

Die Dynamik der Stadt Untersuchung eines agentenbasiertes Simulationsmodells am Beispiel der Wohnortdynamik

Reinhard KOENIG

Dipl. Ing. Reinhard Koenig, Institut für Orts-, Regional- und Landesplanung,
Lehrstuhl für Stadtquartiersplanung und Entwerfen, Universität Karlsruhe, e-Mail: koenig@entwurforschung.de

ABSTRACT

Der Beitrag präsentiert eine Methode, wie sich sowohl räumliche Strukturen, als auch individuelle und kollektive Aktivitäten einer Stadt als Spektrum von Prozessen mit unterschiedlicher Dynamik darstellen lassen.

Es wird einleitend erläutert, was man unter dem Begriff Dynamik versteht. Daran anschließend wird ein Modell vorgestellt, welches von den klassischen zwei Teilbereichen einer Stadt ausgeht, die Interaktion von Standortentscheidungen und dem Erschließungssystem, welche bei den meisten urbanen Modellen als Grundlage dienen. Darauf aufbauend erfolgt eine Beschreibung der Dynamik, welche aus individuellen Verhaltensweisen resultiert. Dazu wird das Konzept eines agentenbasierten Simulationsmodells operationalisiert, indem individuelle Akteure informationstechnisch als so genannte Agenten repräsentiert werden und die bauliche Struktur einer Stadt in einzelne Objekte gliedert wird.

Auf der eingeführten Konzeption basierend wird dargelegt, wie sich innerhalb eines Teilbereichs, welcher als offenes, komplexes und sich selbst organisierendes System betrachtet wird, Sensitivitätsanalysen gegenüber den Kontrollparametern sowie Stabilitätsanalysen unter Beleuchtung kritischer Zustände vor Phasenübergängen durchführen lassen. Diese Analysen werden beispielhaft an einer Simulation der städtischen Wohnortdynamik durchgeführt.

Eine entscheidende Frage stellt sich darin, wie sich bei dem vorgestellten Modellkonzept die Kombination und das Zusammenwirken der Teilbereiche bewerkstelligen lassen. Eine entsprechende Koppelung ist nur sinnvoll, solange das Gesamtmodell weiterhin kontrollierbar bleibt. In diesem Sinne ist es notwendig, die Auswirkungen verschiedener Parameterkonstellationen eines Teilbereichs zu analysieren. Die Ausgaben des einen Teilbereichs könnten dann als Steuerungsparameter oder Taktgeber eines anderen Bereichs dienen.

Als abschließender Ausblick werden die Notwendigkeiten und Einschränkungen der Validierung der Simulationsmodelle anhand verfügbarer Daten besprochen und das Forschungsziel einer Planung als gezielte Stabilisierung beziehungsweise Destabilisierung von Prozessen skizziert.

1 EINLEITUNG

Das Wesen einer Stadt erschließt sich erst, wenn man ihre Entwicklung in der Zeit betrachtet. Das zeitliche Verhalten eines Systems kann mit dem Begriff der Dynamik charakterisiert werden. Seit Ludwig von Bertalanffy (1948) das allgemeine Konzept der Systemtheorie formuliert hat, begann sich auch die Sichtweise auf die Stadt zu verändern. Die bis dahin übliche Methode der Stadtforschung war eine historische Betrachtung aufeinanderfolgender Zustände räumlicher Konfigurationen (Benevolo, 2000; Mumford, 1961), welche in Form von Karten dargestellt werden konnten. Die genauen Ursachen der Übergänge von einem Zustand zum anderen waren dabei von peripherem Interesse. Dies hat sich mit der Etablierung der Systemtheorie weitgehend umgekehrt. Die Prozesse welche ein System verändern und die Kräfte welche diese Veränderungen bewirken und steuern rückten in das Zentrum des Interesses. Die räumlichen Strukturen einer Stadt können dabei als sich ständig verändernde Ergebnisse eines fortwährend ablaufenden Prozesses betrachtet werden. Das erinnert an die Weltansicht von Heraklit, der bereits vor über 2000 Jahren konstatierte, „Alles fließt und steht nicht still.“

Einer der ersten prominenten Verfechter der Stadt als dynamisches System war Jay Forrester. Sein Modell der „Urban Dynamics“ konzentrierte sich auf zeitlichen Veränderungen, allerdings unter völliger Vernachlässigung der räumlichen Aspekte. Es wurde ein innerstädtisches System angenommen, welches als geschlossene Modellwelt von seiner Umwelt getrennt ist. Innerhalb dieses Systems konnten nun unzählige Hypothesen über dynamische Beziehungen der Beschäftigungsverhältnisse, Wohnortsuche und Wirtschaftsentwicklung in einer Modellstadt aufgestellt werden. Ein guter Überblick über Forrester's und andere umfassender Stadtmodelle, sogenannte Large Scale Urban Models (LSUMs) sowie die prominente

Kritik von Lee (1973) finden sich im Journal of the American Institute of Planners (1973, Band 39). Eine aktuellere Besprechung der Nachfolgermodelle bietet Wegener (Wegener, 1994, 2005).

Ich möchte mich hier auf eine generelle Voraussetzung konzentrieren, welche bis heute für viele Systemmodelle wesentlich ist, nämlich dass ein untersuchtes System stets einem Gleichgewichtszustand mit einem Maximum an Entropie und einem Minimum freier Energie zustrebt und in einem solchen verharrt, bis eine Störung von außen durch hinzufügen freier Energie das Gleichgewicht beeinträchtigt. Diese Annahme ist allerdings für vitale Systeme nicht gültig, da sich diese im Allgemeinen in einem Nichtgleichgewichtszustand befinden und sich zudem nur schwer gegen ihre Umwelt abgrenzen lassen (Prigogine, 1998). Bei Systemen fern vom Gleichgewichtszustand führt eine Störung zu unerwarteten Konsequenzen. Anstatt in seinen Ausgangszustand zurückzukehren beginnt das System sich in unvorhersagbare Richtungen zu entwickeln und neue Strukturen zu erforschen, welche Prigogine dissipative Strukturen nannte, worunter man die Nichtgleichgewichtsstabilität offener System versteht.

Auf diesen Einsichten beruhen die Idee der Selbstorganisation, sowie die Katastrophentheorie welche später zur Chaostheorie weiterentwickelt wurde. Unter der Annahme, dass eine Stadt ein System fern vom Gleichgewichtszustand ist, ist es interessant, das oben erwähnte Urban Dynamics Modell von Forrester, welches von einem Gleichgewicht ausgeht, einem einfachen Beispiel der Chaostheorie gegenüberzustellen, dem sogenannten deterministischen Chaos. Forrester's Modell pendelt sich nach Veränderungen der Kontrollparameter, welche als Störungen betrachtet werden können, wieder auf ein stabiles Gleichgewicht ein, bis eine weitere Störung auftritt. Das Verhalten des Urban Dynamics Modells kann anhand einer Anylogic-Simulation nachvollzogen werden, welche unter der URL http://www.xjtek.com/models/social_dynamics/ frei erhältlich ist. Beim deterministischen Chaos sind die Grundgesetze, also die Regeln des Systems selbst, ebenso wie bei Forrester's Modell rein deterministisch. Als einfaches Beispiel möchte ich die Verhulst oder Logistische Gleichung der Form $x_{n+1} = a x_n(1-x_n)$ anführen, welche oft für die modellhafte Entwicklung einer Population angewandt wird. Wählt man für x_0 einen beliebigen Anfangswert zwischen 0 und 1 kann sich die Trajektorie, also die Darstellung aller Werte x_n prinzipiell auf drei verschiedene Arten entwickeln, stabil, periodisch oder chaotisch, was nur von dem Faktor a abhängt, (Peitgen, Jürgens, & Saupe, 2004). Bei Werten für a zwischen 0 und 1 resultiert für x_n früher oder später in jedem Fall 0 (die Population stirbt aus). Bei a zwischen 1 und 2 stellt sich ein Grenzwert ein, bei a zwischen 2 und 3 nähern sich die Werte einem Grenzwert wellenförmig an. Mit a zwischen 3 und $1 + \sqrt{6}$ (etwa 3,45) wechselt die Folge zwischen zwei Häufungspunkten, für a bis 3,54 wechselt die Folge dann zwischen vier Häufungspunkten und bei weiteren Erhöhungen von a ergeben sich dann zwischen 8, 16, 32 usw. Häufungspunkte. Die Intervalle mit gleicher Anzahl von Häufungspunkten, auch als Bifurkationsintervalle bezeichnet, werden immer kleiner, bis schließlich bei ca. $a = 3,57$ keine Perioden mehr erkennbar sind, also das System chaotisches Verhalten zeigt, wobei winzige Änderungen des Anfangswertes x_0 in unterschiedlichsten Folgenwerten resultieren. Selbst winzigste Rundungsungenauigkeiten des Ergebnisses einer Iteration summieren sich schnell auf und führen nach einigen Schritten zu vollkommen unterschiedlichen Ergebnissen.

Es macht demnach einen großen Unterschied, ob wir das System Stadt als im Gleichgewicht befindlich betrachten oder ob wir von einer Nichtgleichgewichtssituation ausgehen. Bei chaotischen Systemen macht eine Vorhersage über eine mögliche Entwicklung wenig Sinn, da es undenkbar ist, den Anfangszustand x_0 beispielsweise einer Stadt zu einem beliebigen Zeitpunkt auch nur annähernd genau bestimmen zu können. An der Qualität einer Vorhersage des Wetters – eines chaotischen Systems par excellence – für die nächste oder übernächste Woche kann dieser Effekte aus eigener Erfahrung nachvollzogen werden. Selbst unter Zuhilfenahme der modernsten Großcomputertechnologie, ausgetüftelter mathematischer Verfahren und endlosen Beobachtungsdaten ist es auch erfahrenen Meteorologen kaum möglich die Trefferquote einer simplen Schätzung auf der Basis allgemeiner Regeln zu übertreffen.

Des Weiteren ist für die Beobachtung des dynamischen Verhaltens eines Systems der räumliche und zeitliche Maßstab wesentlich, den man für die Definition der untersuchten Elemente oder der Aggregation der Daten wählt. Systeme werden immer unetlicher, je weiter sie in ihre grundlegenden Einheiten gegliedert bzw. disaggregiert werden. Im umgekehrten Fall werden Systeme immer homogener wenn der Maßstab vergrößert wird und einzelne Aktivitäten zu Durchschnittswerten zusammengefasst bzw. aggregiert werden. Betrachtet man eine Stadt als Ganzes und über einen längeren Zeitraum, erhält man anhand statistischer Erhebungen den Eindruck eines Gebildes in einem relativen Gleichgewicht, welches gleichsam einem

Lebewesen kontinuierlich Waren, Personen, Energie, Geld und vieles andere in sich einverleibt, verteilt und wieder von sich gibt. Verengt man aber den zeitlichen und räumlichen Bezugsrahmen und betrachte beispielsweise den Verkehr an einem Tag auf einer bestimmten Straße, so wandelt sich das Bild von einem System im Gleichgewicht schnell zu einem zeitweise chaotisch schwankenden und schwer vorhersehbaren Durcheinander. Geht man bei der Untersuchung einer Stadt von den kleinsten Elementen aus, stellt sich heraus, dass die Wechselwirkungen zwischen diesen vielfältigen Teilen zu Selbstorganisationsprozessen führen, durch welche sich die geordneten Strukturen auf den übergeordneten Maßstabebenen formieren. Für die Erforschung solcher Bottom-Up Prozesse hat sich das relativ junge und interdisziplinäre Wissenschaftsgebiet der komplexen Systeme etabliert.

Im Folgenden stütze ich mich auf die Theorie komplexer Systeme zur Untersuchung urbaner Segregationsprozesse. Als Hilfsmittel werde ich auf Simulationstechniken unter Verwendung Zellulärer Automaten (ZA) zur Repräsentation der räumlichen Struktur einer Stadt und Multi-Agenten-Systeme (MAS) für die Simulation urbaner Akteure zurückgreifen. Durch die Einführung dieser Techniken wurde die Erforschung komplexer Systeme überhaupt erst möglich, da die erforderlichen Daten über die einzelnen Elemente in der notwendigen zeitlichen Auflösung nicht zu erheben sind. Simulationen in der oben skizzierten Art erlauben es, einfache Annahmen über die Interaktionsregeln der Elemente abzubilden und deren Auswirkungen zu erkunden. Es werden sehr einfache, künstliche Gesellschaften (Epstein & Axtell, 1996), im Computer (in silico) erzeugt, welche in beliebiger Genauigkeit analysiert werden können. Auf die Schwierigkeiten der Validierung solcher Simulationsmodelle werde ich am Ende des Textes eingehen.

2 EIN MODELL DER STADT

Für die Repräsentation eine Stadt mittels ZA und MAS werden zwei Ebenen eingeführt (Abb. 01). Die erste bildet räumliche Elemente wie Straßen, Parzellen und Gebäude ab, die als örtlich fixierte Objekte behandelt werden, deren Zustände sich aber zu bestimmten Zeitpunkten verändern können. In einem ersten Abstraktionsschritt werden diese Elemente in die Zellen eines regelmäßigen Rasters übertragen und anhand des Status' einer solchen Zelle gespeichert. Diese Struktur bildet die Grundlage für die Funktionsweise eines ZA. Bei einem ZA ist der Status und die Eigenschaften einer Zelle von den Zuständen seiner Nachbarzellen abhängig und kann sich bei jedem Zeitschritt t verändern. Die zweite Ebene beinhaltet die individuellen und kollektiven urbane Akteure, die im Folgenden als Agenten bezeichnet werden. Im Gegensatz zu den Zellen sind Agenten mobil und können sich frei über das Zellenraster, den zellulärer Raum, bewegen. Dabei lassen sich verschiedene Arten der Kommunikation der Agenten untereinander, sowie mit den Zellen definieren. Ein aus den beiden Komponenten ZA und MAS bestehendes System wird nach Portugali (2000) als FACS (Free Agents in a Cellular Space) bezeichnet und bildet ein IRN (Inter Representation Network).

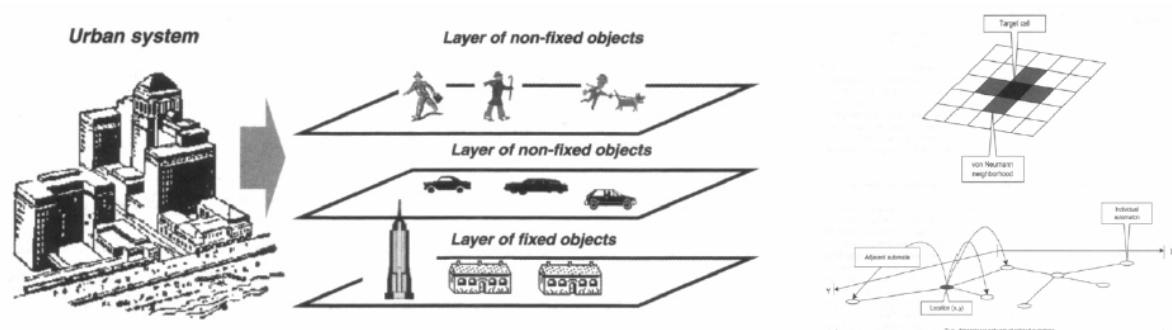


Abb. 01: Modell eines Urbanen Systems, welches in Layer für unterschiedliche Elemente gegliedert wird, welche wiederum durch die Zellen eines ZA oder Agenten des MAS repräsentiert werden können (Benenson & Torrens, 2004).

Nach den Einsichten, die in der Einleitung geschildert wurden, kann eine Stadt nicht als ein System im Gleichgewicht betrachtet werden. Dennoch finden sich, wie bei allen lebendigen Systemen Phasen, in welchen sich die Aktivitäten scheinbar im Gleichgewicht befinden, und sich die Systembestandteile in einer ausbalancierten Weise selbst erneuern. Kleine Fluktuationen während des Selbsterhaltungsvorgangs, bei dem von außen betrachtet nichts geschieht, können sich im Sinn des oben beschriebenen chaotischen Verhaltens scheinbar aus dem Nichts zu weitreichenden Veränderungen aufschaukeln und nach einiger Zeit wieder stabilisieren (Abb. 02).

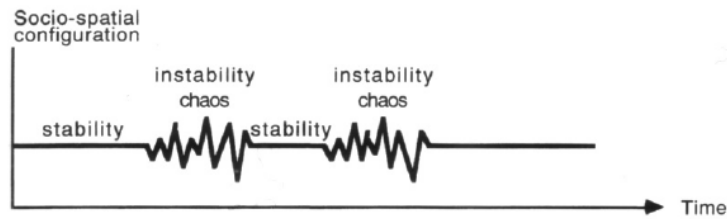


Abb. 02: Bei komplexen Systemen können sich stabile und instabile Phasen im Lauf der Zeit ohne ersichtlichen Grund abwechseln (Portugali, 2000).

Das Segregationsmodell, welches die Grundlage für das Teilmodell der Wohnortdynamik darstellt, geht in seiner ursprünglichen Form auf Schelling (1969) zurück. Das Modell beschreibt die Entmischung zweier Bevölkerungsgruppen unter der ausschließlichen Berücksichtigung individueller Standortentscheidungen auf Basis lokaler Nachbarschaften. Bevor ich eine formale Beschreibung dieses Prinzips einführe, möchte ich kurz auf die Einbettung der Wohnortdynamik in ein umfassenderes Modell eingehen, welches in Abb. 03 zwar als Gesamtmodell betitelt ist, dennoch nicht den Anspruch erhebt, alle Vorgänge einer Stadt erfassen zu können, sondern sich auf einige wesentlichen konzentriert. Das Diagramm des Gesamtmodells beschreibt den Zusammenhang der individuellen Wohnortentscheidungen, welche hauptsächlich von den Mietpreisen, der Erreichbarkeit und den Umweltfaktoren wie Lärm oder Landschaftsqualität abhängen. Die Standortwahl der Betriebe hängt von ähnlichen Faktoren ab, wobei hier die Umweltbedingungen im Allgemeinen keine Rolle spielen. Die Miet- und Bodenpreise sowie die Erreichbarkeiten und der Verkehr hängen ihrerseits wieder von den mannigfachen Standortentscheidungen ab. Das ausgewählte Teilmodell beschreibt die Wohnortwahl in dem jeder Teilnehmer am Wohnungsmarkt versucht, zu möglichst niedrigen Mietpreisen eine Wohnung mit möglichst guter Nachbarschaft und Lage zu erhalten (Abb. 03, rechts).

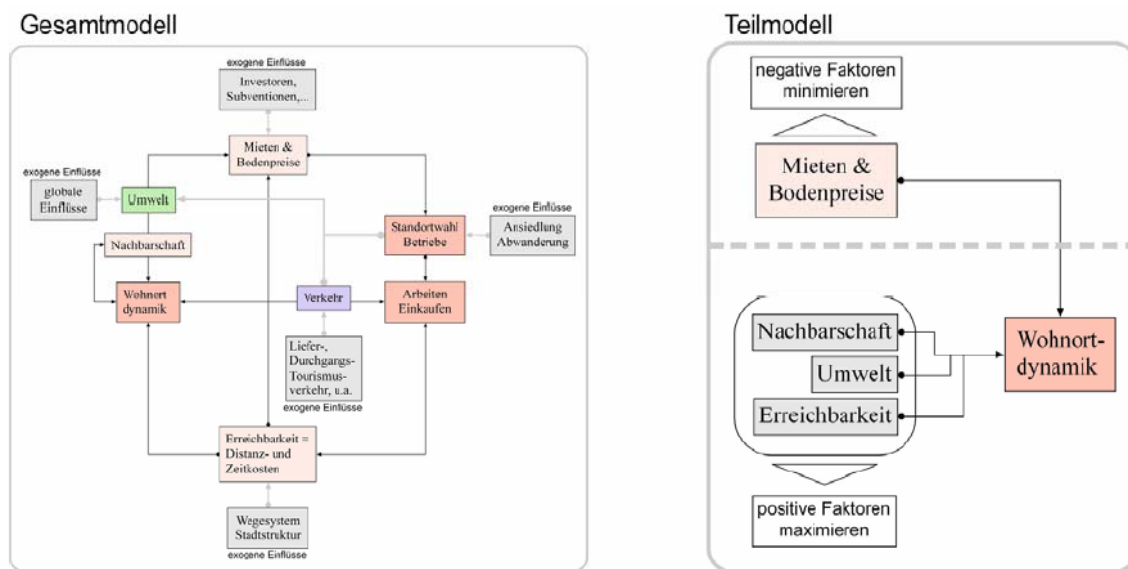


Abb. 03: Gesamtmodell urbaner Prozesse und deren Wechselwirkung (links) und als Ausschnitt daraus das Teilmodell der Wohnortdynamik (rechts).

Nach der allgemeinen Einführung in den Themenbereich möchte ich mich im zweiten Teil des Textes vertiefend mit dem Teilmodell zur Wohnortdynamik auseinandersetzen. Es ist meine Absicht zu zeigen, wie sensitiv die Ergebnisse einer Simulation gegenüber den zugrunde gelegten Anfangsbedingungen sind. Diese Bedingungen werden im Folgenden explizit betrachtet und als Kontrollparameter bezeichnet. Für eine detaillierte Analyse des Modells ist eine formale Beschreibung der Prozesse notwendig. Darauf aufbauend können die kritischen Systemzustände untersucht werden, welche durch die Verstärkung geringfügiger, lokaler Ursachen zu globalen Phasenübergängen führen können. Abschließend werde ich mögliche Schlussfolgerungen der Resultate diskutieren und auf allgemeine Probleme eingehen, welche die Qualität, Validität und den Nutzen von Simulationsmodellen betreffen.

3 FORMALES MODELL DER WOHNORTDYNAMIK

Bei der formalen Beschreibung des Modells habe ich versucht weitgehend dem Stil von Benenson (1998) und Portugali (2000) zu folgen. Für den ZA wird ein zweidimensionales reguläres Raster aus $x*y$ quadratischen Zellen als Infrastrukturlayer eingeführt. Anstelle jede Zelle mit ihren x- und y-Koordinaten zu bezeichnen wird für jede der i Zellen der Index $H=\{1, 2, \dots, i\}$ vergeben. Außerdem kann sich jede Zelle in einem von n möglichen Zuständen $S_H=\{S_1, S_2, \dots, S_n\}$ befinden. Die Nachbarschaft einer Zelle H wird geschrieben als $U(H)$, wobei $S_{U(H)}$ die Nachbarschaftskonfiguration bezeichnet. Im Folgenden gehe ich von der Moore Nachbarschaft aus, welche im Normalfall ($k=1$) aus den acht umgebenden Zellen einer betrachteten Zelle besteht (Abb. 04). Bei den nachfolgenden Untersuchungen werden verschiedene Werte für k verwandt. Die Nachbarschaft $U(H)$ einer Zelle beinhaltet jeweils alle Zellen in dem $(k*2+1)^2$ Feld mit H im Zentrum. Um ein gleichförmiges Feld ohne Ränder zu erhalten wird angenommen, dass die vier Seiten des ZA zu einem Torus zusammengefügt sind, demzufolge beispielsweise der linke Nachbar einer Zelle am linken Rand die Zelle in der gleichen Reihe am rechten Rand ist.

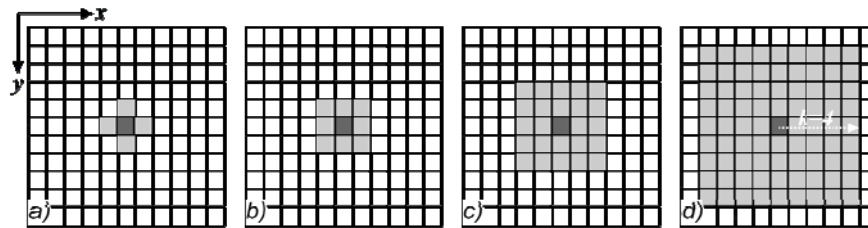


Abb. 04: Verschiedenen Definitionen der Nachbarschaft einer Zelle. a) von Neumann Nachbarschaft; b) – d) verschiedene Moore Nachbarschaften mit unterschiedlichen Radien b) $k=1$; c) $k=2$; d) $k=4$.

Die Ebene über dem ZA beinhaltet das MAS mit m individuellen Agenten $A = \{A_1, A_2, \dots, A_m\}$ welche sich von Zelle zu Zelle frei bewegen können. Genauso wie die Zellen können sich die Agenten in einem von g möglichen Zuständen $S_A=\{S_1, S_2, \dots, S_g\}$ befinden, welcher die Zugehörigkeit zu einer bestimmten Gruppe wiedergibt. Des Weiteren wird die Variable $M_A=\{0, 1\}$ definiert, welche angibt, ob ein Agent mit der Nachbarschaft an seiner aktuellen Position zufrieden ist ($M_A=1$) oder nicht ($M_A=0$). Die gegenwärtige Position eines Agenten wird mit P_A bezeichnet, wobei gilt $P_A \square \frac{1}{4}H$, da sich die Agenten nur von einer Zelle zu einer Anderen bewegen können. Zu einem Zeitpunkt t kann lediglich ein Agent eine Zelle H besetzen. Ob ein Agent seinen Standort wechselt oder nicht kann jetzt mittels der generellen Migrationsregel F_i angegeben werden:

$$P^A(t+1) = F_i(S^A(t), P^A(t), M^A(t), S^{U(H)}(t), P^{U(H)}(t)), \quad (1)$$

wobei $P^{U(H)}(t)$ die möglichen Standorte einschränkt, zu welchen ein Agent im nächsten Zeitschritt wechseln kann. Die Größe dieses Bereichs wird mit l bezeichnet und entspricht dem Mobilitätsradius eines Agenten, der die maximale Distanz angibt, die sich ein Agent von seinem momentanen Standort wegbewegen kann. Der Mobilitätsradius l ist auf die gleiche Weise definiert wie die Nachbarschaftsgröße k . Die Transitionsregel T für die Zellen des ZA ist sehr einfach, da bei dem von uns betrachtetem Modell der Status einer Zelle entweder leer ist $S^H=0$, oder einfach den Status des Agenten wiedergibt, der sie besetzt:

$$S^H(t) = T_i(S^A(t), P^A(t)). \quad (2)$$

Das bedeutet, dass die Nachbarschaftskonfiguration $S^{U(H)}$ der Menge der Zustände der Agenten entspricht, welche die benachbarten Zellen besetzen. Soweit die allgemeinen formalen Zusammenhänge. Jetzt müssen die Migrations- und die Transitionsregel im Detail dargestellt werden. Ob ein Agent mit seiner Nachbarschaft zufrieden ist hängt von dem Anteil an Agenten mit anderer Gruppenzugehörigkeit ab, die sich darin befinden. Die globale Anzahl g verschiedener Gruppen im System wird bezeichnet mit $G=\{1, 2, \dots, g\}$, wobei G für den Status eines Agenten verwendet wird, der dadurch angibt, zu welcher Gruppe dieser gehört. Zu Beginn einer Simulation werden nacheinander m Agenten generiert, zufällig einer Gruppe zugeordnet und beliebig über das Raster auf die noch freien Zellen mit dem Status $S^H(0)=0$ verteilt:

$$P^A(0) = \text{random}\{H \mid S^H=0\}, \quad S^A(0) = \text{random}\{G\}. \quad (3)$$

Die Transitionsregel T_i für die Zellen kann angegeben werden mit:

$$S^H(t) = \begin{cases} S^A(t) & \text{if } P^A(t) = H \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

Nach der Anfangsverteilung prüfen die Agenten ihre Nachbarschaft daraufhin, ob der Anteil $v^H(t)$ von gleichartigen Agenten ihren Toleranzwert Ψ erreicht. Befinden sich nicht genügend Agenten derselben Gruppe in der Nachbarschaft, sind die Agenten nicht zufrieden und versuchen einen besser geeigneten Wohnort innerhalb ihres Mobilitätsradius l zu finden:

$$v^H(t) = \sum_B \{1 | B \in U(H), S^B = S^H\} / N^H(t), \quad (5)$$

wobei

$$N^H(t) = \sum_B \{1 | B \in U(H), S^B \neq 0\} \quad (6)$$

der Anzahl besetzter Zellen innerhalb $U(H)$ entspricht. Die Bedingung eines Agenten seinen internen Status M zu ändern kann wie folgt geschrieben werden:

$$M^A(t+1) = \begin{cases} 1 & \text{if } v^H(t) \geq \Psi \\ 0 & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (7)$$

Sofern ein Agent nicht länger mit seinem gegenwärtigen Wohnort zufrieden ist ($M_A=0$), versucht er zuerst eine leere Zelle innerhalb seines Mobilitätsradius l zu finden und prüft dann, ob die Nachbarschaft an diesem neuen Standort $P_{A\text{ new}}$ besser ist als an seinem alten. Ein Agent zieht nur um, wenn er eine leere Zelle finden und seine Nachbarschaftskonfiguration verbessern kann. Andernfalls muss er unzufrieden an seinem alten Wohnort bleiben. Das Verhältnis $v_{H\text{new}}$ der Agenten an einem möglichen neuen Standort H_{new} wird ebenfalls mit den Gleichungen (5) und (6) berechnet. Die Migrationsregel lautet:

$$P^A(t+1) = \begin{cases} P_{\text{new}}^A(t) & \text{if } (v^{H_{\text{new}}}(t) > v^H(t) \text{ and } S^{H_{\text{new}}} = 0) \\ P^A(t) & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (8)$$

Ein unzufriedener Agent kann nur einmal pro Zeitschritt versuchen seinen Standort zu wechseln. Die Reihenfolge in der die Programmschleife die Bedingungen durchläuft ist in Abb. 05 dargestellt.

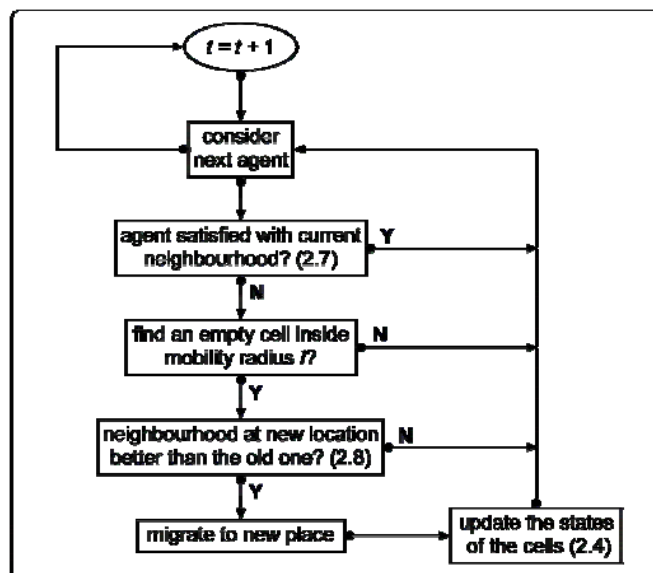


Abb. 05: Flussdiagramm für das FACS Modell der Wohnortdynamik.

4 KONTROLLPARAMETER

In der Sprache der Synergetik ist ein Kontrollparameter ein einzelner Parameter, der einen systemweiten Phasenübergang hervorrufen kann oder das makroskopische Verhalten eines Systems bestimmt (Portugali, 2000, pp. 55-56). Wie von Hermann Haken, dem Begründer der Synergetik, gefordert, besteht die zentrale

Methodologie der folgenden Untersuchung darin, nach qualitativen Veränderungen auf der makroskopischen Ebene Ausschau zu halten (Haken, 1996). Durch systematisches Verändern der Kontrollparameter wird die Dynamik des Segregationsmodells überprüft. Die betrachteten Parameter sind im Einzelnen der Toleranzschwellenwert, die Nachbarschaftsgröße, der Mobilitätsradius, die Anzahl der Gruppen und die Gesamtzahl der Agenten im System, welche der Dichte an Agenten innerhalb des gegebenen Raums von $116 \times 116 = 13.456$ Zellen entspricht. Im Normalfall wird das System mit 5% leeren Zellen initialisiert um sicherzustellen, dass für die Migration der Agenten ausreichend leere Orte vorhanden sind. Das bedeutet, dass bei den folgenden Simulationen $m=12.783$ verwandt werden, sofern nichts gesondert auf eine andere Konfiguration hingewiesen wird.

Die Regeln für das Verhalten der Agenten, welche im 3. Abschnitt definiert wurden, beruhen ausschließlich auf der lokalen Umgebung eines Individuums welches keinerlei Wissen über den globalen Zustand des Systems hat. Der jeweilige Status eines Agenten, also seine Gruppenzugehörigkeit, wird durch verschiedenen Farben gekennzeichnet (Abb. 06), wodurch im Verlauf der Simulation emergierende Strukturen beobachtet und interpretiert werden können. Allerdings ist die subjektive visuelle Interpretation der resultierenden Strukturen zum einen nicht präzise genug und zum anderen zu aufwändig, wenn hunderte von Simulationsdurchläufe miteinander verglichen werden müssen. Folglich ist es sinnvoll zwei quantitative Methoden einzuführen, um die Eigenschaften der resultierenden globalen Strukturen messen und vergleichen zu können. Die erste Methode zählt die Cluster durch rekursives addieren der Agenten desselben Typs, welche in einer von Neumann Nachbarschaft direkt benachbart sind. Die zweite Methode misst die Ungleichverteilung der Agenten in einem bestimmten Gebiet. In der Literatur existieren für dieses Maß mehrere gut ausgearbeitete Varianten (Kalter, 2000; Meng, Hall, & Roberts, 2006), welche auch direkt in GIS angewandt werden können (Wong, 2003). Ein allgemeines und weit verbreitetes Maß ist der Dissimilaritätsindex (ID), der auf Duncan und Duncan (1955) zurückgeht und die Verteilung zweier Gruppen in einer Population vergleicht. Ich verwende im Folgenden eine Modifikation des ID, den Segregationsindex (IS), welcher die Verteilung einer Gruppe im Verhältnis zur Gesamtpopulation angibt. Im Rahmen dieses Beitrags kann ich nicht näher auf die Details dieser Messung eingehen und verweise auf die einführenden Internetseiten von Breßler und Harsche (2004). Die Werte für den IS können zwischen 0 für eine Gleichverteilung und 100 für eine maximal Separierung der Population liegen.

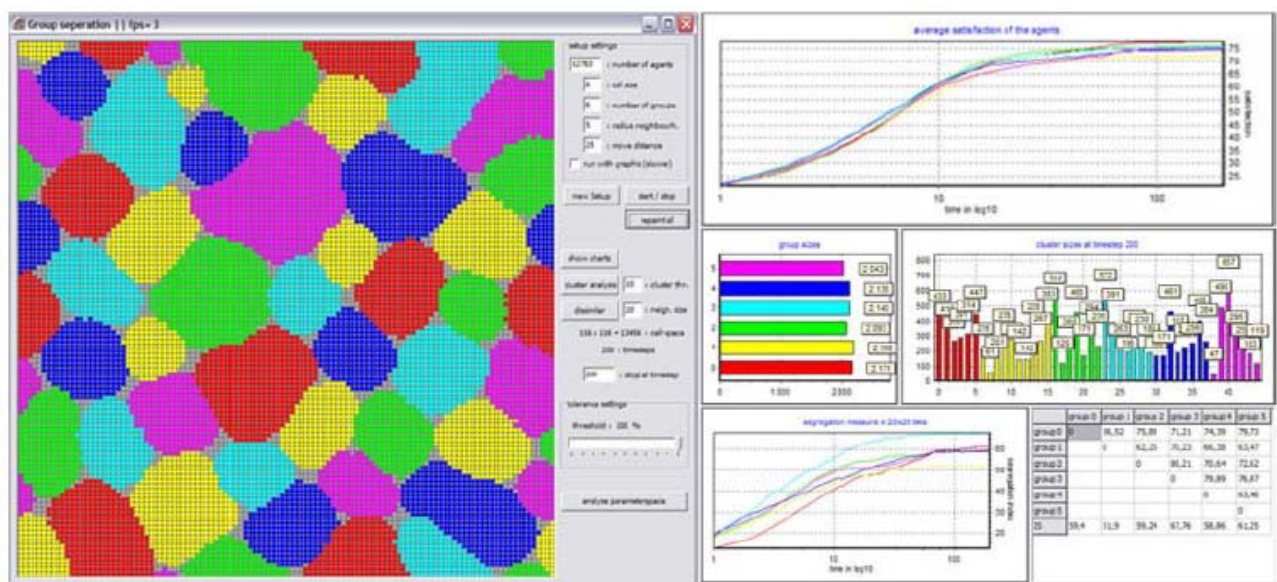


Abb. 06: Das Programmfenster links zeigt die farbigen Agenten und das Benutzerinterface. Auf der rechten Seite sind verschiedenen Diagramme zur Darstellung des IS und der Anzahl an Clustern abgebildet.

4.1 Der Toleranzschwellenwert Ψ

Der erste Parameter dessen Auswirkungen untersucht werden ist der Toleranzschwellenwert Ψ . Unser Interesse besteht darin, nach qualitativen Veränderungen auf der makroskopischen Ebene Ausschau zu halten (Haken, 1996) und darüber hinaus die quantitativen Messungen des IS und der Anzahl an Clustern auf der Makroebene zu vergleichen, während der Toleranzwert Ψ schrittweise erhöht wird. Eine Simulation wird bis zu einem festgelegten Zeitschritt ausgeführt. Anschließend werden die Messungen durchgeführt und die

Simulation wird erneut gestartet. Abb. 07 zeigt die Analyse für Ψ im Bereich von 10 bis 95 mit Inkrement 5. Die anderen Parameter werden nicht verändert und sind eingestellt mit $g=6$ verschiedenen Gruppen, Nachbarschaftsgröße $k=5$ und Mobilitätsradius $l=55$. Für jeden Wert Ψ wird die Simulation 10-mal mit den gleichen Einstellungen bis Zeitschritt 200 durchlaufen, bei welchem sich das System nicht mehr verändert. Bei $t=200$ werden der IS und die Anzahl der Cluster geplottet. Wie zu erwarten nimmt die Anzahl der Cluster ab und der IS steigt an, wenn die virtuellen Bewohner immer intoleranter gegenüber Mitgliedern anderer Gruppen werden. Die Diagramme zeigen außerdem, dass die räumlichen Effekte sich nicht weiter unterscheiden, sobald der Toleranzwert größer als 50 wird. Die Ergebnisse dieser Analyse sind nicht besonders überraschend und wurden zumindest qualitativ bereits für viele ähnliche Simulationsmodelle beschrieben (Hegselmann & Flache, 1998). Was passiert aber, wenn wir in der gleichen Weise die Variation der Nachbarschaftsgröße untersuchen.

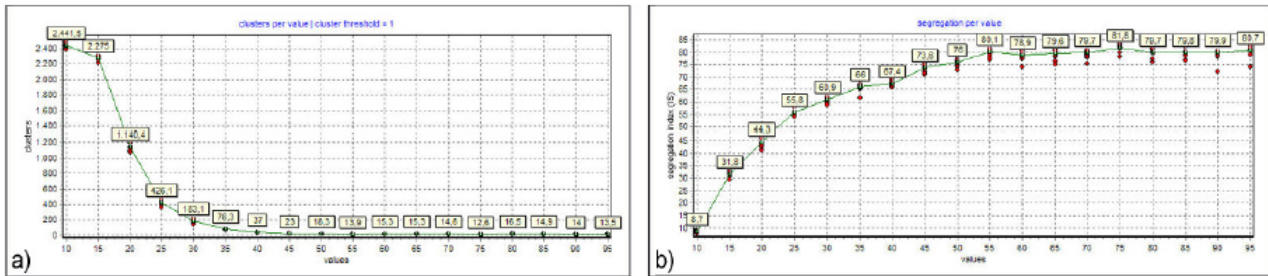


Abb. 07: Analyse des Toleranzschwellenwertes Ψ . a) zeigt die Anzahl der Cluster und b) den IS für jeden Wert Ψ . Die Linie verbindet die Durchschnittswerte der zehn Berechnungen je Ψ .

4.2 Die Nachbarschaftsgröße k

Das Vorgehen für die Analyse der Nachbarschaftsgröße k ist das gleiche wie für den Toleranzschwellenwert. Der untersuchte Bereich für k reicht von 1 bis 12, jeweils erhöht um 1, mit 10 Berechnungen pro k -Wert und den Einstellungen für die anderen Parameter mit $g=6$, $\Psi=100$ und $l=55$. Die Ergebnisse der Analyse sind in Abb. 08 dargestellt, wo wieder der IS und die Anzahl der Cluster nach jeweils 200 Zeitschritten geplottet wurden. Interessanterweise lässt sich der gleiche Effekt wie bei der Erhöhung des Toleranzwertes für die Erhöhung der Nachbarschaftsgröße beobachten. Der Grund dafür liegt darin, dass bei einer Betrachtung einer größeren Anzahl an Zellen die Wahrscheinlichkeit abnimmt, genügend gleichartige Nachbarn zu finden. Mit anderen Worten nimmt die Wahrscheinlichkeit ab, dass ein Agent mit seiner Nachbarschaft zufrieden ist, je größer die betrachtete Nachbarschaft wird. Für ein besseres Verständnis dieses Zusammenhangs können wir uns eine Zelle mit einer Nachbarschaft von nur einer anderen Zelle bei einem Toleranzschwellenwert $\Psi=100$ vorstellen. In diesem Fall hängt die Wahrscheinlichkeit für die Zufriedenheit \tilde{n} mit der Nachbarschaft nur von der Anzahl der Gruppen g ab und entspricht $\rho=1/g$. Wenn nun die Anzahl der Zellen z erhöht wird, die wir für die Nachbarschaft $U(H)$ betrachten und die Zelle H selbst ausschließen, verringert sich die Wahrscheinlichkeit mit $\rho=(1/g)z$, unter der Annahme, dass alle Zellen besetzt sind. Im Hinblick auf die verschiedenen Bevölkerungsdichten könnte dieser Effekt ein erster Hinweis auf Unterschiede der Sozialstrukturen in ländlichen und städtischen Siedlungen sein.

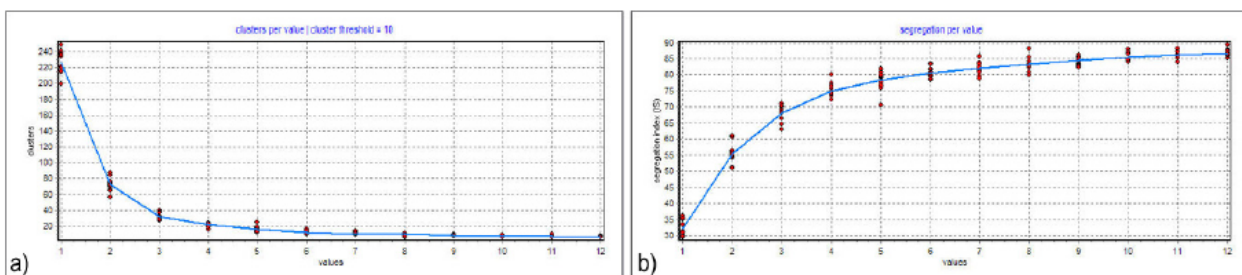


Abb. 08: Analyse der Nachbarschaftsgröße k . a) zeigt die Anzahl der Cluster und b) den IS für jeden Wert k .

4.3 Die Dichte – Anzahl Agenten m

Als letzter Kontrollparameter soll die Dichte der Agenten im System betrachtet werden. Die Initialisierung erfolgt mit $m(0)=100$ zufällig verteilten Agenten. Pro Zeitschritt werden dann 10 Agenten hinzugefügt, bis die maximale Anzahl mit $m=12.783$ Agenten erreicht ist. Die Einstellungen für die anderen

Kontrollparameter sind $g=6$, $k=5$, and $l=55$. In dieser Untersuchung sind wir an den Effekten interessiert, die durch einen Anstieg der Dichte bei verschiedenen Toleranzschwellenwerten Ψ auftreten. Für Ψ werden Werte von 10 bis 60, inkrementiert mit 10 betrachtet. Das linke Diagramm in Abb. 09 zeigt die Entwicklung der durchschnittlichen IS Werte von 10 Berechnungen pro Ψ -Wert während einer kontinuierlichen Erhöhung der Dichte in einem System.

Bei einem geringen Toleranzschwellenwert $\Psi=10$ (die rote Linie) führt der Anstieg der Agentendichte zu einer Abnahme des IS, was einer Gleichverteilung der Agenten verschiedener Gruppen entspricht. Die Abnahme des IS kann durch die Meßmethode erklärt werden, da bei einer geringen Dichte die betrachteten Gebiete nur von wenigen Agenten, oder im Extremfall von nur einem besiedelt sind, was zu relativ hohen Werten für den IS führt. Daher beginnen alle Kurven bei einem Wert von ca. 40 für den IS. Bei zunehmender Dichte wird daher bei geringen Toleranzschwellenwerten ein abnehmender IS gemessen. Bei $\Psi=20$ bleibt der IS annähernd konstant aber bereits ab $\Psi=30$ (die blaue Linie in Abb. 09) steigt der IS mit zunehmender Dichte an. Eine höhere Dichte bedeutet mehr Agenten in der betrachteten Nachbarschaft weshalb es, den Feststellungen des Abschnitts zur Nachbarschaftsgröße entsprechend folgerichtig ist, dass der IS ansteigt. Dennoch zeigt das Diagramm in Abb. 09, dass der IS-Gradient schneller steigt, je höher der Toleranzschwellenwert ist. Die Erklärung hierfür liegt in der höheren Wahrscheinlichkeit ρ , bei einem geringeren Toleranzschwellenwert Ψ eine zufriedenstellende Nachbarschaft zu finden. Unter der Annahme, dass alle Zellen besetzt sind und eine relativ große Nachbarschaft betrachtet wird, kann die Wahrscheinlichkeit \tilde{n} annähernd angegeben werden mit

$$\rho = \left(\frac{1}{g}\right)^{\left(z \cdot \frac{\Psi}{100}\right)}. \quad (9)$$

Der hier beschriebene Effekt, ausgelöst durch die Erhöhung der Dichte an Agenten, kann als weiterer Hinweis für die Interpretation der Unterschiede ländlicher und städtischer sozialer Organisationsformen dienen. Der rote Graph in den beiden Diagrammen auf der rechten Seite von Abb. 09 zeigt die absolute Anzahl an migrierenden Agenten. Bei dem oberen Diagramm ist die Entwicklung des Systems bei einem Toleranzschwellenwert $\Psi=40$ geplottet. Die Migrationsrate bleibt hier über die gesamte Zeitperiode relativ konstant. Bei $\Psi=60$, dem Diagramm unterhalb, steigt die Migrationsrate bei einer Dichte von ungefähr 80% bei $t=1100$ dramatisch an. Der plötzlich auftretende Anstieg der Migrationsrate bei einer kritischen Dichte könnte ein Hinweis auf einen Phasenübergang des Systems sein. Dieses Phänomen wird im nächsten Abschnitt unter Anwendung einer anderen Methode beleuchtet.

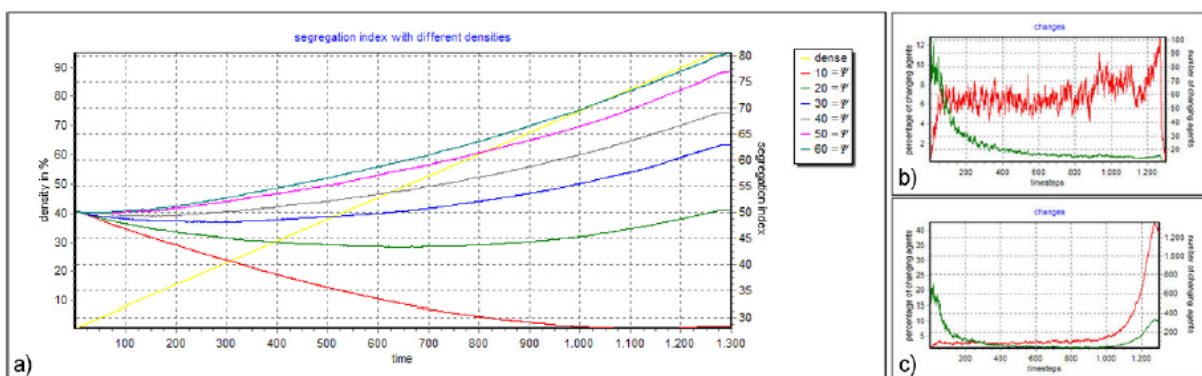


Abb. 09: Analyse einer steigenden Agentendichte. *a)* Die gelbe Diagonale zeigt die lineare Zunahme der Anzahl an Agenten in % im Verlauf der Zeit und ist an der linken Achse orientiert. Die anderen farbigen Linien geben die Verläufe des IS bei verschiedenen Ψ -Werten wieder und sind an der rechten Achse orientiert. *b)* zeigt die absolute (rot, rechte Achse) und relative (grün, linke Achse) Migrationsrate bei $\Psi=40$ und *c)* bei $\Psi=60$.

5 PHASENÜBERGÄNGE

Was bedeuten Phasenübergänge im Kontext des präsentierten FACS Modells? Das Prinzip eines Phasenübergangs lässt sich beispielhaft an einem Glas mit Wasser bei Zimmertemperatur veranschaulichen. Wenn die Raumtemperatur herabgesetzt wird, lässt sich keine sichtbare Auswirkung auf das Wasser beobachten. Es bleibt dieselbe Flüssigkeit mit augenscheinlich unveränderten Eigenschaften. Sobald die Temperatur aber unter 0°C fällt, verändert sich das Wasser plötzlich. Die Wassermoleküle beginnen zu

kristallisieren und das Wasser wird nach einer Weile bei konstanter Temperatur unter 0°C vollständig zu Eis transformiert. Der Temperaturabfall $\Delta T = 1^{\circ}\text{C}$ hat einen unvermittelten Phasenübergang von Wasser zu Eis bewirkt und bei einer weiteren Abkühlung lässt sich keine sichtbare Veränderung erkennen.

Im Fall des FACS Modells interessieren uns nun die IS Werte anstelle des Aggregatzustands des Wassers und statt der Temperatur werden die Toleranzwerte geändert (Abb. 10). Das erste Experiment wird mit den Kontrollparametern $g=2$, $k=5$, $l=55$, und $\Psi=0$ gestartet. Sobald während fünf Zeitschritten keine Veränderung der Migrationsrate auftritt, kann angenommen werden, dass sich das System in einem stabilen Zustand befindet und der Toleranzschwellenwert Ψ wird um eins erhöht. Die Randbedingung ist bei dieser Untersuchung kein Torus mehr, sondern der zelluläre Raum endet an den vier Seiten, wodurch die Zellen an den Rändern weniger Nachbarn haben. Nachdem das System vor der nächsten Erhöhung des Toleranzschwellenwerts einen stabilen Zustand erreicht hat, wird der IS geplottet (Abb. 10b und e). Die Abb. 10a zeigt einen deutlichen Phasenübergang zwischen $\Psi=37$ und $\Psi=38$: Der qualitative Zustand des Systems verändert sich von einer Gleichverteilung zu einer stark segregierten Struktur. In Abb. 10c ist die zeitliche Entwicklung dargestellt. Die rote Linie zeigt die Werte des aktuellen Toleranzschwellenwertes und der grüne Graph stellt die Anzahl migrierender Agenten dar. Der Bereich des Phasenübergangs ist klar zu erkennen: bei $\Psi=37$ hat das System seinen kritischen Zustand erreicht. Wird der Toleranzschwellenwert von 37 auf 38 erhöht, nimmt die Migrationsrate durch einen exponentiellen Rückkoppelungsprozess lawinenartigen zu. Die Migrationswelle hält 200 Zeitschritte an bevor das System einen neuen Gleichgewichtszustand erreicht. Ein weiterer Anstieg von Ψ hat so gut wie keine Auswirkungen mehr – entsprechend der einleitenden Analogie des Verhaltens von Wasser.

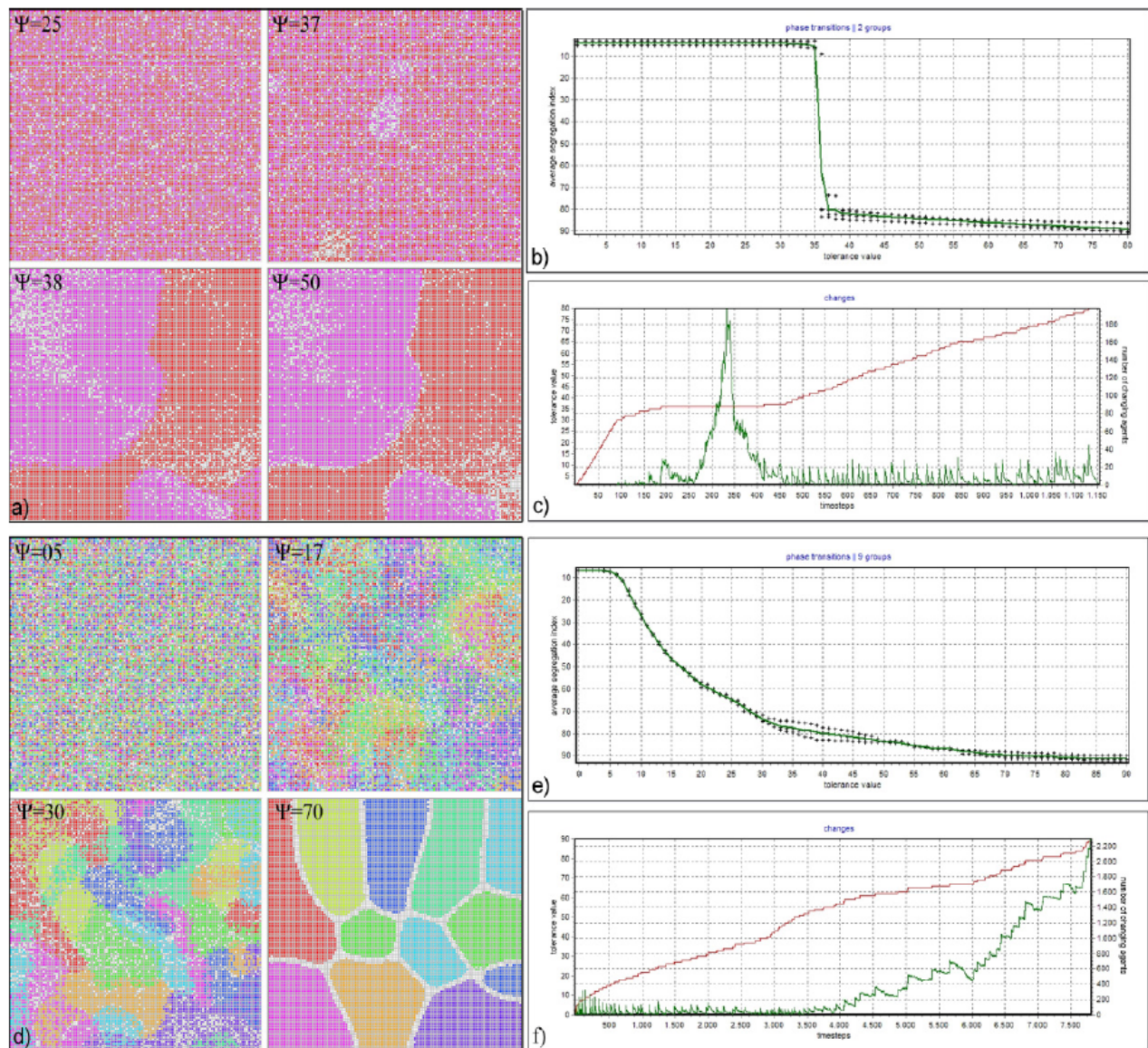


Abb. 10: Phasenübergänge mit 2(a, b, c) und 9(d, e, f) Gruppen. Die Diagramme zeigen die Entwicklung der beiden Systeme in Abhängigkeit der schrittweisen Erhöhung des Toleranzschwellenwerts Ψ .

Wiederholt man das Experiment mit mehr Bevölkerungsgruppen $g=9$ und den gleichen Einstellungen für die Kontrollparameter, findet der Phasenübergang kontinuierlich über einen wesentlich größeren Zeitraum statt und es gibt keine so plötzliche Veränderung des IS (Abb. 10e). Allerdings lässt sich hier während des lang-Die Dynamik der Stadt REAL CORP 2007 11 sameren Übergangs zwischen den Phasen eine andere interessante qualitative Beobachtung machen (Abb. 10d, $\Psi=17$ und $\Psi=30$): Agenten verschiedener Gruppen arrangieren sich untereinander und bilden räumliche Gemeinschaften. Verschiedenen Gruppen separieren sich von anderen Gruppen und es kommt zu einer Art lokaler Kooperationen und der Organisation symbiotische Mischgruppen.

Am Ende dieses Abschnitts möchte ich die Analysen in vier Stabilitätsdiagrammen zusammenfassen, von denen jedes von einem anderen Kontrollparameter abhängt (Abb. 11). Die dargestellten Flächen zeigen den Verlauf der Phasenübergänge von einer anfänglichen Gleichverteilung der Agenten verschiedener Gruppen hin zu stark segregierten Strukturen. Der Toleranzschwellenwert ist jeweils der x-Achse und der entsprechende IS ist der y-Achse zugeordnet. An den z-Achsen sind jeweils die Anzahl der Gruppen, die Nachbarschaftsgröße, der Mobilitätsradius und die Anzahl der Agenten orientiert (Abb. 11a, b, c, d).

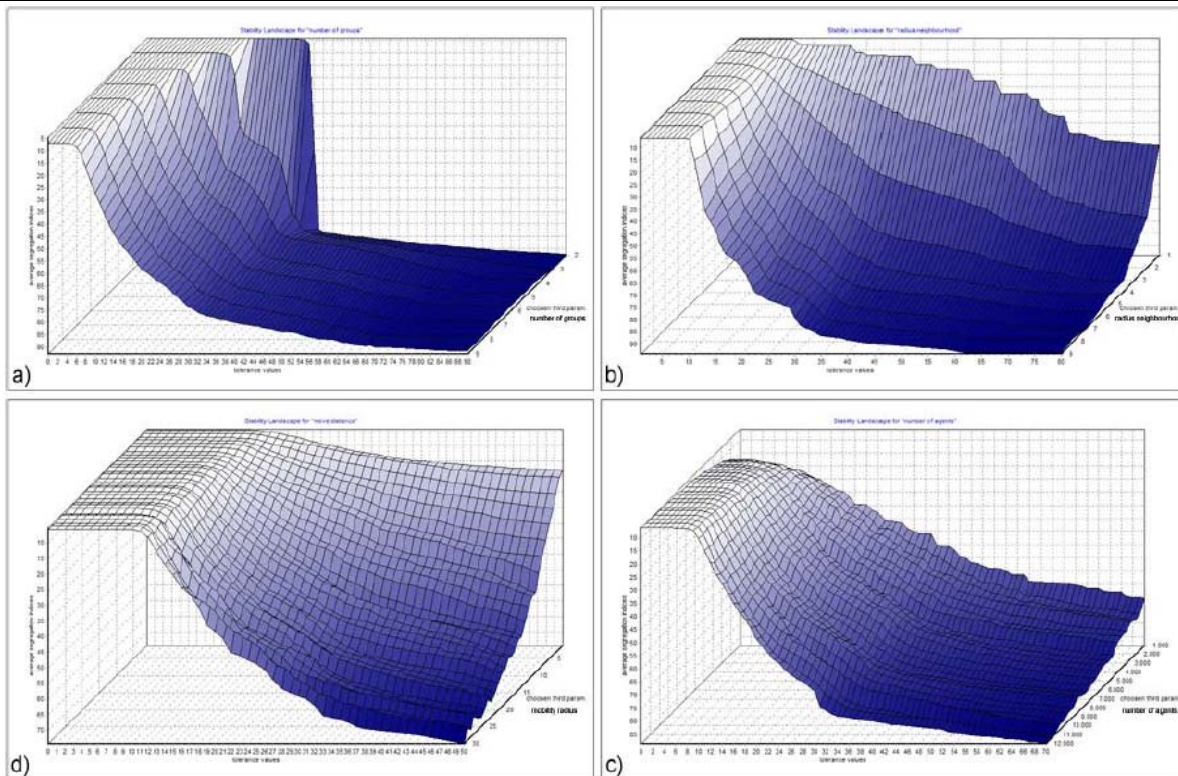


Abb. 11: Stabilitätsdiagramme. Die x-Achse stellt den Toleranzschwellenwert Ψ und die y-Achse den IS dar. Die z-Achse zeigt a) die Anzahl der Gruppen g ; b) die Nachbarschaftsgröße k ; c) die Anzahl der Agenten m ; und bei d) den Mobilitätsradius l .

6 DISKUSSION

Für das agentenbasiertes Modell der Wohndynamik habe ich mich bemüht, ein möglichst einfaches Simulationsmodell herzustellen, welches die wesentlichen Prinzipien so transparent wie möglich beschreibt. Bereits bei diesem einfachen Modell stellt sich heraus, dass die Interaktionen der wenigen Kontrollparameter einige Schwierigkeiten bei der Interpretation der Ergebnisse bereiten. Der Grad der Entmischung mehrere Bevölkerungsgruppen, der mittels des IS gemessen wurde, kann von allen Kontrollparametern abhängen, wie in Abb. 11 gut nachvollzogen werden kann. Die Erhöhung des Toleranzschwellenwertes kann bei bestimmten Systemzuständen die gleiche Wirkung haben, wie eine Veränderung des Mobilitätsradius, der betrachteten Nachbarschaftsgröße, der Anzahl der Bevölkerungsgruppen oder der Anzahl der Agenten. Alle Parameter können eine Auf- oder Abwärtsbewegung auf den visualisierten Flächen in Abb. 11 bewirken. Es können demnach lediglich Aussagen darüber gemacht werden, welche Auswirkung die Veränderung eines Parameters haben kann. Wenn wir allerdings fragen, wie eine Struktur zustande gekommen ist, die wir in der Wirklichkeit beobachten, dann lässt sich schwer sagen, welche der vielen möglichen Parameterkonstellationen dafür in Frage kommen. Der Umstand, dass verschiedenen Anfangszustände zu dem selben Ergebnis führen können wird mit dem Begriff Equifinality bezeichnet.

Mit einer zweiten Schwierigkeit werden wir konfrontiert, wenn wir uns an das in der Einleitung beschriebene Verhalten chaotischer Systeme erinnern, welche trotz determinierter Regeln zu unvorhersehbaren Ergebnisse führen können. Dies würde bedeuten, dass eine Simulation die mit den gleichen Parametereinstellungen mehrmals hintereinander ausgeführt wird jedes Mal verschiedene Resultate liefert. Da ich für das oben dargestellte Simulationsmodell mit Zufallsprozessen, sogenannten Monte-Carlo-Verfahren gearbeitet habe, ist es nicht verwunderlich, dass jede Simulation ein anderes Ergebnis hat. Da wir es allerdings bei einer Stadt mit einem offenen System zu tun haben, welches sich nicht im Gleichgewicht befindet, lässt sich mit einiger Gewissheit sagen, dass hier die Phänomene des deterministischen Chaos' zum tragen kommen, welche wir bereits skizziert haben. Unbedeutende Veränderungen der Anfangsbedingungen oder kleinste Abweichungen während eines Prozesses können enorme Auswirkungen auf die Ergebnisse haben. Wenn ein System bei gleichen Ausgangsbedingungen verschiedene Ergebnisse liefert, wird dieser Vorgang als Multifinality bezeichnet. Bei den oben beschriebenen Untersuchungen wurde dieser Schwierigkeit begegnet, indem das Messverfahren des IS nur die aggregierte Eigenschaft der globalen Strukturen wiedergegeben hat, ohne auf

Unterschiede im Detail einzugehen. Konfigurationen mit den gleichen IS Werten können demnach völlig verschiedene räumliche Organisationsformen aufweisen.

Die Aussage, dass die Parameter, die für eine Simulation verwandt wurden Schlussfolgerungen für Prozesse zulassen, die uns in der Wirklichkeit interessieren ist aufgrund der Effekte der Equi- und Multifinality nicht zulässig. Aus diesen Gründen haben Versuche, ein Simulationsmodell zu validieren, indem bestimmte Zustände der Vergangenheit in irgendeiner Form reproduziert werden, eine relativ geringer Überzeugungskraft. Das oft beschworene Potential der Simulationsmodelle bei der Unterstützung politischer oder administrativer Entscheidungen durch die Interpretation der Kontrollparameter eines Szenariomodells kann erst genutzt werden, wenn Strategien zur Lösung der oben beschriebenen Probleme gefunden werden.

Welche prinzipiellen Möglichkeiten sind nun vorstellbar, die Aussagen von Modellen zu überprüfen? Bei den traditionellen LSUM wurde einer Entwicklung, die sich aus der Vergangenheit bis in die Gegenwart mit ausreichend Daten belegen ließ nachvollzogen. Wenn ein Simulationsergebnis die Zustände der Wirklichkeit reproduzieren kann, wurde dies als Beleg gewertet, dass die Simulationsmechanismen geeignet sind. Die bereits genannten Argumente lassen allerdings keine sicheren Aussagen darüber zu, ob man hinreichend viele, bzw. alle wesentlichen Mechanismen berücksichtigt hat, und ob die Annahmen über deren Zusammenwirken stimmen. Lee (1973) hat diese Beweise für die Validität eines Modells als eine der sieben Sünden des Modellierens, der „Tuningness“ beschrieben. Eine mögliche Lösung beschreiben Batty und Torrens (2005), der zufolge eine zweite Validierung desselben Modells in einem anderen Kontext, einer anderen Stadt, mit den Einstellungen der ersten vorgenommen werden muss. Dieses Verfahren ist allerdings in der Praxis kaum durchführbar.

Eine Strategie, um auf die Sensitivität der Modelle bei den Veränderungen der Anfangsbedingungen zu reagieren, besteht darin, möglichst sinnvolle Heuristiken für die Parameterwahl und die Modellstruktur zu wählen. Dafür ist es erforderlich, den konkreten Zweck und Einsatzbereich einer Simulation zu bestimmen (Batty & Torrens, 2005). Bei konkreten Szenarien ließen sich dann Aussagen über die Aussichten einer Planungsmaßnahme im Sinne eines stabilisierenden oder destabilisierenden Eingriffs in ein komplexes System machen.

In der Einleitung des Texts habe ich auf Heraklit verwiesen, nach dessen Sichtweise sich die Welt fortwährend verändert und nichts bleibt wie es ist. Am Ende des Beitrags soll nun sein Gegenspieler Parmenides zu Wort kommen. Nach Parmenides ist das wahre Sein, die Substanz, das "Es" einheitlich, ewig, unvergänglich, unteilbar, unbeweglich und die Veränderungen der Dinge sind subjektiv. Im Rückblick auf die beschriebene Methode der agentenbasierten Simulation lässt sich in den Regeln der Agenten eine gewisse Unveränderbarkeit entdecken, die über verschiedenen Parametereinstellungen zu unterschiedlichsten Ergebnissen führen können, selbst aber immer gleich bleiben. Und selbst wenn die Agenten in die Lage versetzt werden, ihr Verhalten zu anzupassen, die Regeln also einem adaptiven Prozess struktureller Veränderung unterzogen werden (Holland, 1992), so gibt es doch wieder feststehende Regeln für diesen Adaptionvorgang. Der Vergleich mit den unveränderlichen Mechanismen der biologischen Evolution, welche dennoch eine unendliche Vielfalt an Formen und Strukturen hervorbringt liegt nahe.

Der unbestreitbare Wert von Simulationsmodellen liegt in ihrem Potential, Zusammenhänge aufzudecken und dadurch Diskussion mittels abstrakter Szenarien zu befruchten, sowie in pädagogischen Anwendungen. Auch können kritische Zustände oder mögliche Veränderungen eines Systems abgeschätzt werden. Bis Simulationen allerdings brauchbare Prognosen liefern können, sind noch schwerwiegende Fragen zu klären, von denen ich einige angeführt habe. Abschließend möchte ich eine Einsicht von Rainer Hegselmann (1996) wiedergeben, dass wir die Welt mit Simulationen nicht vollständig verstehen werden, aber ohne Simulationen werden wir sie noch weniger verstehen.

ANMERKUNGEN

Mein ausdrücklicher Dank gilt der Landesgraduiertenförderung Baden-Württemberg für die Gewährung eines zweijährigen Promotionsstipendiums sowie dem DAAD für ein Aufstockungsstipendium, welche mir die Arbeit an diesem Thema ermöglicht haben. Für wertvolle Anregungen möchte ich Herrn Prof. Dr. Franck danken. Das Simulationsprogramm des beschriebenen Modells ist im Internet als ausführbare Windowsdatei frei erhältlich unter: <http://www.entwurforschung.de/RaumProzesse/Segregation.htm>

REFERENZEN

- Batty, M., & Torrens, P. M. (2005). Modelling and prediction in a complex world. *Futures*, 37, 745-766.
- Benenson, I. (1998). Multi-Agent Simulations of Residential Dynamics in the City. *Computers, Environment and Urban Systems*, 22(1), 25-42.
- Benenson, I., & Torrens, P. M. (2004). *Geosimulation – Automata-based modeling of urban phenomena*. Chichester: John Wiley & Sons.
- Benevolo, L. (2000). *Die Geschichte der Stadt*. Campus Verlag.
- Bertalanffy, L. v. (1948). *General System Theory*. New York: Wiley & Sons.
- Breßler, C., & Harsche, M. (2004). Einführung in die Kultur- und Sozialgeographie. Retrieved 2006/11/12, from http://www.mygeo.info/skripte/skript_bevoelkerung_siedlung/
- Duncan, O. D., & Duncan, B. (1955). A Methodological Analysis of Segregation Indexes. *American Sociological Review*, 20, 210–217.
- Epstein, J. M., & Axtell, R. (1996). *Growing Artificial Societies: Social Science from the Bottom Up*. Cambridge, MA: MIT Press.
- Haken, H. (1996). *Principles of Brain Functioning: A Synergetic Approach to Brain Activity, Behaviour and Cognition*. Berlin: Springer.
- Hegselmann, R. (1996). Solidarität unter Ungleichen. In R. Hegselmann & H.-O. Peitgen (Eds.), *Modelle Sozialer Dynamiken. Ordnung, Chaos und Komplexität* (pp. 105-128). Wien: Hölder-Pichler-Tempsky.
- Hegselmann, R., & Flache, A. (1998). Understanding Complex Social Dynamics: A Plea for Cellular Automata Based Modelling. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 1(3).
- Holland, J. H. (1992). *Adaption in Natural and Artificial Systems: An Introduction with Applications to Biology, Control, and Artificial Intelligence* (2 ed.): MIT Press.
- Kalter, F. (2000). Measuring segregation and controlling for independent variables [Electronic Version] from <http://www.mzes.unimannheim.de/publications/wp/wp-19.pdf>.
- Lee, D. B. (1973). A requiem for large scale modeling. *Journal Of The American Institute Of Planners*, 39(3), 163-178.
- Meng, G., Hall, G. B., & Roberts, S. (2006). Multi-group segregation indices for measuring ordinal classes. *Computers, Environment and Urban Systems*, 30, 275–299.
- Mumford, L. (1961). *The City in History: Its Origins, Its Transformations, and Its Prospects*. New York: Harcourt, Brace & World.
- Peitgen, H.-O., Jürgens, H., & Saupe, D. (2004). *Chaos and Fractals: New Frontiers of Science* (2 ed.). New York: Springer.
- Portugali, J. (2000). *Self-Organization and the City: Springer Series in Synergetics*. Berlin Heidelberg: Springer.
- Prigogine, I. (1998). Zeit, Chaos und die zwei Kulturen. In H.-J. Krug & L. Pohlmann (Eds.), *Selbstorganisation: Jahrbuch für Komplexität in den Natur-, Sozial-, und Geisteswissenschaften* (Vol. 8. Evolution und Irreversibilität, pp. 13-13). Berlin: Duncker und Humblot.
- Schelling, T. (1969). Models of segregation. *American Economic Review*, 59, 488-493.
- Wegener, M. (1994). Operational Urban Models – State of the Art. *American Planning Association Journal*, 60(1).
- Wegener, M. (2005). Urban Land-Use Transportation Models. In D. Maguire, M. Batty & M. F. Goodchild (Eds.), *GIS, Spatial Analysis and Modeling* (pp. 203-220). Redlands, CA: ESRI Press.
- Wong, D. W. S. (2003). Implementing spatial segregation measures in GIS. *Computers, Environment and Urban Systems*, 27, 53–70.