

Simulation sozialer Netze in der Wissenskommunikation

Michael Scharkow
scharkow@zedat.fu-berlin.de

31. August 2004

HS Soziale Netzwerke in der Wissenskommunikation
Dozent: Tobias Müller-Prothmann
Sommersemester 2004

Freie Universität Berlin
Institut für Publizistik- und Kommunikationswissenschaft

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	3
2	Grundlagen sozialwissenschaftlicher Simulation	4
2.1	Methodische Überlegungen	4
2.2	Warum Simulation?	6
2.3	Simulationstechniken für soziale Netzwerke – eine Typologie	7
3	Simulation von Wissenskommunikation	11
3.1	Von der sozialen Netzwerkanalyse zur Simulation	11
3.2	Zum Verhältnis von Struktur und Kultur in sozialen Netzen	14
3.3	Vom sozialen zum Wissensnetzwerk	18
3.4	Simulation und soziale Netzwerkanalyse – zwei Beispiele	22
4	Ausblick	25
	Literatur	26

Tabellenverzeichnis

1	Typen von Simulationsverfahren	8
2	Aspekte des Lernens in Netzwerken	19
3	Meta-Netzwerk der Wissenskommunikation	25

Abbildungsverzeichnis

1	Diffusion in verschiedenen Netzwerktypen	14
2	Handlungsschema eines lernenden Agenten in der Gruppe	23

1 Einleitung

Die sozialwissenschaftliche Simulation und die soziale Netzwerkanalyse scheinen seit Mitte des letzten Jahrzehnts als Forschungsdisziplinen einen wahren Boom zu erleben, wie Borgatti und Foster (2003) und Axelrod (1997a) anhand von Inhaltsanalysen der relevanten Publikationen zeigen. Dabei hat sich die soziale Netzwerkanalyse von einem statistischen Werkzeug zu einer eigenständigen Forschungsrichtung mit eigener Theoriebildung und zahlreichen empirischen Studien entwickelt, nicht zuletzt, weil der Netzwerkbegriff auch außerhalb des Wissenschaftsbetriebes in Politik, Wirtschaft und Gesellschaft Hochkonjunktur hat und mittlerweile geradezu inflationär verwendet wird.

Die Simulation hat als Forschungsmethode vor allem von der technischen Entwicklung ihres wichtigsten Werkzeugs, des Computers, profitiert, sowie von der zunehmenden Verfügbarkeit passender Programmiersprachen und Softwarepakete für Nicht-Informatiker. Schließlich sind Simulationen auch außerhalb der akademischen Anwendung allgegenwärtig, etwa als Computerspiele und in Kinofilmen. Trotzdem hat die Simulation noch immer kaum Einzug in die sozialwissenschaftliche Forschung und vor allem Lehre gehalten, und es ist auch *ein* Anliegen dieser Arbeit, eine Beschäftigung mit diesem Forschungsgebiet anzuregen.

In dieser Arbeit soll der Frage nachgegangen werden, inwiefern die Methoden sozialwissenschaftlicher Simulation der Theoriebildung in der sozialen Netzwerkanalyse dienen kann und ob Simulationsdaten empirische Daten, deren Erhebung bei der Netzwerkanalyse erfahrungsgemäß mit großem Aufwand und Kosten verbunden sind, ergänzen oder gar ersetzen können. Dabei liegt der inhaltliche Schwerpunkt – denn Netzwerkstrukturen sind in vielen sozialen Kontexten zu finden – in der Wissenskommunikation in Organisationen, ein Thema, dem sich eine nicht unerheblich Anzahl an Publikationen nicht nur der Soziologie und Informationswissenschaft, sondern auch der Wirtschaftswissenschaft widmen (vgl. Borgatti und Foster 2003).

Die zu beantwortenden Fragen lauten also: Was ist und was kann sozialwissenschaftliche Simulation, welche Anforderungen stellt diese Methode an den Wissenschaftler? Welche Arten von Simulation sind für die Modellierung sozialer Netzwerke besonders geeignet? Wie können die Zusammenhänge zwischen strukturellen und kulturellen Eigenschaften sozialer Netze modelliert werden? Welche theoretischen Konzepte von Wissenstransfer, individuellem und sozialem Lernen lassen sich erkenntnisfördernd in die Entwicklung von Simulationen einbringen?

Die entscheidende Frage ist letztlich diejenige nach einer möglichen Synthese der beiden Forschungsrichtungen und konkreten Anwendungsbeispielen. Dabei ist nicht nur von Interesse, wie solche Simulationen sozialer Netzwerke in der Wissenskommunikation ablaufen können, sondern auch, welche Ergebnisse sie zur aktuellen Forschung beitragen können und wie diese sich zu den empirisch gewonnenen Daten verhalten.

2 Grundlagen sozialwissenschaftlicher Simulation

2.1 Methodische Überlegungen

Der Einsatz von Simulation in den Sozialwissenschaften ist nicht unbedingt eine neue Idee, aber trotz eines rasanten Wachstums noch immer ein Randgebiet (vgl. Gilbert und Troitzsch 1999; Axelrod 1997a). Bevor also die spezifischen Eigenschaften dieses Forschungsansatzes vorgestellt werden, muss zuerst geklärt sein, was eigentlich sozialwissenschaftliche Simulation bedeutet. Nigel Gilbert schlägt folgende Definition vor:

„Simulation consists of the construction of (computational) models of social phenomena. Like statistical models, a simulation model is designed to be an abstraction from and simplification of the 'target' system being modelled, but one which nevertheless reproduces significant features of the target.“
(Gilbert 1997: Abschnitt 2.1)

Die Zielobjekte sind dabei Individuen, soziale Gruppen, Organisationen, ganze Gesellschaften und komplexe Gesellschaftssysteme (Weltmodelle), von denen vereinfachte, formale Modelle entworfen werden. Nachdem das Modell in einem Computerprogramm implementiert wurde, wird es mit passenden Input-Daten gestartet und liefert Output-Daten zurück (vgl. Axelrod 1997a: 23). Ein zentrales Problem ist neben der korrekten Implementation des Programmes die Entwicklung eines formalen Modells, das aus einem Set von Grundannahmen über die Eigenschaften des Ziels besteht und nicht nur formal-logisch korrekt sein muss, sondern auch den *empirischen* Daten möglichst entsprechen soll. Ein vollkommen konsistentes Modell eines sozialen Phänomens ist nicht falsifizierbar, wenn die Ausgangsbedingungen und damit auch die Ergebnisse der Simulation empirisch unhaltbar sind.

Die Forschungslogik sozialwissenschaftlicher Simulation enthält sowohl deduktive als auch induktive Elemente, die sich recht gut auf die beiden wichtigsten Anwendungsgebiete, *Theoriebildung* und *Prognose* abbilden lassen.¹

Simulation als Prognoseinstrument ähnelt im Ablauf den bekannten hypothesentestenden Verfahren der Sozialwissenschaften: Aus einer (meist empirisch begründeten) Theorie über das Zielobjekt werden konkrete Hypothesen gebildet, die dann empirisch überprüft werden. Während bei statistischen Verfahren die Modellparameter mit Hilfe der beobachteten Daten geschätzt und danach mit den vermuteten Größen verglichen werden, beginnt die Simulation mit der theoretisch begründeten Festlegung der Parameter. Nachdem die Simulation mit bestimmten Ausgangsbedingungen, die möglichst den bekannten empirischen Daten entsprechen sollten, gestartet wurde, stehen

¹ Axelrod (1997a) nennt „prediction, performance, training, entertainment, proof and discovery“ als Einsatzmöglichkeiten von Simulation. Gerade die nicht-wissenschaftlichen Anwendungen, insbesondere Computerspiele und Trainingssimulationen für militärische Operationen und die Bedienung von Flugzeugen etc., wurden in den letzten Jahrzehnten massiv weiterentwickelt, wovon umgekehrt auch die wissenschaftliche Simulation profitiert.

dem Forscher simulierte Daten zur Verfügung, die wiederum mit den empirisch erhobenen verglichen werden können, etwa durch statistische Verfahren (vgl. Gilbert und Troitzsch 1999: 16).

Der größte Teil sozialwissenschaftlicher Simulation diene und dient der Prognose, so etwa die bekannteste frühe Anwendung von Systemmodellen, *Die Grenzen des Wachstums*² von Meadows et al. (1973), oder die Mikrosimulationen der demographischen und fiskalischen Zukunftsforschung. Gerade wenn Simulationen zu Prognosezwecken eingesetzt werden, müssen einerseits die Ausgangsdaten empirisch abgesichert sein, andererseits spielt die Plausibilität einzelner Annahmen keine so wichtige Rolle, solange die Prognosen nur akkurat sind. In diesem Sinne ist lediglich relevant, dass sich die Realität dem Modell gemäß entwickelt und nicht, ob es die tatsächlichen Zusammenhänge abbildet.

Die Theoriebildung mittels Simulation ist eine neuere Entwicklung von Spieltheorie und anderen formalen sozialwissenschaftlichen Ansätzen. Sie eignet sich besonders in Fällen, in denen Konsequenzen der formalisierten Handlungen und Interaktionen nicht mehr analytisch deduzierbar sind, bzw. analytische Lösungen (z.B. Gleichgewichte und lokale Optima) zu aufwändig in der Berechnung wären. Die *emergenten* Eigenschaften des Zielobjekts sind häufig nicht offensichtlich, vor allem bei steigender Komplexität der Agenten. Die Simulation trägt dieser Problematik Rechnung, indem simples Mikroverhalten komplexe Makrophänomene erzeugen kann.

Im Gegensatz zu den formalen Modellen der Spieltheorie oder Wahlforschung, die mehr oder minder stark auf die Annahmen von *rational choice* setzen, um überhaupt analytische Lösungen zu ermöglichen, ist die sozialwissenschaftliche Simulation nicht auf solch strenge Annahmen angewiesen. In vielen Fällen können deshalb statt deterministischen stochastische Modelle simuliert werden, und statt vollständig rational zu agieren, können Agenten auch eingeschränkt rationale oder adaptive Verhaltensweisen zeigen (Axelrod 1997a: 25). Damit wird die Simulation auch für Sozialwissenschaftler interessant, die *rational choice* als handlungstheoretisches Paradigma ablehnen oder zumindest für die eigenen Forschungsfragen als nicht angemessen betrachten.

Ein zentraler Vorteil der Simulation liegt in der Möglichkeit, soziale *Prozesse* zu modellieren, die mit konventionellen statistischen Verfahren nur schwer zu beschreiben und noch schwieriger zu analysieren sind. Die Dynamik individuellen Verhaltens und struktureller Abhängigkeiten von der Makro-Ebene kann relativ intuitiv implementiert werden, weil in vielen soziologischen Fragestellungen die Verhaltensweisen von Individuen leichter theoretisch herzuleiten sind, als deren Auswirkungen in komplexen Systemen von Interaktionen zu prognostizieren. Emergente Phänomene sind als Ergebnisse von Simulationsläufen leichter zu identifizieren als in der empirischen Forschung.

² Gerade diese Studie ist trotz, oder wegen ihres Erfolges nicht unumstritten. „The club of Rome simulations [...] made a major impact, but also gave simulation an undeservedly poor reputation as it became clear that the results depended very heavily on the specific quantitative assumptions made about the model's parameters. Many of these assumptions were backed by rather little evidence.“(Gilbert und Troitzsch 1999: 6)

2.2 Warum Simulation?

Der Begriff der *Emergence* hat in den letzten Jahren ein reges Forschungsinteresse sowohl bei Sozial- als auch Naturwissenschaftlern hervorgerufen, und die Simulation emergenter Phänomene ist ein Hauptvorteil dieser Forschungsmethode. Darüberhinaus gibt es zahlreiche andere Aspekte, die in vielen Situationen für den Einsatz von Simulationsverfahren in den Sozialwissenschaften sprechen:

Besser noch als in Experimental-Designs können sowohl Parameter als auch Randbedingungen kontrolliert werden, trotzdem sind Simulationen beliebig oft wiederholbar.³

Dynamisch soziale Prozesse können im Zeitverlauf simuliert werden, wobei *sämtliche* Simulationsdaten zu jedem Zeitpunkt zur Verfügung stehen. Darüberhinaus gibt es keine Probleme bei der Messung und Aufbereitung der Daten, die ja bereits in geordneter, digitaler Form vorliegen.

Auch in Fällen, in denen keine oder unzureichende Daten über das Zielobjekt vorhanden sind, können durch Simulation Daten erzeugt werden, die wiederum mit statistischen Verfahren analysiert werden können. In dieser Hinsicht kann man Simulationen als Datengeneratoren verstehen. In vielen Fällen sind emergente Phänomene gar nicht von den konkreten Ausgangsdaten abhängig, sondern lediglich von den Parametern des Modells, die ja ohnehin theoretisch abgeleitet sind.

Angesichts dieser Vorteile stellt sich die Frage, warum sozialwissenschaftliche Simulation noch immer ein randständiges Thema in Forschung und Lehre ist: Da wären zuerst die Probleme zu nennen, die sich aus dem Zwang zur Formalisierung von Theorie ergeben. Die logische Rigidität und sprachliche Präzision, die notwendig ist, um ein soziales Phänomen in eine Programmiersprache zu übersetzen, ist anspruchsvoll und muss oft mit einer starken Komplexitätsreduktion erkaufte werden. Abgesehen von Theoretikern, die diese Vereinfachung grundsätzlich ablehnen, bleibt immer die Frage, ob ein Modell vollständig und wenigstens ausreichend komplex ist, um einen Erkenntnisgewinn zu versprechen (vgl. dazu die Diskussion bei Fiorina 1975).

Eine weitere Schwierigkeit ergibt sich aus der Tatsache, dass Modelle nicht nur konzipiert, sondern auch in Software implementiert werden müssen. Naturgemäß sind dafür Kenntnisse in einer passenden Programmiersprache sowie den notwendigen Algorithmen notwendig, über die traditionell nicht übermäßig viele Sozialwissenschaftler verfügen. Nicht zufällig haben viele der Protagonisten der Disziplin einen mathematischen oder Informatiker-Background.

Die sozialwissenschaftlich zentrale Problematik bleibt jedoch der Vergleich von simulierten Ergebnisse mit empirischen Daten. Angesichts der häufig starken Abstraktion von konkret beobachtbaren Phänomenen ist der Vergleich mit Simulationsdaten alles andere als trivial. Hinzu kommt das Problem, dass bei prognostischer Simulation mit zunehmender Reichweite notwendigerweise die Validität der Vorhersage angezweifelt

³ Dies ist natürlich nur bei nicht-deterministischen Modellen notwendig, in denen stochastische Komponenten die Ergebnisse beeinflussen. In diesen Fällen ist eine große Anzahl von Durchgängen nötig, um etwa stabile Verteilungen oder verschiedene Gleichgewichte als solche identifizieren zu können.

werden muss, dies gilt allerdings in gleichem Maße für andere Verfahren der quantitativen Zukunftsforschung, etwa Zeitreihen- oder Strukturgleichungsmodelle.

Um die Güte einer Simulationsstudie beurteilen zu können, sind einige forschungspraktische und wissenschaftstheoretische Fragen zu berücksichtigen. Diese Qualitätskriterien sozialwissenschaftlicher Simulation sind nach Gilbert und Troitzsch (1999) vor allem folgende:

Implementation Ist das formale Modell korrekt in Software implementiert? Funktioniert das Programm wie erwartet, oder verändern *Bugs* den Ablauf der Simulation so stark, dass die Ergebnisse nicht den Modellparametern entsprechen?

Sensibilität Wie empfindlich ist die Simulation gegenüber Änderungen an Ausgangsbedingungen und Parametern? Wird das Modell schon bei leichten Abweichungen in den Werten unbrauchbar, oder ist es robust bei großen Veränderungen?

Validität Sind die Modellannahmen und postulierten Randbedingungen empirisch valide, entsprechen diese dem Zielobjekt?

Reproduktion Wird die Realität durch die Simulation adäquat abgebildet, sind die Ergebnisse vergleichbar mit den gemessenen Werten?

Wie in der Umfrageforschung oder bei Inhaltsanalysen gibt es auch bei der Simulation theoretische Überlegungen, technische Probleme und Fragen der Operationalisierung und Validität der Ergebnisse. In dieser Hinsicht sind die Anforderungen nicht größer als bei den traditionellen Forschungs-Designs, die Methoden sind wie überall in den Sozialwissenschaften unterschiedlich weit entwickelt und differenziert.

2.3 Simulationstechniken für soziale Netzwerke – eine Typologie

Unter der Prämisse, dass sozialwissenschaftliche Simulation, wenn theoretisch fundiert und empirisch abgesichert, ein adäquater Ansatz zur Analyse komplexer sozialer Phänomene ist, bleibt schließlich die Frage: Wie kann man soziale Prozesse simulieren? Welche Techniken eignen sich besonders für die Simulation sozialer Netze, inwieweit können Erkenntnisse aus der Erforschung künstlicher Intelligenz zum Verständnis sozialen und organisationalen Lernens beitragen?

Im folgenden Abschnitt sollen einige Simulationstechniken vorgestellt, und ihre Relevanz im Hinblick auf die Modellierung sozialer Netzwerke geprüft werden. Dabei dient die u.a. bei Gilbert und Troitzsch (1999) vorgestellte Typologie, wie sie in verkürzter Form in Tabelle 1 zu finden ist, als Ausgangspunkt.

Die für die Fragestellung dieser Arbeit wichtigsten Dimensionen sind die Anzahl der Ebenen im simulierten Modell und vor allem die Kommunikation zwischen Agenten, da Kommunikation ein soziales Netzwerk erst konstituiert. Dementsprechend sind der Systems Dynamics-Ansatz, die klassische Mikrosimulation und Warteschlangenmodelle von vornherein nicht sehr vielversprechend für die Simulation von Lernen in

Tabelle 1: Typen von Simulationsverfahren, nach Gilbert und Troitzsch (1999)

Typ	Ebenen	Kommunikation zw. Agenten	Komplexität der Agenten	Zahl der Agenten
System dynamics	1	nein	niedrig	1
Mikrosimulation	2	nein	hoch	viele
Warteschlangenmodelle	1	nein	niedrig	viele
Zelluläre Automaten	2	ja	niedrig	viele
Multi-Agenten-Modelle	2+	ja	hoch	einige

Netzwerken, können jedoch in vielen Fällen Lösungen für Teilprobleme komplexerer Simulationen bieten.

Die **klassische Mikrosimulation** ist eine der ältesten und wahrscheinlich meistgenutzten Methoden der sozialen Simulation. Dabei wird ein Sample aus der Zielpopulation als Ausgangslage benutzt, dann werden simultan alle Agenten nach den spezifizierten Regeln „gealtert“, und schließlich wird das gealterte Sample durch die Verwendung von Aggregatdaten mit der Zielpopulation verglichen. Der Vorteil der Mikrosimulation liegt in der nahezu beliebigen Komplexität der Agenten auf der Individualebene, also den Regeln, nach denen sich jeder einzelne Agent entwickelt⁴, und der Verfügbarkeit von Vergleichsdaten auf der Aggregatebene. Die häufigsten Anwendungen der Mikrosimulation liegen in der demographischen Prognose, etwa bei Umstellungen der Sozialsysteme oder den mittelfristigen Auswirkungen der Steuergesetzgebung. Das Problem dieser Technik liegt in der fehlenden Interaktion der Agenten, die also nicht heiraten oder Wissen austauschen können – anders ausgedrückt, es fehlen genau die sozialen Kompetenzen, die für unsere Fragestellung relevant sind⁵.

Vor allem in der ökonomischen Forschung sind **Warteschlangenmodelle** oder *discrete event models* weit verbreitet, diese Modelle bestehen aus Agenten, Ressourcen und Warteschlangen: Agenten nutzen limitierte Ressourcen, es bilden sich Warteschlangen, die abgearbeitet werden. Das Eintreffen von Agenten und die Nutzungsdauer von Ressourcen können zufällig sein, d.h. sie folgen einer bestimmten Verteilung. Der Nutzen dieser Technik liegt in der Simulation eines Prozesses mit einfachen Agenten, einfachen Regeln und stochastischen Komponenten. Häufig können so Fragen beantwortet werden, die sich um die Minimierung der Wartezeiten an den Ressourcen, etwa Bankschaltern, Supermarktkassen oder Katalogrechnern in der Universitätsbibliothek, drehen – sollten etwa mehr Bibliothekscomputer angeschafft oder die Verweildauer an denselben durch eine (zusätzliche) Bibliotheksmitarbeiterin kontrolliert und eingeschränkt wer-

4 Wenn der individuelle Lebenslauf, also Geburt, Heranwachsen im Bildungssystem, Entwicklung auf dem Arbeitsmarkt, Gesundheit und Tod eines jeden Agenten simuliert wird, spricht man von dynamischer Mikrosimulation, im Gegensatz zu statischen Modellen, in denen alle individuellen Attribute, die nicht für die konkrete Fragestellung relevant sind, konstant gehalten werden.

5 Allerdings ist die mikroanalytische Simulation ein praktisches Hilfsmittel zur Datengenerierung, etwa um die Belegschaft einer Organisation schnell um einige Jahre zu altern.

den? Die ereignisbasierten Veränderungen von Attributen und die Modellierung von Konkurrenz um Ressourcen sind jedoch auch für Multi-Agenten-Simulationen sozialer Netzwerke von Interesse.

Der **System Dynamics**-Ansatz ist im Grunde keine Computersimulation im eigentlichen Sinne, sondern eine Methode zur computergestützten numerischen Lösung von Differenz- oder Differenzialgleichungssystemen. Ein einziger Agent, etwa eine Organisation oder auch die ganze Welt (vgl. Meadows et al. 1973), wird durch ein meist umfangreiches Gleichungssystem beschrieben, in denen die einzelnen Parameter voneinander abhängen, sowohl simultan als auch im Zeitverlauf. Die ausschließliche Verwendung von Makrodaten und die Tatsache, dass die Gleichungen selbst statisch sind, disqualifizieren die Systemsimulation für viele Forscher grundsätzlich für die Analyse sozialer Prozesse. Andererseits bleibt diese Technik die einzig praktische Möglichkeit für langfristige Prognosen. Die Studie zu den *Grenzen des Wachstums* war in positiver wie negativer Hinsicht von enormer Bedeutung für die Disziplin, zeigte sie doch eindringlich die Grenzen der Simulation globaler Entwicklungen.

Obwohl gerade die Simulation eines dynamischen Systems weder die Individual-ebene noch die strukturelle Entwicklungen eines Netzwerkes adäquat abbilden kann, zeigen Lazaric und Raybaut (2004), dass auch diese Simulationstechnik für die Analyse von Wissensverbreitung und -generierung in einer Organisation erkenntnisbringend eingesetzt werden kann. Die Autoren modellieren eine Firma als komplexes Gleichungssystem, in dem Gruppen dem Druck der Hierarchie ausgesetzt sind, die wiederum Innovation und Wissensverbreitung hemmt. Der Begriff des Netzwerkes wird als Gegenpol zu starker Hierarchie verwendet, als die Auswirkung von loser Verknüpfung der einzelnen Gruppen und großer Lerndynamik (beides als Parameter festgelegt), ohne dass diese strukturelle Komponente in die Simulation aufgenommen wird. Aus diesem Grund – und mangels Informationen über den Lern- und Innovationsprozess auf der Mikro- und Mesoebene – wird der Netzwerkbezug weder theoretisch noch methodisch konkretisiert. Dessen ungeachtet bestätigen die simulierten Szenarien einige Hypothesen über die Zusammenhänge zwischen organisationalem Zusammenhalt, der Ausbildung gemeinsamer Routinen und der Innovations- und Lernleistung einer Firma.

Die zweifellos wichtigsten Ansätze zur Simulation sozialer Netze sind diejenigen, in denen die Kommunikation zwischen Agenten möglich und notwendig ist. Dabei können zelluläre Automaten als Vorläufer des mittlerweile vorherrschenden Multi-Agenten-Modells gelten, welches darüber hinaus zahlreiche Komponenten der zuvor erwähnten Techniken enthalten kann.

Die wichtigsten Eigenschaften der aus den Naturwissenschaften stammenden **zellulären Automaten** sind die räumliche Dimension und das Prinzip der lokalen Wechselwirkungen. Dies lässt sich am besten anhand eines Schachbretts aus identischen Zellen demonstrieren, die ihre Farbe *ausschließlich* als Reaktion auf benachbarte Zellen wechseln. Neben *Conway's Game of Life* ist vor allem Schellings frühe Studie zum Segregati-

onsverhalten in Wohngebieten eine bekannte Anwendung dieses Prinzips auf soziale Fragestellungen. Schelling konnte zeigen, dass sich „Ghettos“ bilden, selbst wenn die Bewohner relativ tolerant gegenüber andersfarbigen Nachbarn sind.⁶

Die räumliche Komponente der zellularen Automaten und die damit verbundene Lokalität von Interaktionen sind nicht nur eine angemessene Repräsentation für viele soziale Prozesse, sie führt auch zu deutlich anderen Entwicklungen emergenter Strukturen als Modelle mit höherer oder maximaler Netzwerkdichte (vgl. Bonacich 2002a). Trotzdem die simplen reaktiven Automaten kaum die vielfältigen sozialen Verhaltensweisen von Menschen abbilden können, lassen sich viele Phänomene, die ansonsten mit inhaltlichen Hypothesen erklärt werden (etwa die Persistenz oder das Verschwinden von bestimmter kultureller Merkmale) auf rein strukturelle Ursachen zurückführen.

Die **Multi-Agenten-Simulation** ist in den letzten Jahren zum beherrschenden Paradigma nicht nur der sozialwissenschaftlichen Simulationsforschung geworden. Dies liegt vor allem daran, dass dieser Ansatz praktisch alle zuvor genannten in sich aufzunehmen in der Lage ist. Die Zellen aus den oben genannten Beispielen sind im Prinzip auch Agenten, denen allerdings einige Eigenschaften fehlen, die sie erst zu *handelnden* Einheiten machen (Gilbert und Troitzsch 1999: 159):

Autonomie Agenten werden nicht komplett durch andere kontrolliert, im Gegensatz z.B. zu zellularen Automaten, in denen die einzelnen Zellen ausschließlich durch die Konstellation von Nachbarschaften bestimmt werden.

Sozialfähigkeit Agenten kommunizieren mit anderen durch eine gemeinsame Sprache, die unterschiedlich komplex ausfallen kann. In einfachen Fällen reichen Binär-Codes, häufig wird Sprache naheliegend als Programmiersprache verwendet, d.h. in objektorientierter Implementation können Agenten Methodenaufrufe an sich und andere Agenten initiieren.

Reaktivität Agenten erkennen und reagieren auf Umwelteinflüsse. Dabei ist die Repräsentation von Umwelt bei den Agenten nicht notwendig übereinstimmend mit der eigentlichen Modellierung des Zielsystems in der Simulation. Gerade Modelle von Akteuren mit unvollständiger Information und eingeschränkter Rationalität lassen sich mit dieser konstruktivistischen Implementation realisieren.

Proaktivität Agenten handeln zielgerichtet selbst, d.h. sie verfolgen Ziele und können zwischen verschiedenen Handlungsalternativen unterscheiden. Die Möglichkeiten reichen von einfachen Handlungsregeln bis zu ausgeklügelten Planungen, in denen Feedbackbeziehungen zwischen vergangenen und zukünftigen Entscheidungen von Bedeutung sind.

⁶ Konkret lautete die einzige Regel, dass eine Zelle „umzieht“, wenn mehr als ein Anteil x ihrer Nachbarn eine andere Farbe haben. Fast vollständige Segregation ist danach auch möglich, wenn nur 30 Prozent der Nachbarn gleichfarbig sein müssen, damit nicht umgezogen wird (Gilbert und Troitzsch 1999)

Ein bekanntes Beispiel für eine Multi-Agenten-Simulation, die zu einem großen Teil auf einem zellularen Automaten basiert, ist Epsteins und Axtells *Sugarscape*, in denen ein ganzes Set sozialer Prozesse simuliert wird, von der einfachen Ressourcensuche über Reproduktion und Tausch bis zur Verbreitung von Kultur. Auch die im folgenden Abschnitt behandelten Arbeiten sind fast ausschließlich Multi-Agenten-Simulationen, deshalb werden die relevanten Studien zum Thema sozialer Netzwerke und lernenden Agenten dort behandelt werden.

Die wichtigen Teilgebiete der Forschung zur Künstlichen Intelligenz, die sogenannten *genetischen Algorithmen* und die *neuronalen Netze* sind als Komponenten von Multi-Agenten-Simulationen insofern bedeutend, als dass Sie es ermöglichen, dass Agenten *intern* ihre Verhaltensregeln nach eigenen Erfahrungen und Umweltwahrnehmungen anpassen (vgl. Gilbert und Troitzsch 1999). Solche endogenen Parameteränderungen sind für die Simulation von Lernen in Netzen von Interesse, weil nicht nur die Aneignung von Faktenwissen, sondern auch die Entwicklung von strategischem Wissen („Wen frage ich nach was? Frage ich überhaupt, oder warte ich, bis jemand mir etwas erzählt?“) im sozialen Netzwerk simuliert werden kann (vgl. Chang und Harrington 2003). In dieser Hinsicht bedeutet Lernen nicht nur die Aufnahme von Information, sondern die Anpassung von Handlungsweisen an die Erfahrungen der Vergangenheit, die Agenten bekommen ein Gedächtnis.

Trotzdem die KI-Forschung wichtige Beiträge für die Erforschung von Lernen leisten kann, soll auf diese Techniken nicht weiter eingegangen werden, da sie für die Simulation *sozialer* Prozesse weniger relevant erscheinen. Immerhin liegt unser Interesse nicht in den Agenten, sondern in den Beziehungen zwischen ihnen. Und auch wenn in der Literatur immer wieder Organisationen selbst als lernende Systeme charakterisiert werden, ist dies in vielen Fällen als emergentes Phänomen zu betrachten, das aus der Interaktion und Ko-Evolution der Mitglieder entsteht. Die Wechselwirkungen zwischen den kognitiven Fähigkeiten der Agenten und den strukturellen Einflüssen des sozialen Kontextes untersuchen Carley et al. (1998).

3 Simulation von Wissenskommunikation

3.1 Von der sozialen Netzwerkanalyse zur Simulation

Das relativ junge Forschungsgebiet zur Simulation sozialer Netzwerke allgemein, und insbesondere im Kontext der Organisationsforschung, kann theoretisch und konzeptionell vor allem auf zwei Teilgebiete der Sozialforschung bauen, die hier als die *klassische soziale Netzwerkanalyse* und die *agenten-basierte ökonomische Simulation*⁷ bezeichnet werden. Die letztgenannte Forschungsrichtung basiert vor allem auf spieltheoretischen Modellen von Transaktionen, wobei vor allem Fragen der Rationalität und unvollständigen

⁷ Im angelsächsischen Sprachraum hat sich dafür die griffige Bezeichnung der *agent-based computational economics* durchgesetzt.

ger Information von Bedeutung sind. Trotzdem dieser Ansatz in vielen Fällen fruchtbare Anregungen für die Simulation von interagierenden und lernenden Agenten bieten kann, wird er in dieser Arbeit vernachlässigt, da er zum einen eine (zu) starke ökonomische Ausrichtung hat, zweitens strukturelle Aspekte zumeist hinter einer individuellen oder globalen *Output*-Perspektive verschwinden und schließlich vor allem kognitive und nicht soziale Dimensionen des Lernens im Vordergrund stehen (vgl. Pajares et al. 2004)

Die Forschung der **Sozialen Netzwerkanalyse** hat starke theoretische Bezüge zur älteren Sozialkapitalforschung, die aber durch spezielle strukturalistische Perspektiven erweitert wurde. Die Stärke des sozialen Kapitals einer Person wird in der neueren Forschung nicht mehr nur quantitativ durch die Anzahl der Partner oder qualitativ durch die Eigenschaften der Partner, wie Macht oder Wissen, sondern genuin strukturell begründet, nämlich in der Art und Anzahl der Beziehungen zu anderen bzw. sogar Beziehungen zwischen anderen. Welche Konstellationen von Ego-zentrierten Netzwerken letztlich mehr oder weniger Sozialkapital bedeuten, kann und soll an dieser Stelle nicht geklärt werden, siehe dazu die Diskussion bei Burt (2000).

Für die Simulation von sozialen Netzen sind diese Erkenntnisse insofern von Bedeutung, als bei der Implementation der Agenten die Wahrnehmung des Ego-Netzes und die Konsequenzen begrenzt rationalen Handelns von den Parametern abhängen, die der Forscher aus den gegensätzlichen Positionen der Sozialkapitaldebatte ableiten muss. Anders gesagt ist es von entscheidender Bedeutung, ob Agenten möglichst starke Beziehungen⁸ zu ihren Partnern oder möglichst wenig redundante Beziehungen anstreben sollten.

Borgatti und Foster (2003) klassifizieren die Forschung zu sozialen Netzen anhand mehrerer Dimensionen, sowohl auf methodischer als auch inhaltlicher Ebene. Neben der Wahl der Analyseebene ist die Richtung der Kausalität ein entscheidender Faktor. Auch in der Simulation sozialer Prozesse ist zu entscheiden, ob Netzwerkstrukturen vorgegeben sind (also als unabhängige Variable modelliert werden) und das Verhalten der Agenten strukturellen Einflüssen unterliegt oder umgekehrt. Obwohl die große Mehrheit der Forschung in der Nachfolge des Strukturalismus die Konsequenzen⁹ bestimmter exogen definierter sozialer Netze auf das Verhalten von Individuen und Gruppen erforscht, wird in den nachfolgend diskutierten Simulationsstudien eine Wechselwirkung modelliert, auch die Ursachen der Netzwerkbildung werden damit untersucht.

8 Dies kann zum Beispiel durch ein Maß an kultureller Homogenität operationalisiert werden, etwa an der relativen Übereinstimmung in Wissensdimensionen, oder auch räumlich mit Hilfe der Anordnung von Agenten wie in zellularen Automaten.

9 Borgatti und Foster (2003) geben als mögliche Ursache für die Konzentration auf die Erforschung der Wirkungen sozialer Netzwerke den Legitimationsdruck der jungen Disziplin an, die nachweisen wollte, dass sie Antworten auf bestehende (vorwiegend ökonomische) Fragestellungen, nach etwa der Leistungsfähigkeit einer Organisation, geben konnte. Die Praxisrelevanz für Firmen und Organisationen ist auch heute noch ein zentraler Bestandteil des Selbstverständnisses vieler Vertreter der Disziplin. Dies führt in der Forschungspraxis häufig zu einer Vermischung von Analyse und Beratung (vgl. Cox 2004).

Die Forschung über die Wirkungen von Netzwerkstrukturen auf die Akteure kann anhand zweier Dimensionen gegliedert werden: Zuerst stellt sich die Frage *was* durch die Analyse von sozialen Netzen erklärt werden soll.

„Social capital studies seek to explain variation in success (i.e., performance or reward) as a function of social ties, whereas diffusion and social influence studies seek to explain homogeneity in actor attitudes, beliefs and practices, also as a function of social ties.“ (Borgatti und Foster 2003: 1002)

Eine zweite Dimension ist die Frage, *wie* soziale Netzwerke den einzelnen Akteur beeinflussen. Die Autoren unterscheiden zwischen *structuralist vs. connectionist*, wobei Strukturalisten die Konfigurationen bestimmter Ego-Netzwerke als bestimmende Größen ansehen, *unabhängig* von den tatsächlich realisierten Verbindungen und Informationsflüssen. Die alternative Ansicht wäre, dass nur in tatsächlich vorhandenen und genutzten Verbindungen das Sozialkapital des Akteurs liegt, die strukturellen Vorteile einer Person mit hoher Zentralität im Netzwerk nur im Zusammenhang mit kommunizierten Inhalten von Bedeutung ist.

Für die Simulation sozialer Netze ist vor allem die erste Dimension von Bedeutung, da sie unterschiedliche Blickwinkel auf ein soziales Netz betont, nämlich eine agentenzentrierte und eine netzwerk-zentrierte Wahrnehmung der Simulationsergebnisse. Die Entscheidung für die eine oder andere Perspektive ist jedoch auch nach dem Simulationslauf offen. In den meisten Fällen kann man annehmen, dass bei der Modellierung der Agent im Mittelpunkt steht, während bei der Auswertung der Simulationsergebnisse häufig die Struktur und Leistung der ganzen Population in den Vordergrund rückt. Nicht zuletzt ist dies ein Hauptmerkmal der Simulation emergenter Phänomene.

Neben den theoretischen Fragestellungen zeichnet sich die soziale Netzwerkanalyse vor allem durch das methodische Instrumentarium zur quantitativen Untersuchung und Visualisierung des Forschungsgegenstands aus. So gut jedoch die Datenanalyse in der Disziplin auch entwickelt ist¹⁰, die Datenerhebung war und ist ein Problem, das die Entwicklung und Überprüfung verallgemeinerbarer Hypothesen erschwert. Da nicht nur die Erhebungen an sich recht aufwändig sind, sondern im Unternehmenskontext auch die generelle Verfügbarkeit von Mitarbeiterdaten nicht immer gegeben ist, bietet es sich an, Simulationen für die Überprüfung von netzwerkanalytischen Konzepten zu nutzen. Für die Analyse der simulierten Daten kann dabei in vielen Fällen auf die bekannten Verfahren und Maßzahlen sowohl auf der Mikro- als auch der Makroebene zurückgegriffen werden. Allerdings bleibt wie in der Erhebung „echter“ Daten die Frage der Operationalisierung von Begriffen wie Beziehungsstärke, Nähe und Macht zu klären. Gerade die rein strukturellen Argumente für Netzwerke als performantere Formen von Organisation im Vergleich zu Hierarchie und Markt lassen sich recht leicht durch Simulationen überprüfen.

¹⁰ Ein häufiger Kritikpunkt ist jedoch, dass die SNA ausschließlich deskriptiv sei, und Kausalmodelle, die relationale und absolute Merkmale beinhalten, sind recht selten anzutreffen.

3.2 Zum Verhältnis von Struktur und Kultur in sozialen Netzen

Im folgenden Abschnitt geht es um die Frage, wie Kultur (oder Wissen, Information) und strukturelle Einbettung der Akteure sich wechselseitig beeinflussen, wobei zuerst, dem netzwerkanalytischen Mainstream folgend, die Wirkung von Struktur auf den (individuellen oder organisierten) Akteur untersucht werden soll, und wie diese Wirkungen in einem Simulationsmodell formuliert werden können.

Lokalität und Transitivität

Lazer (2003) diskutiert in seinem Aufsatz die „informational efficiency“ von verschiedenen Netzwerktypen, d.h. wie eine einfache Informationsdiffusion durch verschiedene strukturelle Gegebenheiten beeinflusst wird. Dabei unterscheiden sich die einzelnen Netze vor allem in ihrem Grad an Lokalität, d.h. an der Bedeutung von räumlicher oder kultureller Nachbarschaft. Selbst wenn man von widrigen Umständen (geographische Hürden, strenge organisationale Trennung von Abteilungen) absieht, so ist offensichtlich und auch wenig überraschend, dass lokale Begrenztheit der Kommunikation die Informationsverbreitung behindert. Gerade eine Gitternetzform wie bei zellularen Automaten hemmt die Diffusion von Informationen, weil nur benachbarte Zellen sich austauschen können, was in vielen Arten von Organisation in ähnlichem Maße der Fall ist, etwa in einer Hierarchie.

Die Verbreitungsgeschwindigkeit lässt sich durch die Definition von Nachbarschaft¹¹ beeinflussen, ebenso durch die Hinzunahme zufälliger Verbindungen, so dass aus dem Gitter ein *small world network* wird (vgl. Watts und Strogatz 1998).

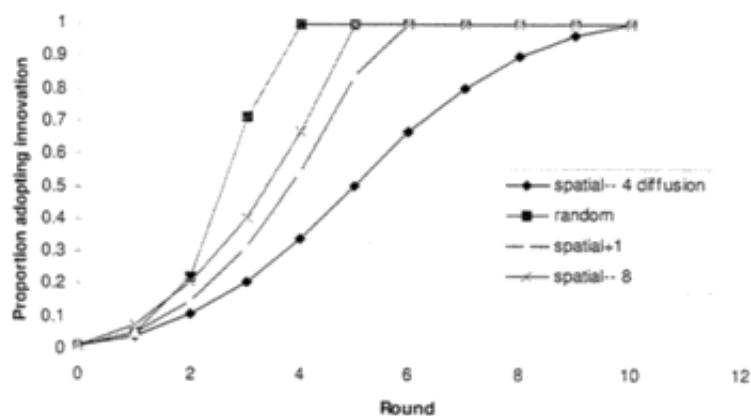


Abbildung 1: Diffusion in verschiedenen Netzwerktypen, *Quelle*: Lazer (2003)

¹¹ Bekannt sind die von-Neumann- und die Moore-Nachbarschaft mit 4 bzw. 8 verbundenen Zellen (Gilbert und Troitzsch 1999).

Wie Bonacich (2002a) zeigen kann, erzeugt die Lokalität von Interaktionen gleichzeitig eine starke Transitivität in den nachbarschaftlichen Beziehungen, die ihrerseits Auswirkungen nicht nur auf den Informationsfluss hat, sondern auch auf andere soziale Phänomene, etwa Machtverhältnisse, Gruppenbildung und kulturelle Entwicklung. Netzwerke mit starker Lokalität sind egalitärer in der Verteilung von Macht oder Sozialkapital, weil Ungleichheit durch Intransitivität der Beziehungen begünstigt wird.¹² In einer Simulation eines Tauschnetzwerkes wurde bei lokaler Interaktion früher ein Gleichgewichtszustand erreicht, als in einer Konstellation, in der zufällig Verbindungen aufgebaut wurden (Bonacich 2002a: 12). Die Existenz von *strong ties* ist also nicht nur aus ego-zentrierter Sichtweise von Bedeutung, auch auf der Makroebene hängt die Verteilung von Information oder Macht von der Lokalität der Beziehungen ab.

Bei der Modellierung sozialer Netzwerke und der Simulation darin ablaufender Kommunikation ist also das Problem zu lösen, in wiefern *local constraints* berücksichtigt werden sollen. Definiert man das soziale Netz exogen, sei es geographisch oder organisational, sind die oben erwähnten Effekte von Lokalität zu erwarten. Um die Stärke dieser Einflüsse zu regeln, schlägt Bonacich (2002a) vor, die Anzahl der Dimensionen des zugrundeliegenden Netzes zu variieren, da sich dadurch die Transitivität der Verbindungen zwischen Nachbarn verändern. Ein alternative Strategie verfolgen Morone und Taylor (2004), die zusätzlich zum topographischen „local-network“ ein „cyber-network“ in das Modell einfügen, in dem jeder teilnehmende Agent für alle Teilnehmer sichtbar ist.¹³

Auswahlkriterien für Interaktionspartner

Für die Simulation sozialer Netze ist eine exogene Spezifikation des Netzwerksettings, in dem sich die Akteure bewegen, nicht immer notwendig oder vorteilhaft. Dies ist vor allem der Fall, wenn nicht die Konsequenzen bestimmter sozialer Strukturen auf das Handeln der Akteure analysiert werden sollen, sondern umgekehrt durch eine Simulation von Mikroverhalten emergente Makrostrukturen hervorgebracht werden, die dann netzwerkanalytisch untersucht werden können. Die Kausalität verläuft also genau umgekehrt im Vergleich zu den oben genannten Beispielen, es muss daher ein *bottom-up*-Ansatz gewählt werden, der von den Entscheidungsregeln der einzelnen Agenten ausgeht. Trotzdem spielt zumindest die Sichtweite der einzelnen Agenten als quasi-strukturelles Merkmal des Netzwerks eine entscheidende Rolle für die Frage, aus welcher Grundgesamtheit ein Kommunikationspartner gewählt werden kann.

12 An dieser Stelle wird auch die oben erwähnte Unterscheidung von strukturalistischen und inhaltlich orientierten Erklärungen deutlich: „We might expect exchange networks constructed of strong ties to be more equalitarian because of their greater intimacy and positive affect. [...] However, this expectation ignores the structural differences between weak and strong ties. As Granovetter has pointed out (1973), strong ties are more transitive. This difference alone could affect the degree of exploitation in networks quite apart from the degree of intimacy of ties.“ (Bonacich 2002a: 11)

13 Das Kriterium der maximalen Sichtbarkeit spielt für die Entstehung eines *small world network* keine Rolle, da schon die einfache Überlagerung zweier beliebiger Netze einen solchen Effekt haben kann (vgl. Lazer 2003: 109).

Nach welchen Regeln wählt ein Agent einen anderen für eine Interaktion aus, bzw. in welchen Fällen ist diese Interaktion erfolgreich, d.h. hat eine Wirkung auf die Eigenschaften oder Verhaltensweisen mindestens eines Beteiligten? Grundsätzlich kann von drei Arten von Handlungsregeln ausgehen, die ein Agent in einer Simulation aufweisen kann: Zufallsauswahl, adaptives und (bedingt) rationales Verhalten.

Obwohl eine reine **Zufallsauswahl** in Simulationen häufig anzutreffen ist, kann sie nicht als adäquate Modellierung von sozialer Einflussnahme bezeichnet werden und verspricht deshalb kaum Erkenntnisgewinn. Gemeint sind allerdings nur solche Verfahren, bei denen nicht nur die Wahl des Partners – denn dies ist wegen der einfachen Implementation in fast allen hier besprochenen Simulationen der Fall –, sondern vor allem die Wahrscheinlichkeit einer effektiven (=erfolgreichen) Interaktion vom Zufall abhängt.

Für seine Studie zur Verbreitung von Kultur verwendet Axelrod (1997b) ein relativ simples **adaptives** Verfahren, das theoretisch auf der Homophilie-Hypothese aufbaut, die besagt, dass Ähnlichkeit in Einstellungen die Kommunikation zwischen zwei Akteuren wahrscheinlicher macht, sei es aus sozialpsychologischen („Gleich und gleich gesellt sich gern.“), strategischen Gründen, d.h. aus der Erwartung eher einen Verbündeten zu finden, oder weil die Transaktionskosten bei ähnlichem Wissensstand geringer sind als bei großen Unterschieden (vgl. Lazer 2003). Axelrods Simulation basiert auf einem zellularen Automaten mit der einfachen Regel, dass zufällig eine Zelle und einer ihrer Nachbarn ausgewählt werden und diese beiden mit einer Wahrscheinlichkeit, die ihrer kulturellen Ähnlichkeit¹⁴ entspricht, eine kulturelle Eigenschaft abgleichen, d.h. die aktive Zelle übernimmt die Eigenschaft der Nachbarzelle. Die Ergebnisse der Studie zeigten, dass kulturelle Konvergenz *positiv* von der Anzahl der kulturellen Eigenschaften (x) und der Größe des Gitternetzes, jedoch *negativ* von der Anzahl der alternativen Ausprägungen von Kultur (y) und der Transisitivität der Beziehungen (= Lokalität der Interaktionen) abhängt. Bezogen auf die Netzwerkperspektive konnten sowohl Clusterbildung als auch das Verschwinden von kulturellen Grenzen erklärt werden.

Die Auswirkungen von simplen **rationalen** Handlungsregeln untersucht Bonacich (2002b) in einer Studie zur Verteilung von Sozialkapital in Tausch-Netzwerke. Dabei ist vor allem von Interesse, wie sich die Verteilung von Macht (oder Ressourcen) in Abhängigkeit der Topologie des Netzwerks entwickelt. Die Agenten folgen dabei der einfachen Logik, dass bei erfolgreicher Transaktion (Profit) der Agent nichts tut, bei Erfolglosigkeit jedoch werden zufällig Verbindungen zu anderen auf- oder abgebaut. Damit sind die Agenten sehr viel weniger rational als sie sein könnten, wenn sie z.B. strategisch neue Verbindungen aufbauen würden. Doch schon mit dieser Minimalregel lässt sich zeigen, dass aus Netzwerken mit starker Ungleichheit egalitäre Strukturen erwachsen können. Sozialkapital ist in dieser Hinsicht nicht nur akteurszentriert zu betrachten, als Anzahl der Transaktionspartner eines Agenten, sondern auch ein Merkmal des gesamten Netzes, in diesem Fall entspricht es seiner Dichte (Bonacich 2002b: 10).

¹⁴ Kultur wird dabei als eine Anzahl von Eigenschaften x verstanden, die jeweils y Ausprägungen haben.

Weitere strategische Auswahlkriterien lassen sich aus der Literatur zur sozialen Netzwerkanalyse ableiten, so könnte etwa das *preferential attachment* als ein Faktor modelliert werden, oder Agenten könnten aufgrund ihrer Wahrnehmung des Netzes versuchen, im Sinne von Burt strukturelle L cher zu schlieen und sich so in eine vorteilhafte Position zu bewegen. Voraussetzung daf r ist jedoch, dass die Agenten die M glichkeit haben m ssen, Informationen nicht nur  ber absolute, sondern vor allem relationale Attribute ihrer Interaktionspartner zu erhalten und verarbeiten.

Eine sehr elaborierte Theorie  ber die Wahl von Interaktionspartnern entwickelt Carley (1991), die den Einfluss von Informationsunterschieden in Gruppen auf deren Stabilit t untersucht. Die Autorin gliedert soziales Verhalten in die Schritte Interaktion, Adaption und Motivation. Der Akt der Kommunikation  hneln dabei dem Modell von Axelrod (1997b), d.h. ein Fakt aus einer Menge Wissen wird pro Interaktion  bertragen.¹⁵ Der Schritt der Adaption bedeutet lediglich, dass Agenten Fakten nicht vergessen und nicht falsch lernen. Der f r unsere Fragestellung wichtigste Teil des Modells ist die Motivation: Die Interaktionswahrscheinlichkeit ist eine Funktion der *relativen*  hnlichkeit im Wissen zu allen anderen Partnern und sich selbst. Die Wahrscheinlichkeit mit Akteur *x* zu interagieren, h ngt also nicht nur davon ab, wieviel gemeinsames Wissen ein Agent mit ihm hat, das w re Axelrods Modell, sondern auch davon, wieviel Wissen ein Agent mit allen anderen in der Gruppe teilt. Dies hat substantielle Auswirkungen auf die strukturellen und kulturellen Eigenschaften des sozialen Netzwerks und auf das Verhalten der Agenten:

- Zwei Agenten k nnen sich anders verhalten (d.h. haben unterschiedliche Interaktionswahrscheinlichkeiten), je nachdem ob sie allein oder in einer Gruppe von drei oder mehr Akteuren sind. Der Eintritt von einem neuen Agenten in die Gruppe hat sofort Auswirkungen auf das Verhalten der Mitglieder.
- Beziehungen sind asymmetrisch, die Interaktionswahrscheinlichkeiten von zwei Kommunikationspartnern k nnen unterschiedlich sein, ebenso kann sich eine Interaktion unterschiedlich auf das zuk nftige Verhalten der beiden beteiligten Akteure auswirken.
- Durch die Ber cksichtigung der relativen  hnlichkeit mit sich selbst wird die Tatsache modelliert, dass Agenten auch nicht kommunizieren k nnen, dies ist sogar der h ufigste Fall, da man mit niemandem in der Gruppe mehr gemeinsam haben kann als mit sich selbst.

Das Ergebnis dieses Modells ist die parallele Entwicklung von Kultur und Struktur einer Gruppe, und damit der Gesamtpopulation, da sich geteiltes Wissen auf die Interaktionen auswirkt und diese Interaktionen wiederum auf den Austausch von Wissen.

¹⁵ Ein wichtiger Unterschied zu Axelrods Modell ist die Tatsache, dass der aktive Partner zuf llig aus *allen* verf gbaren Fakten einen aussucht und weitergibt, nicht nur aus der Menge der Informationen, die die Partner noch nicht gemein haben. Redundanz in der Informationsvermittlung ist also m glich.

Die Simulationsergebnisse zeigen viele emergente Phänomene, wie etwa Gruppenbildung und -auflösung, Ungleichverteilung von Sozialkapital und Prestige, kulturelle Konvergenz. Auch Fragen nach dem Einfluss von Gruppengrößen und plötzlichen Veränderungen (neue Akteure, neues Wissen) auf die strukturelle Entwicklung des sozialen Netzes werden durch die Simulationsergebnisse beantwortet (Carley 1991).

Die Frage, ob sich oben genannte Modellvorschläge für die Simulation von Wissensnetzwerken in Organisationen eignen, hängt vor allem davon ab, ob die bei Axelrod und Carley grundlegende Prämisse der Homophilie für diesen Kontext zutrifft. Ein Gegenmodell zu diesem adaptiven Verhalten wäre die Überlegung, ob nicht zum Lernen diejenigen Partner geeignet sind, die *nicht* viel Wissen mit Ego teilen. In obigen Modellen würden komplett gleichartige Agenten die höchste Interaktionswahrscheinlichkeit haben, dabei aber nichts dazulernen. Homophilie mag in vielen sozialen Kontexten relevant sein, und sicher ist auch in Unternehmen nicht davon auszugehen, dass völlig unterschiedliche Personen häufig miteinander verkehren. Trotzdem bleibt die Frage, ob nicht ein wenig Lern-Rationalität oder strategisches Denken à la Burt in Modelle von organisationalem Wissenstransfer inkorporiert werden sollten.

Auch die Frage, welche strukturellen Vorgaben, vor allem im Hinblick auf die Lokalität der Interaktionen, im Organisationskontext nötig sind, bzw. wie weit man Strukturen sich frei entwickeln lassen kann, muss im Bezug auf die empirischen Daten beantwortet werden, da sonst die Validität der Simulationsergebnisse gefährdet ist.

3.3 Vom sozialen zum Wissensnetzwerk

Das Problem der Modellierung von Wissen und Lernen

Für die Simulation von Wissenskommunikation in sozialen Netzwerken ist nicht nur die strukturelle Komponente von Bedeutung, sondern auch die verschiedenen Aspekte des Lernens an sich, die mit möglichst adäquaten Modellen abgebildet werden sollten. Borgatti und Cross (2003) unterscheiden zwischen deklarativen, prozeduralen und relationalen Wissen, an die sich jeweils unterschiedliche Modelle von Lernen anschließen. In Tabelle 2 wird der Versuch einer Klassifikation unternommen, in der es nicht um eine theoretische, sondern um forschungspraktische Herangehensweise an das Problem organisationalen Lernens gehen soll.

Die kognitiven Modelle von Wissensspeicherung und -verarbeitung sind zwar in der Forschung zu Künstlicher Intelligenz weit entwickelt, doch gilt auch in diesem Falle das schon häufig erwähnte Argument, dass die komplexe Agenten zwar näher an der Realität liegen mögen, doch das Interesse eben nicht ihren kognitiven Funktionen, sondern der sozialen Dimension von Lernen gilt. Für die Erforschung dieser Prozesse würde ein komplexes Modell die Implementation der Simulation und auch die Interpretation der Ergebnisse erheblich erschweren, bei zweifelhaften Erkenntnisgewinn. Deshalb wird in den meisten Simulationen der Akt der Wissensdiffusion und -speicherung so einfach wie möglich modelliert.

Tabelle 2: Aspekte des Lernens in Netzwerken

	Wissensdiffusion	Problemlösung	Informationssuche
Wissenstyp	deklarativ	prozedural	relational
Simulationsmodell	Bitkonfiguration, <i>cognitive maps</i>	<i>task action</i> , genetische Algorithmen	Kommunikationsgedächtnis
struktureller Einfluss	Lokalität	–	Kosten, Zugang
Kommunikationsrolle	passiv	–	aktiv
Beispiele	Morone und Taylor (2004); Axelrod (1997b)	Carley et al. (1998); Chang und Harrington (2003)	Chang und Harrington (2003); Dupouet und Yildizoglu (2004)

In den einfachsten Fällen, wie bei Axelrod (1997b), Carley (1991) oder Chang und Harrington (2003), wird Faktenwissen bitweise codiert, sodass es durch eine Liste vorhandener Informationsstücke repräsentiert wird. Die Vielfältigkeit von Wissen ist dabei leicht zu variieren, doch schon mit nur 10 Fakten, die ein Agent wissen oder nicht wissen kann – d.h. *verschiedene* Antworten auf eine Frage sind gar nicht angedacht – sind $2^{10} = 1024$ Kombinationen möglich. Da von konkreten Inhalten ohnehin abstrahiert werden muss, sind alle Fakten gleich wichtig, welcher Fakt ausgetauscht werden soll, kann per Zufallsauswahl bestimmt werden. Dadurch ist der Agent im eigentlichen Lernvorgang passiv, d.h. er sucht sich keine interessanten Informationen vom Partner, sondern lernt irgendetwas, wobei der Erfolg des Lernens entweder deterministisch oder probabilistisch bestimmt werden kann.

Ein etwas komplexeres Modell der kognitiven Bestandteile von Lernen zeigen Morone und Taylor (2004), die das Konzept der *cognitive maps* auf die Simulation übertragen. Konkret bedeutet dies, dass sich Agenten nicht nur hinsichtlich ihres Faktenwissens unterscheiden, sondern auch hinsichtlich ihrer Lernkapazität, da nur dort Informationen verarbeitet werden können, wo anschlussfähiges Wissen bereits vorhanden ist. Als Startparameter kann durch die Verwendung der *cognitive maps* der formale Bildungsstand der Agenten modelliert werden, wobei deren Verteilung wie bei der Mikrosimulation aus einer empirischen Stichprobe übernommen wird. Damit ist also nicht nur eine Überprüfung theoretischer Annahmen über die Verbreitung von Wissen möglich, sondern auch eine Prognose für eine reale Population.

Prozedurales Lernen wird in Simulationen gewöhnlich durch sogenannte *classifier systems* implementiert, in denen es grundsätzlich um die Erkennung von Aufgabemustern geht, die allein oder verteilt im Team gelöst werden müssen (siehe dazu Dupouet und Yildizoglu 2004; Carley et al. 1998). Der wichtigste Aspekt ist hierbei das individuelle Gedächtnis des Agenten, und damit der ständige Vergleich vergangenen Handlungen mit aktuellen Problemstellungen. Dabei dienen genetische Algorithmen zur Implementation des Lernprozesses als Erinnerung und Variation von bereits gelösten Aufgaben (vgl. Gilbert und Troitzsch 1999: Kap. 9). Da im Gegensatz zum Faktenwissen die zu lösenden Probleme nicht statisch sind, ist sowohl der individuelle als

auch der kollektive Lernprozess praktisch unbegrenzt, man verfeinert lediglich die Lösungsstrategien nach dem Kriterium des *best fit*. Die interpersonale Vermittlung von prozeduralem Wissen ist deshalb nicht nur in der Praxis schwierig, sondern auch in der Simulation, da letztlich immer nur Einzelteile von individuellem Wissen kommuniziert werden. Gerade deshalb ist die Wiederholung sowohl eigener Lösungsschritte als auch des Austausches von Wissen ein zentraler Bestandteil des Lernprozesses.

Ein weiterer Unterschied zu den oben genannten Simulationen von Kulturaustausch besteht in der Möglichkeit, dass ein Agent selbständig sein Wissen erweitern und neues Wissen schaffen kann, während bei der reinen Informationsdiffusion früher oder später alle Akteure alle für sie verfügbaren Informationen besitzen und das Modell ein stabiles Gleichgewicht erreicht, in dem keine Veränderungen mehr möglich sind. Carley (1991) spricht in diesem Fall von höchster Gruppenstabilität, die nur durch das Einbringen eines neuen Agenten mit einer neuen Information zu erschüttern ist. Gerade im Unternehmenskontext sind diese Fälle unplausibel, denn Innovation sollte auch ohne Personalwechsel modellierbar sein (vgl. Chang und Harrington 2003), und eine Sättigung und Gleichverteilung von Wissen ist in einer arbeitsteiligen Organisation weder sinnvoll noch realistisch.

Für das Lernen in sozialen Netzen ist das *relationale* Wissen ein entscheidender Faktor, da in einer Organisation das Wissen dezentral verteilt ist, und bei steigender Gesamtkapazität an Informationen die Frage, von *wem* Informationen zu bekommen sind, an Bedeutung gewinnt.

„As members of one region of a network become aware of and able to leverage the expertise of those in other regions, they become individually capable of doing more while the entire network’s potential to sense and respond to new opportunities is also enhanced.“ (Borgatti und Cross 2003: 433)

Die Autoren identifizieren drei Faktoren, die die Informationssuche eines Akteurs beeinflussen: Wissen um die Fähigkeiten der potentiellen Kommunikationspartner, Erreichbarkeit der Partner und Transaktionskosten für die Informationssuche. Auf die Simulation dieser Prozesse bezogen, kann man fragen: Wie weiß ein Agent, was ein anderer weiß? Wie kann ein Agent erfahren, was und wieviel ein anderer weiß? Dieses Problem besteht in den zitierten Arbeiten von Axelrod (1997b) und Carley (1991) nicht, da einfach alle Agenten wissen, welche Informationen die anderen besitzen.¹⁶ Gesetzt den Fall, dass ein Agent ursprünglich keine Informationen über seine Kollegen hat, wäre ein simples und kognitiv wenig anspruchsvolles Verfahren ein *Trial & Error*, bei dem Erfolg und Misserfolg einer Interaktion gemerkt und die Interaktionswahrscheinlichkeit mit dem betreffenden Akteur davon bestimmt wird. Einen Kollegen, der

¹⁶ Diese Formulierung ist etwas ungenau, da die Agenten selbst kein Bewußtsein über die anderen haben und nicht rational handeln. Da aber die Interaktionswahrscheinlichkeit eine Funktion der Ähnlichkeit zweier Agenten ist, muss diese Ähnlichkeit objektiv oder in der Wahrnehmung der Agenten zumindest messbar sein.

einem wiederholt keine Fragen beantworten kann, wird man nach ausreichend Versuchen nicht mehr fragen. Dieses Verfahren verwenden Dupouet und Yildizoglu (2004) zur Simulation von Community-Bildung in einer Organisation.

Die Fragen nach der Erreichbarkeit der Partner und der Transaktionskosten können aus der strukturalistischen Perspektive modelliert werden, d.h. sie hängen von der Position des Akteurs im sozialen Netzwerk der Organisation ab. Borgatti und Cross (2003) nennen selbst plausible Einflussgrößen, die aus der Forschung zur sozialen Netzwerkanalyse stammen, und deren Anwendung im Simulationskontext im vorangegangenen Abschnitt behandelt wurden: räumliche und kulturelle Nähe, starke und schwache Beziehungen und die Einführung neuer Netzwerkdimensionen, mit der man z.B. die Auswirkungen technologischer Entwicklungen wie Telefonkonferenzen, E-Mail oder Online-Foren modellieren kann.¹⁷

So ist zu erwarten, dass die Erreichbarkeit von der räumlichen Nähe und Verfügbarkeit raumübergreifender Kommunikationsmittel abhängen kann, und dass die Transaktionskosten mit guten Bekannten niedriger sind als mit Fremden. So lassen sich interessante Spannungsfelder zwischen erwartbarem Nutzen und Kosten (Zeit, Geld) der Informationssuche zu simulieren. Sollen potentiell gut informierte, aber weiter entfernte Akteure, eventuell mit dazwischenliegenden Vermittlern, kontaktiert werden, oder gute Bekannte, die aber wahrscheinlich so ähnliches Wissen haben, dass sie kaum von Nutzen sind? In diesem Kontext taucht wieder einmal die Frage auf, wie wertvoll schwache Verbindungen sind. Ebenso könnte untersucht werden, welche Auswirkungen die Senkung der Transaktionskosten, etwa durch ein Intranet oder ein Who-knows-what-Register, auf das Lernverhalten der Individuen und des ganzen Netzwerkes hat. Chang und Harrington (2003) gehen in ihrer Arbeit auch der Frage nach, ob die Möglichkeit, mit geringem Aufwand zu lernen (also zu imitieren), die Innovationsleistung des Einzelnen und des gesamten Netzwerkes hemmen kann.

Die Klassifikation der verschiedenen Wissenstypen zieht natürlich die Frage nach sich, welche Art von Wissen am besten ist. Aus struktureller Perspektive könnte man auch formulieren: An welchen Stellen sind welche Arten von Wissen am wichtigsten? Lohnt sich die Differenzierung von Rollen in Spezialisten, die viel Faktenwissen und sehr themenspezifische Problemlösungskapazitäten haben, Generalisten mit diffusem Faktenwissen, die mehr Probleme lösen können, und Broker (oder Manager), die lediglich wissen, wer welche Aufgaben am effizientesten erfüllen kann? Welcher Typ leistet am meisten, bzw. welche strukturellen Eigenschaften sollte ein Wissensnetzwerk mit diesen Akteuren haben? Der Unterschied zwischen flachen Netzwerkstrukturen und Hierarchien lässt sich auch auf diese Weise analysieren, wie Carley et al. (1998) und Dupouet und Yildizoglu (2004) zeigen.

¹⁷ Auch hier sei darauf hingewiesen, dass abgesehen von der Diskussion inhaltlicher Vorteile neuer Kommunikationstechnologien aus rein strukturellen Gründen der Informationsfluss verbessert werden müsste, da das Netz *small world*-Eigenschaften bekommt, d.h. kürzere Wege bei ähnlicher Lokalität, die ja in vielen Fällen auch gewollt ist. Warum gibt es sonst Abteilungen und Arbeitsgruppen?

3.4 Simulation und soziale Netzwerkanalyse – zwei Beispiele

Zur Illustration der Möglichkeiten sozialwissenschaftlicher Simulation auf dem Gebiet der Wissenskommunikation sollen im folgenden zwei Beispiele genannt werden, die besonders auf die hier angesprochenen Problemstellungen von Lernen und sozialer Struktur eingehen. Chang und Harrington (2003) untersuchen die Frage, inwiefern individuelles Lern- oder Innovationsverhalten bei variierendem Informationsfluss zur Leistung und Strukturbildung in einem Netzwerk beitragen. Das Modell lässt sich vereinfacht so beschreiben: Ein Agent muss zu jedem Zeitpunkt ein Problem lösen, durch Innovation (eigene Lösung finden) oder Imitation (von anderen lernen). Durch *reinforcement learning* werden die Wahrscheinlichkeiten für jede der beiden Handlungsalternativen, je nachdem ob diese zuvor erfolgreich war, angepasst.¹⁸ Wenn Imitation gewählt wurde, wird die Interaktionswahrscheinlichkeit mit dem Partner ebenfalls angepasst. Die Ergebnisse der Simulationsläufe mit 20 Agenten konnten folgende strukturellen und Leistungsentwicklungen zeigen:

Netzwerkstruktur Die Leistung des Netzwerkes ist höher, wenn die Agenten ihre Interaktionswahrscheinlichkeiten anpassen dürfen. Agenten interagieren häufiger mit Agenten, die ähnliche Aufgaben haben, es bilden sich also aufgabenorientierte Gruppen. Soziales Lernen ist von Gegenseitigkeit geprägt.

Leistung in Abhängigkeit der Netzwerkreliabilität Je mehr sich die Agenten auf die Möglichkeit zum Lernen von anderen verlassen können, desto größer ist die Leistung des Netzwerkes, allerdings steigt diese nicht monoton. Wenn die Verfügbarkeit des Netzes hoch ist und die Aufgabenstellungen stark schwanken, sinkt die Leistung des Netzwerkes, weil Imitation leichter ist als Innovation und nicht genug innovative Ideen entwickelt werden.

Leistung in Abhängigkeit von Innovationspotential Wenn das Netzwerk unzuverlässig ist, nützt Innovation nicht viel, erst wenn beide Faktoren erfüllt sind, ergibt sich eine hohe Gesamtleistung.

Obwohl das Modell kaum strukturelle Vorgaben macht und den Agenten die Bildung von Beziehungen relativ frei überlässt, kann es die Entwicklung von *Communities of Practice*, wenn man so will, nachvollziehen, ebenso die Interdependenz zwischen Lern- und Innovationsanreizen. Gerade in der Endogenität dieser Parameter liegt die Stärke der Simulation. Die Autoren schlagen für die Weiterentwicklung des Modells vor, die Agenten in ihren Fähigkeiten heterogen zu gestalten, um zu prüfen, ob sich etwa eine noch stärker geordnete Netzwerkstruktur bildet, oder welche Typen von Agenten am attraktivsten für die Interaktion sind (Chang und Harrington 2003).

¹⁸ Außerdem hat das Modell noch zwei von den Autoren variierte statische Parameter, die die Erfolgswahrscheinlichkeit von Innovation und Imitation ausdrücken, da beide Vorgänge probabilistisch modelliert werden. Diese Parameter heißen entsprechend Innovationspotential und Netzwerkreliabilität.

Ein besonders anschauliches Beispiel für die Simulation von Wissenskommunikation und Problemlösung in Organisationen zeigt die Arbeit von Dupouet und Yildizoglu (2004), die die Emergenz von *Communities of Practice*¹⁹ und deren Auswirkungen auf die Organisationsleistung analysiert. Das Modell ähnelt grundsätzlich dem zuvor genannten, auch wenn die Implementation des prozeduralen Lernens erheblich komplexer ist, um die es aber hier nicht gehen soll. Der Ablauf eines Simulationsschrittes für einen Agenten ist in Abbildung 2 beschrieben: Ein Problem ist zu lösen, der Agent kann selbst eine Lösung suchen oder eine Zahl anderer Agenten um Rat fragen. Die beste Lösung wird benutzt, es sei denn, die Erfolgsaussicht liegt unter einem Schwellenwert, dann gilt die Aufgabe als nicht gelöst. Wenn ein Agent ein Problem als außerhalb seiner Kompetenz erachtet, lehnt er eine Antwort ab.

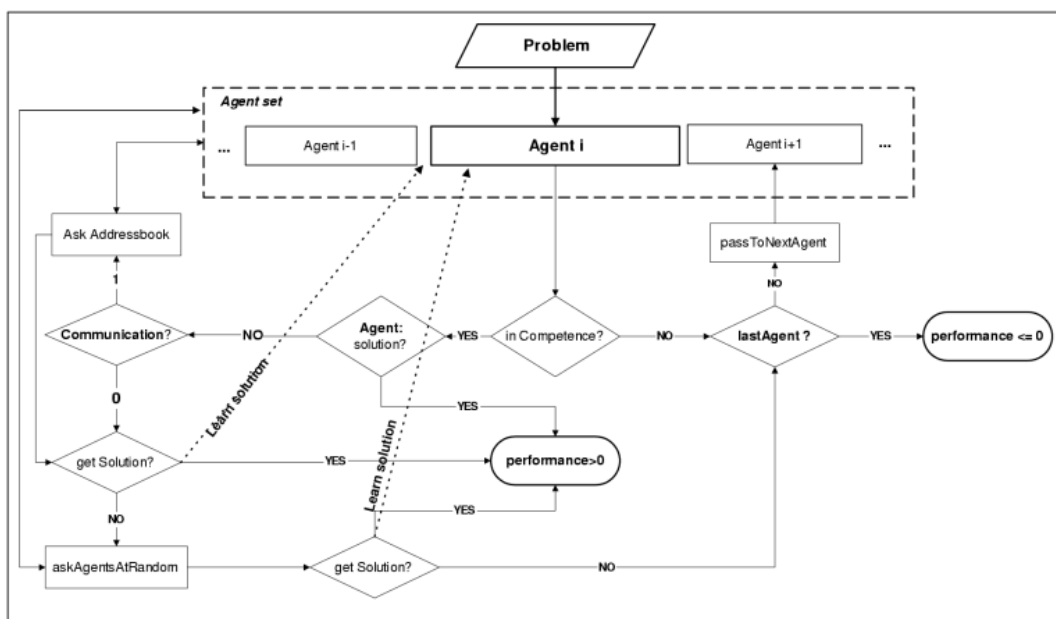


Abbildung 2: Handlungsschema eines lernenden Agenten in der Gruppe, *Quelle:* Dupouet und Yildizoglu (2004)

Der Mechanismus zur Auswahl geeigneter Ratgeber ist im vorhergehenden Abschnitt schon beschrieben worden: Es werden zufällig einige Agenten ausgewählt, bei guten Antworten bleiben sie im Adressbuch, ansonsten werden sie nicht mehr befragt und neue Agenten gesucht. Als alternative Organisationsform wird eine Hierarchie simuliert, bei der ein Manager die Aufgaben erhält und einen Agenten beauftragt, der Lern-

¹⁹ Ob die Modellierung dieses Konzeptes den theoretischen Annahmen zu CoP gerecht wird, sei an dieser Stelle dahingestellt, im Prinzip sind die emergenten Strukturen einfach themenbezogene Akteursgruppen. Eine Diskussion dieser Problematik und der Adäquatheit des Community-Begriffs findet sich bei Cox (2004).

mechanismus ist ähnlich wie zwischen den Agenten, d.h. wer ein ähnliches Problem schon einmal lösen konnte, wird befragt. Nach einer großen Anzahl an Simulationsläufen wurden u.a. folgende Ergebnisse bezüglich der Leistungsfähigkeit der Modelle Community und Hierarchie und ihrem Einfluss auf das soziale Netz der Organisation deutlich:

- Im Community-Modell können *mehr* Probleme gelöst werden als in der hierarchischen Verteilung von Aufgaben, und es konnten Probleme *besser* gelöst werden, d.h. die passendsten Lösungen kamen in erstem Modell signifikant häufiger vor. Modelle, in denen Kommunikation (=Ratsuche) erlaubt ist, sind leistungsfähiger als solche ohne Kommunikation zwischen Agenten, dies gilt für den Community²⁰-, wie für den Hierarchie-Ansatz.
- Cliques entstehen bei erlaubter Kommunikation in beiden Modellen, allerdings sind diese im Community-Modell stärker oder zahlreicher (gemessen an der *Cliquishness*). Wo *Communities of Practice* als emergentes Phänomen entstehen²¹, ist die durchschnittliche Leistung am höchsten.
- *Communities of Practice* können nur entstehen, wenn Kommunikation zwischen Kollegen leicht ist und diese ein gewisses Maß an Vertrauen zu ihren Partnern haben, d.h. sie nicht schon nach einem Fehlversuch aus dem Adressbuch streichen.
- Die Anzahl der Kommunikationen ist im Community-Modell erheblich höher als in der Hierarchie. Wenn man davon ausgeht, dass mit jeder Kommunikation Kosten verbunden sind, muss ein Kompromiss zwischen der Hierarchie und der flachen Netzwerkstruktur hinsichtlich der Effizienz gefunden werden.

Abgesehen von der interessanten Spezifikation des Modells, liegt der Reiz dieser Studie vor allem in der Verbindung der Theorie von sozialem Lernen, der formalen Modellierung und Operationalisierung von *Communities of Practice* und der Verwendung von Methoden der sozialen Netzwerkanalyse nicht nur zur Beschreibung der Ergebnisse, sondern auch zur Prüfung von Kausalmodellen zwischen Netzwerkstrukturen und Leistungsfähigkeit der Organisation. So werden durch multiple Regressionen nicht nur die Determinanten der Leistung untersucht, sondern auch die Auswirkungen der Modellparameter Spezialisierung, Vertrauen und Kommunikationsfähigkeit der Agenten auf die Struktur der Organisation, insbesondere die Cliquesbildung, analysiert. Damit sind auch die Vorteile der Simulation gezeigt worden: Präzision in der Theorieformulierung, Generierung von umfangreichen Daten zur Analyse und die Rückkopplung der Ergebnisse an die empirische Forschung und die Methodenentwicklung der sozialen Netzwerkanalyse.

20 Dabei stellt sich natürlich die Frage, wie denn das Community-Modell ohne Kommunikation aussieht. Die Antwort lässt sich aus Abbildung 2 ablesen – Agenten können selbst festlegen, ob sie einen Auftrag annehmen. Wenn sie nicht zuständig sind, wird der nächste Agent beauftragt.

21 Die Autoren identifizieren solche Communities anhand einer speziellen Konfiguration der Netzwerkparameter *Betweenness*, *Degrees* und *Cliquishness* (Dupouet und Yildizoglu 2004: 12-13)

4 Ausblick

To appreciate the value of simulation as a research methodology, it pays to think of it as a new way of conducting scientific research.

Axelrod (1997a: 5)

In dieser Arbeit sollte geprüft werden, wie die Simulation bei der Erforschung sozialer Strukturen und Prozesse, insbesondere der in Wissenskommunikation, erfolgreich eingesetzt werden können. Obwohl die empirische Überprüfung einiger Ergebnisse der genannten Studien noch aussteht, sollte schon jetzt der Wert der Simulationsmodelle anhand ihrer theoretischen und methodischen Vorgehensweise nicht unterschätzt werden, etwa bei der Operationalisierung des bisher wenig formalisierten *Community of Practice*-Konzepts (vgl. Dupouet und Yildizoglu 2004). Doch die Möglichkeiten der Simulation sind nicht auf die Replikation empirisch (un-)geprüfter Netzwerkstrukturen reduziert, vor allem in der Exploration neuer theoretischer Konzepte können sie der traditionellen sozialen Netzwerkanalyse voraus sein.

Wenn man das Netzwerkkonzept in der organisationalen Wissenskommunikation konsequent weiterentwickelt, dann ergeben sich Netzwerkstrukturen nicht nur zwischen Menschen, sondern auch zwischen Informationen und schließlich zwischen Menschen und Informationen. Kathleen Carley hat dafür die Idee des Meta-Netzwerks entwickelt, das diese Dimensionen abbilden soll. Allerdings stößt die traditionelle Netzwerkanalyse bei diesen komplexen Strukturen von vieldimensionalen, offenen und dynamischen Netzwerken an ihre Grenzen, so dass aus der *Möglichkeit* der Simulation solcher Phänomene mit Multi-Agenten-Systemen die *Notwendigkeit* der Weiterentwicklung des Methodenapparates der sozialen Netzwerkanalyse erwächst (vgl. Carley 2003).

Tabelle 3: Meta-Netzwerk der Wissenskommunikation nach Carley (2003)

	Personen	Wissen
Personen	soziales Netz	Wissensnetz
Wissen		Informationsnetz

Ein Ziel dieser Arbeit war es, die Möglichkeiten und Grenzen der Simulation systematisch im Kontext der Wissenskommunikation und der Erforschung von Netzwerkstrukturen aufzuzeigen. Dass in der Systematik zahlreiche Aspekte sowohl der Simulations- als auch der sozialwissenschaftlichen Netzwerkforschung unbehandelt blieben, ist der Fragmentierung des Forschungsgebiets und dem mittlerweile unüberschaubarem Umfang der Publikationen zu diesen Themen geschuldet. Gerade die zitierten Simulationsstudien enthalten eine Vielzahl interessanter Anregungen für die sozialwissenschaftliche Forschung, nicht nur auf dem Gebiet der Wissenskommunikation. Und obwohl die sozialwissenschaftliche Simulation keineswegs als Allheilmittel zur Analyse sozialer Netzwerke zu sehen ist, kann und soll dieser Beitrag auch als Werbung für diese „neue Art, Forschung zu betreiben“ zu verstehen sein.

Literatur

- Axelrod, R. (1997a): Advancing the Art of Simulation in the Social Sciences. In: Conte, R./ Hegselmann, R./ Terna, P. (Hg.) *Simulating Social Phenomena*, 21–40.
- Axelrod, R. (1997b): The Dissemination of Culture: A Model with Local Convergence and Global Polarization. In: *Journal of Conflict Resolution*, 41(2): 203–226.
- Bonacich, P. (2002a): Cellular Automata for the Network Researcher,
URL : <http://www.sscnet.ucla.edu/soc/faculty/bonacich/Networks.PDF>.
- Bonacich, P. (2002b): Social Capital in Exchange Networks: A Simulation Study of Network Evolution,
URL : <http://www.sscnet.ucla.edu/soc/faculty/bonacich/ICS.PDF>.
- Borgatti, S. P./ Cross, R. (2003): A Relational View of Information Seeking and Learning in Social Networks. In: *Management Science*, 49(4): 432–445.
- Borgatti, S. P./ Foster, P. C. (2003): The Network Paradigm in Organizational Research: A Review and Typology. In: *Journal of Management*, 29(6): 991–1013.
- Burt, R. S. (2000): The Network Structure of Social Capital,
URL : <http://gsbwww.uchicago.edu/fac/ronald.burt/research/NSSC.pdf>.
- Carley, K. (1991): A Theory of Group Stability. In: *American Sociological Review*, 56: 331–354.
- Carley, K. M. (2003): Dynamic Network Analysis. In: Breiger, R./ Carley, K. M./ Pattison, P. (Hg.) *Dynamic Social Network Modelling and Analysis: Workshop Summary and Papers*.
- Carley, K. M./ Prietula, M. J./ Lin, Z. (1998): Design Versus Cognition. The interaction of agent cognition and organizational design on organizational performance. In: *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 1(3).
- Chang, M.-H./ Harrington, J. E., Jr. (2003): Discovery and Diffusion of Knowledge in an Endogenous Social Network,
URL : <http://www.econ.jhu.edu/People/Harrington/networks1-03.PDF>.
- Cox, A. (2004): What are communities of practice? A critical review of four seminal works, paper presented at OKLC – Fifth European Conference on Organizational Knowledge, Learning and Capabilities, April 2-3, 2004, Innsbruck/Austria.
- Dupouet, O./ Yildizoglu, M. (2004): Organizational performance in hierarchies and communities of practice, paper presented at the 4th Congress on Proximity Economics: Proximity, Networks and Co-ordination, June 17-18 2004, Marseille/France,
URL : <http://139.124.177.94/proxim/viewpaper.php?id=46>.

- Fiorina, M. P. (1975): Formal Models in Political Science. In: *American Journal of Political Science*, 19: 133–159.
- Gilbert, N. (1997): A Simulation of the Structure of Academic Science. In: *Sociological Research Online*, 2(2).
- Gilbert, N./ Troitzsch, K. G. (1999): *Simulation for the Social Scientist*. London: Open University Press.
- Lazaric, N./ Raybaut, A. (2004): Knowledge Creation Facing Hierarchy: the Dynamics of groups inside the Firm. In: *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 7(2).
- Lazer, D. (2003): Information and Innovation in a Networked World. In: Breiger, R./ Carley, K. M./ Pattison, P. (Hg.) *Dynamic Social Network Modelling and Analysis: Workshop Summary and Papers*.
- Meadows, D./ et al. (1973): *Die Grenzen des Wachstums*. Reinbek bei Hamburg.
- Morone, P./ Taylor, R. (2004): Small World Dynamics and The Process of Knowledge Diffusion: The Case of The Metropolitan Area of Greater Santiago De Chile. In: *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 7(2).
- Pajares, J./ Hernandez-Iglesias, C./ Lopez-Paredes, A. (2004): Modelling Learning and R&D in Innovative Environments: a Cognitive Multi-Agent Approach. In: *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 7(2).
- Watts, D. J./ Strogatz, S. H. (1998): Collective dynamics of ‘small-world’ networks. In: *Nature*, 393(4): 440–442.

Rechtliches

© 2004 Michael Scharkow

Diese Arbeit unterliegt der Creative Commons Attribution-ShareAlike License.

Eine Kopie dieser Lizenz befindet sich unter

<http://creativecommons.org/licenses/by-sa/2.0/de/>