den vier Modellen, die in diesem Abschnitt vorgestellt werden ist, dass es viele Agenten gibt (Wähler oder Parteien), deren Zustand im Wesentlichen durch eine Position im politischen Raum festgelegt ist, die durch eine reelle Zahl oder einen Vektor reeller Zahlen beschrieben wird. Die ersten zwei Modelle beschreiben die Dynamik von Parteien, die im Wettbewerb um Wähler stehen, also eine sehr klassische politikwissenschaftliche Fragestellung. In den darauf folgenden zwei Modellen gibt es keine Parteien und Wahlen. Es geht um Meinungsdynamik unter den Wählern selbst. Die Systemdynamik erzeugt Parteibildung oder Extremismus.

Beispiel 3: Zwei Parteien suchen die Mehrheit der Wähler

Wie gestalten sich die Machtwechsel und die Zentralität der gewinnenden Partei in einem Zwei-Parteien-System? (nach Kollman et al. (1992)) Dieses Problem wird in einer Wählerschaft untersucht, in der die Präferenzen von Wählern auf vielen verschiedenen Dimensionen eine „zerklüftete“ und den Parteien unbekannt politische Landschaft bilden. Die jeweils amtierende Partei vertritt vor einer Wahl eine feste Position im politischen Raum. Die Wähler wählen die Partei, zu deren Position sie die kleinste Distanz haben. Die herausfordernde Partei versucht, mittels einer Kette von Meinungsumfragen eine optimale Gegenposition zu finden, um die Wahl zu gewinnen. Hat die Partei auch ideologische Präferenzen, versucht sie in ihrer Position auch der ideologischen Idealposition möglichst nahe zu kommen.

(1) *Agenten und Parameter.* Eine endliche Menge von Wählern befindet sich mit ihren statischen Positionen in einem politischen Raum. Eine politische Position ist ein Vektor aus 15 politischen Dimensionen. Jeder Eintrag des Positionsvektors ist eine ganze Zahl zwischen 0 und 6 (im Sinne einer Likert Skala von „stimme nicht zu“ bis „stimme voll zu“). Neben dem Positionsvektor wird

der Zustand eines Wählers auch noch durch einen Stärke-Vektor bestimmt. Für jede politische Dimension enthält der Stärke-Vektor einen Wert. „Null“ bedeutet, dass die Dimension für den Wähler unwichtig ist, „eins“, dass sie ihm wichtig ist und „zwei“, dass sie ihm sehr wichtig ist. Im Modell gibt es zwei Parteien. Jede Partei ist durch einen Positionsvektor der gleichen Art gekennzeichnet, den man auch Ausgangs-Plattform nennen kann. Für Parteien gibt es keinen Stärke-Vektor. Eine Partei kann einem von zwei Typen angehören: „ambitioniert“ oder „ideologisch“. Die Positionen der Wähler, Ausgangsplattformen und die Typen der zwei Parteien sind statische Parameter. Ein weiterer statischer Parameter ist die Anzahl der Wahlumfragen, die die herausfordernde Partei vor der Entscheidung für eine Plattform unternehmen kann. Die dynamische Variable der Partei ist die Plattform, die sie zur Wahl anbietet. Die dynamische Variable eines Wählers ist seine Wahl einer der zwei Parteien.

(2) *Verhaltensregeln*. Die Wähler wählen die Partei, die ihnen am nächsten ist. Das heißt sie vergleichen den Abstand ihrer Position zu den Positionen der beiden Parteien. Dabei berechnet ein Wähler das Quadrat der Distanz in jeder Dimension, gewichtet die Dimensionen mit der Stärke und summiert die Werte auf. Die Partei, deren Abstandswert näher an null ist, wird gewählt. Auf Fragen in Wahlumfragen im Vorfeld („Wenn Wahl wäre und Sie diese zwei Parteien mit diesen Plattformen zur Auswahl hätten, welche würden Sie wählen?“) antwortet der Wähler auch nach dieser Regel. Im Wettstreit der Parteien wird davon ausgegangen, dass die Partei, die in der letzten Wahl die Mehrheit hatte, bei der Plattform bleibt, mit der sie gewonnen hat. Die herausfordernde Partei versucht durch eine zeitlich begrenzte Serie von Umfragen, eine Plattform zu finden, mit der sie ihren Nutzen maximiert. Eine ambitionierte Partei will einfach gewinnen. Ihre Nutzenfunktion ist die Anzahl der Wähler, die sich für sie entscheiden. Es geht also auch die Position der amtierenden Partei in die Nutzenfunktion ein. Eine ideologische Partei will gewinnen, aber mit einer Plattform, die möglichst nah an ihrer Ausgangs-Plattform liegt. Das heißt, ihre Nutzenfunktion entspricht der einer ambitionierten Partei, solange sie weniger als die Hälfte der Stimmen hat. Sobald ihr eine Plattform mehr als die Hälfte der Stimmen bringt, geht auch die Nähe der gewinnenden Plattform zur ideologisch gewünschten Idealplattform in die Nutzenfunktion ein. Parteien können bei der Auswahl der Plattformen Wahlumfragen für verschiedene Strategien benutzen. Generell wird angenommen, dass sie Plattformen auswählen, die sich in einer beschränkten Anzahl von Dimensionen unterscheiden und in diesen Dimensionen nicht zu stark von der aktuellen Plattform abweichen.⁵ Nehmen wir an, die

⁵ Die genauen Beschränkungen sind in Kollman et al. (1992) nicht erläutert.

herausfordernde Partei kann 40 Plattformen in Wahlumfragen vor der Entscheidung für eine Plattform testen. Eine Strategie ist RAP („random adaptive parties“): Die Partei sucht die 40 Plattformen zufällig in der Umgebung der Plattform aus der letzten Wahl aus und wählt die mit dem höchsten Nutzen. Eine andere Strategie ist CAP⁶ („climbing adaptive parties“): Die Partei wählt eine zufällige Plattform in der Umgebung der alten Plattform aus. Ist die neue Plattform besser, wechselt sie zu ihr, wenn nicht, bleibt sie bei der alten. Das Verfahren wird dann mit der jeweils neuen Plattform als Ausgangspunkt 40-mal wiederholt.

(3) *Anfangskonstellation*. Es werden 251 Wähler und Anfangs-Plattformen von zwei Parteien (beide ambitioniert oder beide ideologisch, beide mit der gleichen Strategie RAP oder CAP) initialisiert mit zufälligen gewählten Positionen (und Stärken) der Wähler aus einer Gleichverteilung.

(4) *Simulationsablauf*. Die erste Wahl wird berechnet. Für die zweite Wahl wird die verlierende Partei zur herausfordernden Partei. Vor der zweiten Wahl veranstaltet die herausfordernde Partei 40 Wahlumfragen nach der gewählten Strategie (RAP oder CAP), um eine geeignete Plattform zur (ideologischen oder ambitionierten) Nutzenmaximierung zu finden. Auf diese Art finden 12 Wahlen nacheinander statt.

(5) *Makrovariablen*. Nach jeder Wahl werden zwei Makrovariablen berechnet: eine Dummy-Variable, die markiert, ob die herausfordernde Partei es geschafft hat zu gewinnen, sowie ein Maß, das angibt, wie optimal die Plattform des Gewinners den Nutzen aller maximiert. Die exakte Berechnung des zweiten Wertes ist mathematisch sehr komplex und zeitaufwendig. Als Annäherung wird die „Zentralität“ der Plattform berechnet als Gesamtnutzen der Plattform geteilt durch den Gesamtnutzen der Medianplattform.

(6) *Massensimulationen*. Nach der Berechnung von 200 Runden mit jeweils zwölf Wahlen für die verschiedenen statischen Parameter, kann man sich den Verlauf der zwei Makrovariablen über die Zeit für die verschiedenen Typen und Suchstrategien anschauen.

Ergebnisse. Treten zwei ambitionierte Parteien gegeneinander an, wird die gewinnende Plattform sehr schnell zentral. Die Summe des Nutzens der gesamten Wählerschaft kann also sehr nah an das als Maximum mögliche angenähert werden.⁷ Die Gewinnhäufigkeit der herausfordernden Partei ist in den ersten

⁶ Auf die dritte Strategie GAP „genetic adaptive parties“ in Kollman et al. (1992) wird hier nicht weiter eingegangen.

⁷ Der Median liegt bei Gleichverteilungen auf der Dimension vermutlich sehr nahe an einem globalen Maximum.

Wahlen nahe 100% und geht im Laufe der Wahlen auf ca. 40% zurück. Treten ideologische Parteien gegeneinander an, liegt die Zentralität der gewinnenden Plattform zu Anfang nur leicht über 50% und steigt dann sehr langsam an. Während dieses langsamen Anstiegs steigt allerdings der Abstand der angebotenen Plattformen von der ideologischen Ideal-Plattform stärker. Die Gewinnhäufigkeit der herausfordernden Partei ist nahe 100%. Im Wettstreit zweier ideologischer Parteien kommt es also zu sehr regelmäßigen Machtwechseln, während es bei ambitionierten Parteien zufälliger abläuft. Diese Ergebnisse gelten für beide Such-Strategien. Ambitionierte CAPs erreichen eine höhere Zentralität als RAPs. Bei ideologischen CAPs steigt die Zentralität im Laufe der Wahlen langsamer als bei RAPs.

Die Unterschiede zwischen den Systemen mit ambitionierten oder ideologischen Parteien sind emergente Phänomene aus den Interaktionsregeln zwischen Wählern und Parteien sowie den zwei Parteien untereinander über ihre Nutzenfunktionen.

Anmerkungen: Im Modell von Kollman et al. (1992) stehen die Agenten (bzw. die herausfordernde Partei) vor einem mathematisch komplexen Optimierungsproblem. Rationales und intelligentes Verhalten im Sinne einer Nutzen maximierenden Entscheidungstheorie ist also nur theoretisch für die Partei möglich. Eine Suche nach dem globalen Optimum würde sehr viele Umfragen erfordern (es gibt $7^{15} \approx 4,7 \times 10^{12}$ Möglichkeiten). Das ist sowohl aus Zeit- als auch aus Kostengründen nicht möglich. Deshalb macht es Sinn anzunehmen, dass die Parteien nicht rational optimieren, sondern Suchheuristiken verwenden.

Die Wähler wechseln zwischen zwei Zuständen (der Wahl der zwei Parteien) ähnlich wie die Atome in Beispiel 1 zwischen „Up“ und „Down“, obwohl das Verhalten einmal über Nutzenmaximierung und einmal über Wechselwahrscheinlichkeiten bezüglich der Häufigkeiten in der Nachbarschaft definiert ist.

Beispiel 4: Mehrere Parteien suchen möglichst viele Unterstützer

Welche Strategien verfolgen Parteien bei der Wahl ihrer politischen Positionen in Mehrparteien-Systemen? Kann man die Dynamik von Positionen und Wähleranteilen im politischen Wettbewerb im Computermodell als immer fortlaufenden, realistisch aussehenden Prozess der Positionsänderung abbilden? (nach Laver (2005)) Die Wählerpositionen werden als dauerhaft gleich bleibend und normalverteilt auf der zweidimensionalen Ebene angenommen. Wähler unterstützen immer die Partei, zu deren Position sie den kleinsten Abstand haben. Die

Parteien in einem Mehrparteien-System hingegen ändern ihre Positionen nach verschiedenen einfachen Heuristiken mit dem Ziel, mehr Wähler zu gewinnen.

(1) *Agenten und Parameter.* Eine endliche Menge von Unterstützern⁸ befindet sich mit ihren statischen Positionen in einem politischen Raum, genau wie in Kollman et al. (1992). Allerdings hat der politische Raum nur zwei Dimensionen, und eine Position in einer Dimension ist nicht eine ganze Zahl zwischen null und sechs, sondern eine reelle Zahl. Die Ideal-Position eines Unterstützers ist also ein Positionsvektor in der reellen Ebene. Im Modell gibt es eine gewisse Anzahl von Parteien, typischerweise mehr als zwei. Jede Partei ist durch einen dynamischen Positionsvektor gekennzeichnet, den man die „aktuelle Position des Parteiführers“ nennen kann. Eine Partei kann einer von vier Typen angehören: AGGREGATOR, HUNTER, PREDATOR und STICKER. Die Positionen der Unterstützer und die Typen der Parteien sind statische Parameter. Dynamische Variable der Partei ist die aktuelle Position des Parteiführers. Dynamische Variable der Unterstützer ist ihre Entscheidung für eine der Parteien.

(2) *Verhaltensregeln.* Die Unterstützer unterstützen die Partei, zu der sie die kleinste Distanz haben.⁹ Die vier Strategien basieren darauf, dass die Parteien laufend Informationen erhalten, wie viele Unterstützer sie und die anderen Parteien haben, und welche Positionen die anderen Parteiführer gerade haben. Sie erhalten aber keine Informationen über die Positionen der Unterstützer. Die AGGREGATOR-Strategie fragt alle aktuellen Unterstützer nach ihrer Position und wählt die Mittelwerte in jeder Dimension als neue Position. Die HUNTER-Strategie schaut auf die Anzahl der Unterstützer vor der letzten Anpassung, auf die aktuelle Anzahl der Unterstützer und auf die zwei jeweils zugrunde liegenden Positionen. Wurden es mehr Unterstützer, macht sie einen Schritt mit Einheitslänge in die gleiche Richtung. Wurden es weniger Unterstützer, macht die Partei einen Schritt mit Einheitslänge in eine zufällig ausgewählte entgegengesetzte Richtung.¹⁰ Mit dieser Strategie „jagt“ die Partei Unterstützer, indem sie erfolgreichen Richtungen folgt und bei Misserfolg umdreht. Sie kann per Definition kein statisches Gleichgewicht erreichen. Eine Partei mit PREDATOR-Strategie „räubert“ Unterstützer auf andere Weise: Sie stellt fest, welche Partei die meisten Unterstützer hat. Wenn sie es nicht selbst ist, berechnet sie die Rich-

⁸ In diesem Modell sprechen wir von Unterstützern und nicht von Wählern, weil in diesem Modell keine Wahlen stattfinden.

⁹ Obwohl von Laver (2005) nicht explizit benannt, wird aus dem Code klar, dass der euklidische Abstand gemeint ist.

¹⁰ Die Menge der möglichen entgegengesetzten Richtungen ist definiert durch die genau entgegengesetzte plus und minus maximal 90 Grad. Die Länge der Einheitslänge ist ein weiterer statischer Parameter, der aber nicht variiert wird.

tung von der aktuellen eigenen Position zur Position der größten Partei und geht einen Schritt mit Einheitslänge auf diese Partei zu. STICKER-Strategie ist es, stets bei der Position aus der letzten Runde zu bleiben.

(3) *Anfangskonstellation*. Für einen Simulations-Verlauf wird zunächst die Anzahl der Unterstützer (zwischen 250 und 1000) und deren Anfangspositionen (normalverteilt in beiden Dimensionen) festgelegt. Dann wird eine gewisse Anzahl von Parteien mit verschiedenen Typen mit verschiedenen Anfangspositionen festgelegt.¹¹

(4) *Simulationsablauf*. Die Berechnung der Dynamik der Partei-Positionen und Partei-Unterstützer erfolgt im wiederholten Zyklus von drei Schritten: Jeder Unterstützer entscheidet sich für eine Partei. Die Anzahl der Unterstützer für jede Partei wird ermittelt. Die Parteien wenden ihre Strategien an, um ihre Position zu verändern. Es zeigt sich, dass die Dynamik sich nicht immer zu einem statischen Gleichgewicht entwickelt. Es macht den Eindruck, dass ein stochastisches Gleichgewicht (das heißt nur die Verteilung der Zustände bleibt über die Zeit stabil) erreicht wird, oder dass das System zwischen mehreren stochastischen Gleichgewichten hin und her fluktuiert. Laver geht auf diese generelle Analyse nicht näher ein, sondern konzentriert sich darauf, einige interessante Makro-Phänomene auf die jeweils angemessene Art darzustellen.

(5) *Makrovariablen*. Laver (2005) führt einige exemplarische Studien durch, um die Dynamik von Parteien gleichen Typs und im nächsten Schritt Parteien-Systeme mit Parteien verschiedenen Typs zu verstehen. Beispiele für Makrovariablen sind der Abstand einer Partei vom Nullpunkt, die Dummy-Variable, ob ein stabiler statischer Zustand erreicht wurde, Box-Plots zur Anzahl von Unterstützern der Parteien über die Zeit und die Verteilung der Anzahl von Unterstützern in Abhängigkeit vom Typ der Partei und der Position auf einer politischen Dimension über verschiedene Zeitschritte und Simulationsläufe hinweg.

(6) *Massensimulationen*. Für verschiedene Anzahlen von HUNTER-Parteien werden jeweils mehrere Simulationsläufe mit zufälligen Startpositionen der Parteien gemacht. Das Gleiche wird für verschiedene Anzahlen von AGGREGATOR-Parteien gemacht, sowie für die Mischungen drei HUNTER und ein PREDATOR, sowie drei HUNTER und ein STICKER.

Ergebnisse. Mehrere HUNTER arrangieren sich (unter ständiger leichter Bewegung) in einem Kreis um das Zentrum. Selten stößt ein HUNTER ins Zentrum vor. In einem System mit nur AGGREGATOREN erreichen alle Partei-

¹¹ Laver (2005) füttert sein Modell auch mit realen Daten zu Parteien, Positionen und Typen, um die Zeitreihen von Wahlumfragen in Irlands 5-Parteien-System zu reproduzieren. Auf diesen Teil wird hier nicht weiter eingegangen.

en eine stabile statische Position. Im System mit drei HUNTERn und einem PREDATOR erreichen alle drei HUNTER im Durchschnitt eine deutlich größere Anzahl Unterstützer als der PREDATOR. Dasselbe gilt für das System mit einem STICKER und drei HUNTERn.

Anmerkungen. Man kann die Schlussfolgerung ziehen, dass erfolgreiche Parteien in der Realität zumindest zu einem großen Teil HUNTER-artige Strategien verfolgen, weil die anderen getesteten sich als nicht so erfolgreich herausgestellt haben. Durch die Strategie immer bei seiner Haltung zu bleiben, hat sich im Setting dieses Modells nie eine Sogwirkung auf Unterstützer entwickelt. Ein gegensätzliches Beispiel sind die Extremisten in Beispiel 6.

Schauen wir uns das Problem der Parteien im Modell aus spieltheoretischer Perspektive an, stehen sie vor einem sehr komplexen Problem, da sie erstens den statischen Zustand der Welt (die Positionen aller möglichen Unterstützer) schätzen müssen und zweitens auch noch Annahmen darüber zu machen haben, wie ihre Gegner den Zustand der Welt einschätzen, wie die Gegner die eigene Einschätzung des Zustands der Welt einschätzen und so weiter. Es ist nicht leicht, in dieser Situation zu analysieren, wo Nash-Gleichgewichte sein könnten. Es liegt also recht nahe, dass die Parteien Heuristiken benutzen, um möglichst gute Positionen im „Tanz“ mit ihren Gegnern zu finden.

Die Wähler verhalten sich auch hier in ihren Entscheidungswechslern für die verschiedenen Parteien ähnlich wie die Atome im Beispiel 1.

Beispiel 5: Clusterbildung durch Meinungsdynamik bei beschränktem Vertrauen

Kann man die Bildung von Parteien aus der Meinungsdynamik einer großen Anzahl von Menschen verstehen (skizziert nach Hegselmann und Krause (2002) und Deffuant et al. (2000))? Menschen ändern ihre politische Meinung im politischen Raum als Reaktion auf die Meinungen von anderen, sofern diese nicht zu weit von der eigenen entfernt sind. Sie orientieren sich zum Mittelwert dieser Meinungen. Im fortlaufenden Prozess entsteht eine Eigendynamik, die Meinungskluster entstehen lässt. Das kann man als intrinsische Bildung von Parteien bezeichnen.

(1) *Agenten und Parameter.* Ein Agent aus einer größeren Gruppe ist charakterisiert durch seine politische Position, die einer reellen Zahl entspricht, sowie durch eine Vertrauensschranke, die angibt wie weit die Position eines anderen Agenten von der eigenen Meinung entfernt liegen darf, damit er sie bei der Bildung einer neuen Position in Erwägung zieht. Die politische Position ist die dynamische Variable eines Agenten, die Vertrauensschranke eine statische.

(2) *Verhaltensregeln.* Ein Agent passt seine politische Position an die Positionen der Agenten in seinem Vertrauensbereich an. Im Vertrauensbereich eines Agenten sind alle Agenten, deren Position näher als die Vertrauensschranke an der eigenen Position ist. Das kann sich also im Laufe der Zeit verändern. Als neue Position wählt der Agent den Mittelwert aller Positionen in seinem Vertrauensbereich.

(3) *Anfangskonstellation.* Als Anfangssituation erhält jeder Agent eine zufällige Position zwischen null und eins aus einer Gleichverteilung. Eine typische Anzahl von Agenten ist 400.

(4) *Simulationsablauf.* Die Berechnung der Simulation verläuft in Runden. In jeder Runde berechnen alle Agenten gleichzeitig eine neue Position auf Grundlage der aktuellen Positionen der anderen. Bei Hegelsmann und Krause (2002) wird so lange wiederholt, bis sich keine Veränderungen mehr einstellen. In der Variante von Deffuant et al. (2000) werden pro Runde nur zwei Agenten zufällig ausgewählt, das heißt, liegen beide Agenten im Vertrauensbereich des anderen, wechseln sie beide auf die Position in der Mitte. Liegen sie zu weit auseinander, gibt es keine Änderung.

Mit dem eindimensionalen politischen Raum auf der Ordinate und der Zeit auf der Abszisse kann man die Trajektorien aller Positionen im Raum gut visualisieren. Es zeigt sich, dass nach einiger Zeit Cluster entstehen, das heißt Gruppen von Agenten, die die gleiche Meinung haben. Es entsteht eine feste Konstellation von solchen Clustern, die sich ab einem gewissen Zeitpunkt nicht mehr ändert.

(5) *Makrovariablen.* Anzahl, Lage und Position der Cluster nach der Stabilisierung sind interessante Makrovariablen, die sich nach der Stabilisierung der Positionen eines Simulationsdurchlaufs bestimmen lassen.

(6) *Massensimulationen.* Bezüglich einer global für alle Agenten gleichen Vertrauensschranke wird ein feines Raster in einem Interval von Vertrauensschranken von 0 bis 0.5 gebildet. Für jede Vertrauensschranke im Raster werden jeweils genügend Simulationsläufe berechnet und die Makrovariablen nach der Stabilisierung erhoben.

Ergebnisse. Ist die Vertrauensschranke für alle Agenten gleich, lassen sich bezüglich dieser Vertrauensschranken typische Profile von Clustern abgrenzen. Für große Vertrauensschranken entsteht ein Konsenscluster in der Mitte. Für kleinere Schranken entstehen zwei gleich große Cluster, einer mehr rechts, einer mehr links. Der Übergang zwischen diesen zwei Endzuständen ist abrupt, das heißt es gibt eine kritische Vertrauensschranke. Drei-Cluster-, Vier-Cluster-Zustände entstehen sukzessive für noch niedrigere Vertrauensschranken. Grob ap-

proximiert wird die Anzahl der Cluster nach der Stabilisierung durch $1/2\varepsilon$ beschrieben, wobei ε die globale Vertrauensschranke ist.

Anmerkungen. Die Bildung von Clustern kann man als endogenen Prozess der Parteienbildung in einem Raum politischer Meinungen auffassen. Darauf aufbauend kann man auf die Suche nach externen Faktoren gehen, die die Anzahl der Parteien beeinflussen können und zum Beispiel das Erreichen eines Konsenses wahrscheinlicher machen. Das Verhalten der Agenten lässt sich übrigens auch über die Maximierung einer Nutzenfunktion definieren, siehe Groeber et al. (2011).

Einiges an diesem Modell ist dem Schwarmmodell aus Beispiel 2 ähnlich: Der Vertrauensbereich entspricht der Anpassungszone und das Angleichen der Richtung durch die Mittelbildung entspricht dem Anpassen der Positionen. Im Meinungsdynamikmodell gibt es allerdings nur eine Positionsvariable und nicht Position und Richtung. Es gibt demnach auch keine Abstoßungs- und keine Anziehungszone. Das Anpassen an den Mittelwert ähnelt dem Aggregator-Verhalten von Parteien in Lavers Modell.

Beispiel 6: Entstehung von Massenextremismus

Extremisten ändern niemals ihre Meinung. Fügt man diese Annahme in die Meinungsdynamik bei beschränktem Vertrauen ein, dann stellt die Frage, unter welchen Bedingungen und auf welche Art Meinungen zum Extremismus driften (skizziert nach Deffuant et al. (2002) in vereinfachter Form)?

(1) *Agenten und Parameter.* Zusätzlich zu dem Setting in Beispiel 5 mit der Meinung als dynamischer Variable und der Vertrauensschranke als statische Variable, definieren wir als statischen Parameter die Größe eines Extremismus-Bereichs.

(2) *Verhaltensregeln.* Die Verhaltensregeln gelten so wie in Beispiel 5 mit einer Erweiterung. Wir nehmen an, dass zwei kleine Intervalle des Meinungsspektrums als Extremismusbereich definiert sind. Die beiden Intervalle sind gleich groß und Unter- bzw. Obergrenze liegen an den Extrema des Meinungsspektrums. Wir nehmen an, dass Agenten am Rand des Meinungsraums, also die Extremisten deren Meinung im Extremismusbereich liegt, ihre Meinung nie ändern. Das heißt, die Vertrauensschranke eines Agenten, dessen Meinung sehr nahe an null oder eins liegt, wird automatisch auf null gesetzt.¹² Dadurch wird

¹² Man kann die Vertrauensschranke also auch als dynamische Variable eines Agenten bezeichnen. Die Vertrauensschranke der Gemäßigten ist aber ein globaler statischer Parameter.

modelliert, dass Personen mit Extremmeinungen typischerweise gar nicht gewillt sind, ihre Meinung zu ändern, wenn sie andere Meinungen hören. Kommunizieren also ein Extremist und ein Gemäßigter, ist es möglich, dass sich der Gemäßigte vom Extremisten beeinflussen lässt, der Extremist aber nicht vom Gemäßigten.

(3) *Anfangskonstellation*. Wie in Beispiel 5 werden die Anfangspositionen aus einer Gleichverteilung gezogen, zum Beispiel für 400 Agenten.

(4) *Simulationsablauf*. Wie in Beispiel 5 sind die Varianten von Hegselmann und Krause (2002) und von Deffuant et al. (2000) möglich und liefern strukturell ähnliche Ergebnisse. Durch Berechnung von Simulationsabläufen zeigt sich, dass an den Rändern des Meinungsspektrums zwei Pole mit „Anziehungskraft“ entstehen. Das liegt daran, dass dort Agenten sind, auf die sich andere Agenten zubewegen können, erstere sich aber selbst niemals bewegen. Es zeigen sich verschiedene mögliche Verläufe, wie sich die gemäßigten Agenten in der Mitte verhalten.

(5) *Makrovariablen*. Deffuant et al. (2002) definieren einen Massenextremismus-Indikator als die Summe der Quadrate der Anteile an Extremisten auf der einen und auf der anderen Seite. Bilden die gemäßigten Agenten einen Cluster in der Mitte, ist der Indikator nahe null. Bewegt sich je eine Hälfte der Gemäßigten auf die entgegen gesetzten Extremmeinungen zu, liegt der Indikator bei ca. 0,5. Der Indikator erreicht den Maximalwert eins, wenn alle Agenten zu Extremmeinungen auf derselben Seite wechseln.

(6) *Massensimulationen*. Es wird ein Extremismusbereich festgelegt, zum Beispiel 1% des Meinungsspektrums beim Extremwert null und 1% beim Extremwert eins. Für ein feines Raster der Werte der Vertrauensschranke der Gemäßigten werden mehrere Simulationsabläufe berechnet, jeweils bis sich der Massenextremismus-Indikator stabilisiert hat. So lässt sich der durchschnittliche Massenextremismus-Indikator für Gemäßigte in Abhängigkeit von der Größe ihres Vertrauensbereichs berechnen.

Ergebnisse. Es zeigen sich folgende Ausprägungen des Massenextremismus bezüglich der Vertrauensschranke für die Gemäßigten: Für kleine Vertrauensschranken bilden sich zwei (oder mehr) nicht extreme Cluster (Indikator bei null). Für größere Vertrauensschranken entstehen zwei gleichgroße extreme Cluster (Indikator bei 0,5). Für noch größere Vertrauensschranken sinkt der Indikator wieder auf nahe null, weil sich ein zentraler Cluster bildet. Für wiederum etwas größere Vertrauensschranken der Gemäßigten (um 0,5) steigt der Indikator plötzlich dramatisch auf eins. Das liegt daran, dass sich im Zeitverlauf vorübergehend ein zentraler Cluster bildet, der allerdings zu einem Extrem drif-

tet. Für noch größere Vertrauensschranken fällt der Indikator wieder auf nahe null, weil sich ein zentraler (aber deutlich diffuserer) Cluster bildet und zwischen beiden Extremen im Zentrum bleibt. Die Agenten-Gesellschaft ist also besonders anfällig für Extremismus, wenn die Gemäßigten Vertrauensschranken um 0,5 haben. Dann kann ein Drift des ganzen Zentrums zu einer Extremmeinung entstehen.

Anmerkungen. In der Terminologie von Lavers Partei-Strategien haben wir modelliert, dass ein Extremist automatisch zum STICKER wird. Man kann die Größe der Vertrauensschranke auch mit Unsicherheit identifizieren: Wer unsicher ist, zieht auch Meinungen in Betracht, die weit von der eigenen Meinung entfernt sind. Die größte Gefahr für Massenextremismus entsteht also bei mittlerer Unsicherheit der Gemäßigten. Niedrigere Unsicherheit schwächt die Anziehungskraft der Extremisten, höhere Unsicherheit verhindert die (zufällige) Entscheidung des Zentrums für eine Seite der Extremisten.

An den vier Modellen werden zwei unterschiedliche Zugänge zu agentenbasierten Modellen deutlich: Die ersten beiden sind von klassischen politikwissenschaftlichen Modellen und Fragestellungen inspiriert (dem „Spatial Model of Political Competition“ beginnend mit Downs (1957)) und ersetzen die Rationalitätsannahme bei den Agenten durch Verhaltensheuristiken bei eingeschränkter Rationalität, so dass eine Analyse durch Computer-Simulation interessant ist. Die letzteren beiden Modelle sind weniger direkt von sozialwissenschaftlichen Modellen inspiriert (Konsensbildung durch „Opinion Pooling“, siehe DeGroot (1974); Friedkin und Johnson (1990) und Ausbreitung von „Kultur“, siehe Axelrod (1997)). Sie zeigen interessante Systemdynamiken auf, die möglicherweise neue Erklärungen für die Emergenz politischer Phänomene aus Agenten-Interaktionen liefern können.

Andere Agenten-basierte Modelle aus der Politikwissenschaft

Ein Pionier der Computersimulation in der Politikwissenschaft ist Axelrod mit seinen Modellen zur Evolution der Kooperation (1981), zur Stabilisierung von Normen durch Meta-Normen (1986) und der Ausbreitung von Kulturen (1997). Kollman et al. (1997) haben nach dem Parteien-Wettstreit auch ein agentenbasiertes Tiebout-Modell mit verschiedenen politischen Institutionen aufgestellt. Es wird aufgezeigt, welche Institutionen effektiv in der Lage sind, die Selbstortierung der Bürger auf verschiedene politische Kommunen zu organisieren.

Das Modell von Laver (2005) wurde von Laver und Schilperoord (2007) erweitert. Parteien und ihre Typen entstehen und verschwinden im erweiterten Modell als endogener Prozess. Parteien entstehen aus der Unzufriedenheit von Wählern mit den Positionen der vorhandenen Parteien. Parteien verschwinden, wenn ihr Stimmenanteil unter einen Schwellwert rutscht. Auch hier zeigt sich die HUNTER-Strategie erfolgreich, obwohl sie auch am stärksten zur Unzufriedenheit der Wähler mit dem Angebot an Parteipositionen beiträgt. Shikano (2009) passt Lavers Modell an das deutsche Wahlsystem an, indem er die Erststimme zur Wahl des Direktkandidaten integriert. Durch Interaktion zwischen den Entscheidungen auf beiden Stimmzetteln und den Erwartungen der Wähler wird eine Erklärung für das Phänomen gefunden, dass die Erststimmen-Entscheidung in Deutschland noch deutlicher auf die zwei stärksten Parteien fokussiert ist, als in reinen Mehrheitssystemen wie in Großbritannien.

Agenten-basierte Modelle und Computersimulationen wurden inzwischen für viele Fragestellungen der Wahlforschung (wie zum Beispiel die Entscheidung zur Wahlbeteiligung, Duvergers Gesetz oder strategisches Wählen) benutzt (siehe Clough (2007) und die Bücher von Fowler und Smernov (2007) und Bendor et al. (2011)). Huckfeldt et al. (2004) benutzen ein agenten-basiertes Modell zur Analyse der Dynamik von Kommunikationsnetzwerken. Es wird untersucht, unter welchen Bedingungen Meinungsdiversität erhalten bleibt, obwohl es eine Eigendynamik zur Netzwerkhomogenität, das heißt nicht-kommunizierende Cluster von ähnlichen Agenten, gibt.

Das Modell der Meinungsdynamik bei beschränktem Vertrauen wurde auf verschiedene Weise erweitert und analysiert. Urbig (2003) bettet es in ein allgemeineres Kommunikationsmodell ein. Lorenz (2008) zeigt, dass mehr als eine Meinungsdimension die Chancen auf einen Konsens verbessert, wenn die Dimensionen durch eine Budget-Bedingung verknüpft sind. Die Chancen verschlechtern sich hingegen, wenn die Dimensionen unabhängig sind. Lorenz (2010) zeigt Phänomene auf, die eintreten, wenn die Vertrauensschranken heterogen zwischen den Agenten sind: Eine Mischung aus Agenten mit hohen und niedrigen Vertrauensschranken kann einen Konsens erreichen, obwohl eine homogene Gesellschaft mit der höheren Vertrauensschranke keinen Konsens erreichen würde. Salzarulo (2006) leitet ein ähnliches Modell aus der sozialpsychologischen Theorie der Selbstkategorisierung her. Metz (2011) greift dieses Modell in seinem Mehrebenenmodell der Identifizierung mit Parteien auf. Mäs et al. (2010) und Pineda et al. (2009) untersuchen verschiedene Ansätze, zufällige Meinungsänderungen in das System zu integrieren.

Auch die Konfliktforschung benutzt agenten-basierte Modelle. Exemplarisch seien drei Modelle genannt: Epstein (2002) modelliert den spontanen Ausbruch von Rebellionen in einer Bevölkerung, die mit dem politischen System unzufrieden ist, aber durch Repression unterdrückt wird. Cederman (2003) modelliert Konflikte zwischen Nationen und reproduziert eine Power-Law-Verteilung der Heftigkeit der Konflikte. Im Modell von Lustick et al. (2004) werden multiethnische Staaten, in denen es Sezessionsbestrebungen gibt, modelliert und untersucht, ob Repression oder Machtteilung eher zu Abspaltungen führt.

Fazit

Die Methode der Simulation agenten-basierter Modelle eröffnet faszinierende „spielerische“ Zugänge zu formalen Modellen. An den sechs Beispielen wurde demonstriert, wie man untersuchen kann, ob aus Verhaltens- und Interaktionsregeln für Agenten Phänomene auf der Makroebene entstehen können. Das macht die Methode für politikwissenschaftliche Fragestellungen interessant, da sie im Kern auch die Frage stellen wie aus den Interaktionen von Individuen kollektive Entscheidungen entstehen. Agenten-basierte Simulation kann insbesondere dabei helfen, die Eigendynamiken (insbesondere die vielleicht nicht so offensichtlichen) besser zu verstehen, um dann politische Institutionen angemessener zu gestalten.

Mit diesem Ansatz lässt sich der klassische theoretische Denkansatz der Spieltheorie gut kombinieren. Viele Forscher, die Simulationen benutzen, grenzen sich ab, in dem sie betonen, dass Menschen nur beschränkt rational seien und nicht immer intelligent handelten. Der Spieltheoretiker Myerson (1991: 5) sagt dazu:

Of course, the assumption that all individuals are perfectly rational and intelligent may never be satisfied in any real-life situation. On the other hand, we should be suspicious of theories and predictions that are not consistent with this assumption. If a theory predicts that some individuals will be systematically fooled or led into making costly mistakes, then this theory will tend to lose its validity when these individuals learn (from experience or from a published version of the theory itself) to better understand the situation. The importance of game theory in the social sciences is largely derived from that fact.

Bei agenten-basierten Modellen (und nichts anderes ist auch ein Spiel) mit vielen Agenten kommt der Mensch mit diesem Denkansatz aber tatsächlich schnell

an seine Grenzen und muss entweder Vereinfachungen an seinem mentalen Modell vornehmen (und sozusagen das Spiel für sich vereinfachen), Verhaltensheuristiken anwenden oder seiner Intuition (also seinen Emotionen) vertrauen. Aus den letzten beiden lassen sich Vorschriften für eine agenten-basierte Simulation machen. Aber auch die spieltheoretisch hergeleitete, rationale und intelligente Entscheidung in einem vereinfachten Spiel kann Teil des Ablaufs einer agenten-basierten Simulation sein.

Ein wichtiges Erkenntnisinteresse ist das Verstehen von Eigendynamiken in Viel-Agenten-Systemen um zum Beispiel Institutionen für kollektive Entscheidungen besser zu gestalten. Man kann die wissenschaftliche Denkrichtung aber auch umkehren. Statt des vorwärtsgewandten Blicks in die wissenschaftlich fundierte Gestaltung der Zukunft, kann man den Blick in die Vergangenheit richten und versuchen zu erklären, wie die Einrichtung von Institutionen entstanden ist. Vielleicht sind einige Institutionen und Verhaltensmuster aus emergenten Phänomenen kollektiver Dynamik entstanden oder gar ähnlich der Evolution durch zufällige Mutation und erfolgsbasierte Selektion.

Mit agenten-basierten Simulationen ist der Forschungsprozess zu einem agenten-basierten Modell aber typischerweise nicht abgeschlossen. Hat man interessante Phänomene gefunden, ist es fruchtbar, sich wieder der theoretischen Erklärung zuzuwenden. Oft ist die Simulation ein Zwischenschritt, um das theoretische Werkzeug richtig zu sortieren. Manchmal wird eingewandt, man könne mit agenten-basierter Simulation ein Modell außerhalb von Gleichgewichten untersuchen, mit theoretischen Methoden jedoch nicht. Das ist eine etwas oberflächliche Abgrenzung. Der Gleichgewichtsbegriff beschränkt sich nicht nur auf statische Gleichgewichte. Es gibt auch dynamische Gleichgewichte (der Gleichgewichtspunkt bewegt sich), stochastische Gleichgewichte (die Verteilung bleibt im Gleichgewicht, nicht jedoch einzelne Werte), oder periodische Schwingungen als Gleichgewichtszustand. Letztlich wird jedes im Computer implementierte Modell eines dieser Gleichgewichte oder eine Mischform erreichen. Ein Sonderfall ist das deterministische Chaos, welches in dynamischen Modellen auftreten kann. Deterministisches Chaos ist „theoretisch“ auch ein Gleichgewichtszustand, lässt sich aber in der Praxis schwer von einem stochastischen unterscheiden.

Neben der Überprüfung und Analyse von agenten-basierten Modellen mit Simulation und Theorie, bleibt es generell immer von Interesse Mikroannahmen und Makrobeobachtungen der Simulation empirischen zu validieren.

Zum Abschluss fasse ich noch einmal zusammen, für welche Zwecke agenten-basierte Simulationen besonders geeignet sind:

- Unterstützend und begleitend zur theoretischen Analyse von Modellen (mit dichtebasierten Gleichungen oder den theoretischen Methoden der Spieltheorie zur Analyse von Gleichgewichten und der Theorie dynamischer Systeme). Ein Beispiel ist die Untersuchung der Robustheit von Gleichgewichtszuständen.
- Um Hinweise für neue Erklärungen von Emergenzphänomenen zu finden.
- Untersuchungen von Modellen in anderen Parameterbereichen als den empirisch häufigen.
- Möglicherweise auch in der Zukunft für Vorhersage-Modelle ähnlich der Wettervorhersage.
- Im Rahmen der Modellierung, also der Erstellung von guten Modellen. Hier ist der „spielerische“ Ansatz der Simulation besonders fruchtbar.

Literatur

- Axelrod, Robert, 1981: The emergence of cooperation among egoists. *American Political Science Review* 75, 306–318.
- Axelrod, Robert, 1986: An evolutionary approach to norms. *American Political Science Review* 80, 1095–1111.
- Axelrod, Robert, 1997: The dissemination of culture. *Journal of Conflict Resolution* 41, 203–226.
- Barnes, Nick, 2010: Publish your computer code: it is good enough. *Nature* 467, 753.
- Bendor, Jonathan, Daniel Diermeier, David A. Siegel und Michael M. Ting, 2011: *A Behavioral Theory of Elections*. Princeton: Princeton University Press.
- Castellano, Claudio, Santo Fortunato und Vittorio Loreto, 2009: Statistical physics of social dynamics. *Review of Modern Physics* 81, 591–646.
- Cederman, Lars-Erik, 2003: Modeling the size of wars: From billiard balls to sandpiles. *American Political Science Review* 97, 135–150.
- Clough, Emily, 2007: Strategic voting under conditions of uncertainty: A reevaluation of Duverger’s law. *British Journal of Political Science* 37, 313–332.
- Couzin, Iain D., Jens Krause, Richard James, Graeme D. Ruxton und Nigel R. Franks, 2002: Collective memory and spatial sorting in animal groups. *Journal of Theoretical Biology* 218, 1–11.
- Deffuant, Guillaume, David Neau, Frederic Amblard und Gérard Weisbuch, 2000: Mixing beliefs among interacting agents. *Advances in Complex Systems* 3, 87–98.
- Deffuant, Guillaume, David Neau, Frederic Amblard und Gérard Weisbuch, 2002: How Can Extremism Prevail? A Study Based on the Relative Agreement Interaction Model. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 5, 1.
- DeGroot, Morris H., 1974: Reaching a consensus. *Journal of the American Statistical Association* 69, 118–121.
- Downs, Anthony, 1957: *An Economic Theory of Democracy*. New York: Harper & Row.

- Epstein, Joshua M., 2002: Modeling civil violence: An agent-based computational approach. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America* 99, 7243–7250.
- Fowler, James H. und Oleg Smirnov, 2007: *Mandates, parties, and voters: how elections shape the future*. Philadelphia: Temple University Press.
- Friedkin, Noah E. und Eugene. C. Johnsen, 1990: Social influence and opinions. *The Journal of Mathematical Sociology* 15, 193–206.
- Groeber, P., Jan Lorenz und F. Schweitzer, 2011: A microfoundation of social influence in models of opinion formation, submitted to *Journal of Mathematical Sociology*.
- Hegselmann, Rainer und Ulrich Krause, 2002: Opinion dynamics and bounded confidence, models, analysis and simulation. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 5, 2.
- Huckfeldt, Robert, Paul E. Johnson und John Sprague, 2004: *Political Disagreement: The Survival of Diverse Opinions within Communication Network*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Kollman, Ken, John. H. Miller und Scott E. Page, 1992: Adaptive parties in spatial elections. *American Political Science Review* 86, 929–937.
- Kollman, Ken, John. H. Miller und Scott E. Page, 1997: Political institutions and sorting in a tiebout model. *American Economic Review* 87, 977–992.
- Laver, Michael, 2005: Policy and the dynamics of political competition. *American Political Science Review* 99, 263–281.
- Laver, Michael und Michel Schilperoord, 2007: Spatial models of political competition with endogenous political parties. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences* 362, 1711–1721.
- Liggett, Thomas M., 1985: *Interacting Particle Systems*. New York: Springer.
- Lorenz, Jan, 2008: Fostering Consensus in Multidimensional Continuous Opinion Dynamics under bounded Confidence, S. 321–334, in: Dirk Helbing (Hrsg.), *Managing Complexity: Insights, Concepts, Applications, Understanding Complex Systems*. New York: Springer.
- Lorenz, Jan, 2010: Heterogeneous bounds of confidence: Meet, discuss and find consensus!. *Complexity* 15, 43–52.
- Lustick, Ian S., Dan Miodownik und Roy J. Eidelson, 2004: Secessionism in multicultural states: Does sharing power prevent or encourage it? *American Political Science Review* 98, 209–229.
- Macy, Michael W. und Robert Willer, 2002: From factors to actors: Computational sociology and agent-based modeling. *Annual Review of Sociology* 28, 143–166.
- Mäs, Michael, Andreas Flache und Dirk Helbing, 2010: Individualization as driving force of clustering phenomena in humans. *PLoS Comput Biol* 6, e1000959.
- Metz, Thomas, 2011: A multilevel model of party identification, in: 10th Dutch-Flemish Politicologenetmaal, Session 12: Simulations of political phenomena, June 9/10, Amsterdam.
- Myerson, Roger B., 1991: *Game Theory: Analysis of Conflict*. Cambridge, Mass.: Harvard University Press.
- Pineda, M., R. Toral, und E. Hernandez-Garcia, 2009: Noisy continuous-opinion dynamics. *Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment*, p08001.

- Reynolds, Craig. W., 1987: Flocks, herds and schools: A distributed behavioral model, S. 25–34, in: Proceedings of the 14th annual conference on Computer graphics and interactive techniques, SIGGRAPH '87, New York, NY.
- Salzarulo, Laurent, 2006: A continuous opinion dynamics model based on the principle of meta-contrast. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 9, 13.
- Shikano, Susumu, 2009: Simulating party competition and vote decision under mixed member electoral systems. *AUCO Czech Economic Review* 3, 270–292.
- Urbig, Diemo, 2003: Attitude dynamics with limited verbalisation capabilities. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation* 6, 2.