

## 6 Modellieren und Simulieren auf verschiedenen Maßstabsebenen

### 6.1 Diskussion um Mikro- und Makromodelle

Nun könnte man sich zunächst fragen, warum eine Arbeit, die sich mit Multiagentensystemen, und damit mit einem gezielt individuenbezogenen Ansatz beschäftigt, ein Kapitel enthält, das einen Blick auf andere Maßstabsebenen wirft. Hiermit verbinden sich wiederum mehrere Ziele. Einerseits sind Agentenansätze zur Abschätzung von Kaufkraftflüssen bisher nicht eingesetzt worden. Insofern sollte ein Vergleich mit den bislang verwendeten und durchaus etablierten Verfahren aus der Familie der Potenzialmodelle vorgenommen werden. Dabei geht es nicht nur um ein vordergründiges Vergleichen mit dem Ziel, den bezüglich aller Kriterien ‚besseren‘ Ansatz zu finden und den jeweils anderen zu verwerfen. Vielmehr wird sich dieser Vergleich um die Kennzeichen, Gemeinsamkeiten und Unterschiede von Mikro- und Makromodellen drehen. Mit beiden sind im Allgemeinen auch auf der formal-theoretischen Ebene gewisse Annahmen verbunden. Ziel der kommenden Überlegungen ist, diese Verbindungen zu lösen und in variierenden Kombinationen wieder zu knüpfen. Dabei liegt es nahe, nach Möglichkeiten zu suchen, beide Ansätze formal und inhaltlich ineinander zu überführen.

Wie sich aus der Bezeichnung Mikro- und Makromodell vermuten ließe, geht es dabei in erster Linie um die Maßstabsebene, auf der modelliert und simuliert werden soll. Damit ist klar, dass die Wahl eines der beiden Ansätze vom Betrachtungsmaßstab abhängt, und somit nicht grundsätzlich einer dem anderen vorzuziehen ist. Aber es ist natürlich die Frage zu stellen, für welche Betrachtungsmaßstäbe welcher Ansatz gewählt werden sollte, bzw. ob es eine Grenze gibt, die die beiden Anwendungsbereiche voneinander trennt. Das Maßstabsproblem ist dabei durchaus nicht nur räumlich zu sehen, sondern besitzt auch inhaltliche Aspekte. In der Vergangenheit waren Mikro- und Makroebene schon im Ansatz deutlich voneinander getrennt. So unterscheidet beispielsweise RUSHTON (1969) zwischen den Modellen des „*spatial behaviour*“, die auf ein Verständnis der Regeln und Entscheidungsprozesse hinter raumrelevanten Entscheidungen abzielen, und denen des „*behaviour in space*“ mit dem Zweck der Beschreibung der tatsächlich auftretenden Phänomene in einem System von Möglichkeiten. Schon aus dieser Unterscheidung wird die enge Konnotation mit diskreten Entscheidungsmodellen im ersten und Potenzialmodellen und verwandten Ansätzen im zweiten Fall deutlich. Diese Verbindungen sind jedoch nicht zwangsweise, wie LÖFFLER et al. (2005: 162) aufzeigen. Vielmehr ergibt sich ein Vielfaches an Typisierungsmöglichkeiten, die, zugeschnitten auf die Anwendung im Bereich der Handelsforschung, wie folgt formuliert werden können:

1. „Hinsichtlich des Grads der räumlichen Auflösung der Inputdaten, dann auch bezeichnet als Modelle oder Verfahren auf der
  - a. räumlichen Makroebene ≠ Makromodelle
  - b. räumlichen Mikroebene ≠ Mikromodelle

2. Hinsichtlich der formaltheoretischen Grundlagen der Schätzung:
  - a. Analogiemodelle (Einzelhandelsgravitation, Potenzialmodelle)
  - b. Nutzentheoretische Ansätze (Diskrete Entscheidungsmodelle)
  - c. Entropiemaximierungsmodelle (Maximierung der Entropie in einer Strom- oder Interaktionsmatrix)
3. Hinsichtlich der Integration eines unterschiedlichen Entscheidungsverhaltens auf der Nachfrageseite (unterschiedliche Konsumpräferenzen von Individuen):
  - a. ohne Berücksichtigung (Makromodelle)
  - b. mit Berücksichtigung (Mikromodelle)
4. Hinsichtlich der Art der Kaufkraftallokation:
  - a. probabilistisch (Einzelhandelsgravitation, Potenzialmodelle, Entropiemaximierungsmodelle)
  - b. diskret (Nutzentheoretische Ansätze, Entscheidungsmodelle)“

Am häufigsten zur Anwendung kamen bisher – nicht nur im Bereich der Handelsforschung – Kombinationen der vier ersten Alternativen (hier mit dem Buchstaben a gekennzeichnet) und der vier zweiten Alternativen (b) untereinander. Bevor nun Experimente mit anderen Permutationen vorgenommen werden, folgt zunächst eine formaltheoretische Betrachtung und ein Vergleich dieser beiden Ansätze. Der Übersichtlichkeit halber wird die Kombinationen der Alternativen (a) im Folgenden verkürzt als ‚Potenzialansatz‘ und die der Alternativen (b) als ‚Diskreter Entscheidungsansatz‘ bezeichnet.

## 6.2 Diskreter Entscheidungsansatz und Potenzialansatz

### 6.2.1 Formaltheoretische Überführung

Zu Beginn dieser formalen Betrachtung seien die Gleichungen, mit denen die Intensität der zu untersuchenden Phänomene modelliert wird, wiederholt. Im Diskreten Entscheidungsansatz besteht diese in der Formulierung eines Nutzens, über den die Entscheidungsalternativen miteinander in Wettbewerb treten. Dieser kann sich aus mehreren Teilen zusammensetzen, die untereinander generell oder für jedes Modellobjekt unterschiedlich gewichtet sein können. Der Entscheider vergleicht die Alternativen untereinander und wählt seine Aktionen gemäß der Werte der Nutzenfunktion.<sup>139</sup> Sie hat demnach die Form:

$$U_{a,i} = \sum_k P_{i,k} * A_{a,k} \quad (6.1)$$

mit  $U_{a,i}$ : Nutzen (*utility*) einer Entscheidungsalternative  $a$  aus Sicht des Entscheiders  $i$ ;  $P_{i,k}$ : Gewicht (Präferenz) des Entscheiders  $i$  für Kriterium  $k$ ;  $A_{a,k}$ : Attributwert der Alternative  $a$  für Kriterium  $k$

---

<sup>139</sup> „Essentially, sites are assumed to compete, and individuals to compare.“ (PIPKIN 1981: 316).

Erfolgt bei der Gewichtung der Attribute keine Differenzierung nach den Entscheidern, entfällt der Index  $i$  aus Gleichung (6.1). Handelt es sich um Modelle räumlich relevanter Entscheidungen, taucht auch ein Distanzterm in der Nutzenfunktion auf. Während die übrigen Attributwerte den Nutzen der Alternative steigern, wird der Distanz ein nutzenmindernder Charakter zugeschrieben. Um zu erreichen, dass ein vom Entscheider zu leistender Distanzaufwand alle Teilnutzenaspekte mindert, erfolgt häufig eine multiplikative Einbindung des Distanzterms als Kehrwert (6.2a), alternativ, um bei der Formulierung als Summe zu bleiben, auch in logarithmierter Form (6.2b).

$$U_{a,i} = \frac{1}{d_{a,i}} \sum_k P_{i,k} * A_{a,k} \quad (6.2a)$$

$$U_{a,i} = \sum_k P_{i,k} * A_{a,k} - \ln d_{a,i} \quad (6.2b)$$

Notation wie (6.1), zusätzlich:  $d_{a,i}$ : Distanz zwischen einer Entscheidungsalternative  $a$  und Entscheider  $i$

Im Potenzialansatz werden nicht Entscheidungen, sondern Interaktionen direkt modelliert. Ihre Intensität wird von Attributwerten ihrer Quellen und Ziele bestimmt, die Distanz wirkt auch hier intensitätsmindernd. Zur ‚Kalibrierung‘ werden beide Teilterme exponentiellen Funktionen unterworfen, deren Parameter beim Vergleich des Modells mit der jeweiligen Anwendungssituation eingestellt werden:

$$I_{s,t} = \frac{(A_s * A_t)^a}{d_{s,t}^b} \quad (6.3)$$

mit  $I_{s,t}$ : Intensität eines Interaktionsstroms von Quelle  $s$  nach Ziel  $t$ ;  $A_s$ ,  $A_t$ : Attributeigenschaften der Quelle  $s$  und des Ziels  $t$ ;  $d_{s,t}$ : Distanz zwischen Quelle  $s$  und Ziel  $t$ ;  $\mathbf{a}$ ,  $\mathbf{b}$ : Kalibrierungsparameter

Schwierigkeiten bereitet dabei die inhaltliche Deutung der Parameter  $\mathbf{a}$  und  $\mathbf{b}$  in Gleichung (6.3). Während der Distanzexponent noch leicht als generelle Mobilitätsaffinität der Bevölkerung der Quelle  $s$  interpretiert werden kann, ist der Exponent des Zählerterms kaum noch mit Inhalt zu belegen. Verbindungen zu empirischen Erkenntnissen, etwa Abhängigkeiten zwischen einer generellen Mobilitätsaffinität und der Motorisierung, des Ausstattungsgrads mit Infrastruktur und öffentlichem Verkehr sind nicht auf offensichtliche Weise möglich. Insbesondere treffen konkret eingestellte Werte keine Aussagen bezüglich dieser Zusammenhänge.

Wie schon im Kapitel 5 dargelegt, kam im vorliegenden Modell der auf nutzentheoretischen Überlegungen basierende Diskrete Entscheidungsansatz mit einer Bewertungsfunktion nach (6.2) zum Einsatz, vor allem, weil er sich besser für eine Berücksichtigung individuell ausdifferenzierter Eigenschaften der Modellobjekte eignet.<sup>140</sup> Allerdings fehlt diesem eine theoretische Fundierung bezüglich der Addition als Verknüpfungsvorschrift. Zwar werden

<sup>140</sup> LÖFFLER et al. 2005: 169.

„sachrelevante Struktureigenschaften für die Operationalisierung verwendet“ (ebd.: 168), jedoch kann die Wahl der Verknüpfungsvorschrift fachtheoretisch nur mit der Überführung in eine Nutzenmetrik begründet werden. Darüber, wie Konsumenten Werte von Geschäftsattributen miteinander zu einem Gesamtnutzen aus ihrer Sicht verknüpfen, liegen jedoch kaum empirische Kenntnisse vor. Lediglich VELDHUISEN (1988) kam anhand eines sehr kleinen Samples zu dem Schluss, dass für die einzelnen Probanden unterschiedliche Verknüpfungsformen anzunehmen sind,<sup>141</sup> was für größer angelegte Modellierungsvorhaben jedoch kaum praktikabel erscheint.

Wenn die Verknüpfungsvorschriften einer theoretischen Fundierung entbehren, dann liegt es nahe, auch andere als die Addition in Erwägung zu ziehen. Bleibt die Skalierung der Attribute unverändert, bedeuten also höhere Werte eine bessere Ausstattung in dem betrachteten Attribut, käme neben der Addition auch eine Multiplikation in Frage:

$$U_{a,i} = \prod_k P_{i,k} * A_{a,k} = \prod_k P_{i,k} * \prod_k A_{a,k} \quad (6.4)$$

Notation wie (6.1)

Dabei verlieren jedoch aufgrund des Kommutativgesetzes der Multiplikation die Präferenzen ihre differenzierende Wirkung auf die Attributwerte (6.4). Wie im Fall der Addition ist diese Wirkung nur durch ihren Einbezug in der nächst höheren Verknüpfungsform, der Potenzierung zu erreichen (ebd.: 167).

$$U_{a,i} = \prod_k A_{a,k}^{P_{i,k}} \quad (6.5)$$

Notation wie (6.1)

Soll die Distanz als eines dieser Attribute gesondert in der Gleichung ausgewiesen werden, benötigt sie aufgrund ihrer sinnigerweise umgekehrten Skalierung (nutzenmindernde Eigenschaft, höhere Werte bedeuten schlechtere Ausstattung) einen negativen Präferenzexponenten:

$$U_{a,i} = d_{a,i}^{-P_{i,d}} \prod_k A_{a,k}^{P_{i,k}} = \frac{\prod_k A_{a,k}^{P_{i,k}}}{d_{a,i}^{P_{i,d}}} \quad (6.6)$$

Notation wie (6.1)

Die Ähnlichkeit von Gleichung (6.6) zum Potenzialansatz aus (6.3) fällt dabei sofort auf. Statt der nur schwer interpretierbaren Kalibrierungsparameter stehen nun Präferenzen von Individuen als Exponenten bei den strukturellen Attributen und der Distanz. Werden anstelle der Individuen in aggregierten Modellansätzen Raumeinheiten gesetzt, werden aus individuellen kollektive Präferenzen des betrachteten Raumausschnitts. Der zweite Unter-

---

<sup>141</sup> Siehe Kap. 2.1.1.

schied besteht in der Berücksichtigung mehrerer struktureller Attribute auf Seite des Interaktionsziels. Damit ist gezeigt, dass der Kritikpunkt am Potenzialansatz, es könne nur eine Einflussgröße, meist generell als „Attraktivität“ bezeichnet, berücksichtigt werden<sup>142</sup>, hinfällig ist.

## 6.2.2 Ergebnisvergleich eines Mikro- und Makromodells

Neben dem bisher rein formaltheoretischen Vergleich der beiden Ansätze muss der Blick auch auf die mit ihnen zu erzielenden Ergebnisse gerichtet werden. Als Datengrundlage für das Mikromodell diente der bisher verwendete Datensatz der Familien und Individuen, für das Makromodell wurden diese Daten auf die Raumzellen, die durch das 100m-Gitter entstehen ( $n=12.515$ ), aggregiert. Verglichen wurden beide Ansätze hinsichtlich der erreichbaren Gütemaßwerte nach (5.5a) bei Verwendung verschiedener Attribute und ihrer Kombinationen, gewichtet und ungewichtet mit den individuellen bzw. kollektiven Präferenzen. Die bereits zuvor getesteten Annahmen des Mikromodells (Vorauswahl) wurden dabei als Nebenbedingungen<sup>143</sup> in das Makromodell integriert. Diese Ergebnisse sind in Fig. 6-1 zusammengefasst.

Attribute und Verknüpfungen	Ohne Präferenzen		Mit Präferenzen	
	Makroansatz	Mikroansatz	Makroansatz	Mikroansatz
Preis (P)	0,245	0,431	0,521	0,558
Sortiment (S)	0,212	0,517	0,515	0,543
Qualität (Q)	0,358	0,591	0,518	0,440
1/Distanz (d)	0,726	0,707	-	-
P/d	0,777	0,756	0,776	0,285
S/d	0,776	0,753	0,776	0,249
Q/d	0,747	0,723	0,747	0,073
P*S*Q/d	0,806	0,794	0,678	0,149
(P+S+Q)/d	0,767	0,737	0,771	0,758

Fig. 6-1: Gütemaßwerte nach (5.5a) aus Experimenten unter Verwendung des Mikro- und Makroansatzes (LÖFFLER et al. 2005: 178f). Eigene Berechnungen.

Bereits die Distanz alleine führt zu einem hohen Erklärungsanteil mit Gütemaßwerten über 0,7, da sie auch im Makroansatz mit einer Auflösung von 100 Metern sehr genau gemessen wurde. Die Hinzunahme weiterer Erklärungsgrößen hat im Mikro- und im Makroansatz weit geringere Auswirkungen, als durch die Distanz erzielt werden können, wie der direkte Vergleich der Experimente mit den Einzelattributen mit und ohne Distanz belegt. Die höchsten Gütemaßwerte resultieren jeweils aus der Kombination aller untersuchten strukturellen Attribute. Bei gleichen Bewertungsfunktionen unterscheiden sich Mikro- und Makroansatz nur geringfügig. Dies erscheint jedoch in zweierlei Hinsicht plausibel:

1. Makro- und Mikroansatz unterscheiden sich durch die Art der Kaufkraftallokation. Während im Makroansatz die Kaufkraft durch einen Analogieschluss zum Gravitationsgesetz proportional zur Bewertung verteilt wird (Potenzialansatz),

<sup>142</sup> GÜSSEFELDT 1988: 17f; LÖFFLER et al. 2005: 169.

<sup>143</sup> In Anlehnung an LÖFFLER & KLEIN 1989.

wird im diskreten Entscheidungsansatz die gesamte Kaufkraft dem durch eine mit der Bewertungsfunktion gewichtete Zufallsauswahl gewählten Geschäft zugeteilt.<sup>144</sup> Durch eine mehrfache Wiederholung des letzteren Verfahrens werden beide jedoch äquivalent.

2. Die räumliche Auflösung der Angebots- wie der Nachfragedaten wird durch den Einsatz eines Makroansatzes als Schätzparadigma nicht berührt. Lediglich die Präferenzen wurden für alle in einer Raumzelle lebenden Einwohner gemittelt. Neben der einschlägigen Problematik von Mittelwertbildungen (Differenzierungen werden eher ausgeglichen als verstärkt), verringerte sich die Zahl der modellierten Objekte zunächst nur um den Faktor sechs, blieb damit jedoch im fünfstelligen Bereich. Diese würde sich erst durch eine weitere räumliche Aggregation der Ausgangsdaten deutlicher verkleinern.<sup>145</sup>

Die Einbindung der Präferenzen erfolgte bei den Einzelattributen und ihrem Produkt als Exponenten, bei ihrer Summe als Faktoren. Präferenzen und Attribute sind beide auf das Intervall  $[0,1; 1]$  skaliert, um den Wert Null als Attributsausprägung, vor allem im Hinblick auf die Multiplikation, zu vermeiden. Dies führt im Makroansatz zu Veränderungen im Gütemaß kleiner 0,01 gegenüber den Experimenten ohne Präferenzen, im Mikroansatz jedoch zu einem Einbruch der Gütemaßwerte. Hier zeigt sich, dass die Präferenzen trotz ihrer aus formaler Sicht geklärten Rolle ohne eine Umskalierung durch Wahrnehmungsfunktionen kaum sinnvoll eingesetzt werden können.

## 6.3 Simulation mit aggregierten Ausgangsdaten

### 6.3.1 Räumliche Aggregation

Außer durch die formaltheoretische Form der Schätzung können sich Mikro- und Makroansätze auch durch die räumliche Auflösung der Inputdaten unterscheiden. Während sich die Bezeichnungen Mikro- und Makromodell auf die Ebene der inhaltlichen Auflösung, also auf die Frage, ob Merkmale von Einzelindividuen in die Modellierung einfließen oder nicht, beziehen, fallen in der Praxis inhaltliche und räumliche Auflösung oft zusammen. Liegen beispielsweise Kaufkraftdaten auf Gemeindeteilebene vor, sind räumliche und inhaltliche Unterscheidungen darunter zwar möglich, die dafür erforderliche Disaggregation von Daten aber mit Unsicherheiten behaftet, die nicht immer in Kauf genommen werden können.

Im vergangenen Abschnitt dieses Kapitels sind die Ergebnisse von Experimenten mit Potenzial- und Diskreten Entscheidungsansätzen verglichen worden. In beiden Fällen wurde jedoch die gleiche räumliche Auflösung verwendet und die inhaltliche Auflösung nur geringfügig verändert. Dieser Abschnitt wird nun die Schätzmethode des Mikroansatzes beibehalten und dafür die räumliche und inhaltliche Auflösung schrittweise ‚verschlechtern‘, also vergrößern. Die Individuen werden in größeren räumlichen Einheiten und in Gruppen zusammengefasst, beispielsweise zu Besetzungszahlen von Altersklassen in Gemeindeteilen. Damit wird eine Situation der Datenverfügbarkeit künstlich erzeugt, wie sie in der Regel in anderen Untersuchungsgebieten, z.B. in Deutschland, vorliegt. Da die Simulationsergebnisse mit Individualdaten vorliegen, sind so direkte Vergleiche mit beinahe beliebigen verschiede-

---

<sup>144</sup> Siehe Kap. 6.1 und LÖFFLER et al. 2005: 170.

<sup>145</sup> Siehe Kap. 6.3.

nen Aggregationsebenen möglich. Einerseits sind so Erkenntnisse darüber zu gewinnen, in welcher räumlichen und inhaltlichen Auflösung Daten vorliegen müssen, um sinnvoll Mikromodellierungen mit ihnen vorzunehmen. Andererseits können Modellierungsergebnisse, die mit Daten auf der Mesoebene auskommen müssen, besser eingeschätzt werden, indem Effekte der Datenungenauigkeit gegen solche der Modellunsicherheit und Parametervariabilität abgegrenzt werden können.

Sowohl die räumliche Aggregation (Zusammenfassung zu größeren Raumeinheiten), als auch die inhaltliche Aggregation (Zusammenfassung zu Gruppen nach nichträumlichen Objektmerkmalen) können unter verschiedenen Gesichtspunkten erfolgen. Für die räumliche Aggregation können als Verfahrenweisen unterschieden werden:

- **Nutzenorientierung:** Hierzu wird eine Funktion definiert, die den ‚Nutzen‘ einer Aggregationsinstanz beschreibt. Ziel der Aggregation ist, diese so vorzunehmen, dass der Nutzenwert maximal wird. Als Nutzenfunktionen können etwa minimale Abstandsmaße der neuen Raumeinheiten dienen. Probleme können hier dadurch entstehen, dass für eine maximal hohe Bewertung die zusammenfassenden Raumeinheiten nicht unbedingt benachbart sein müssen. Dies könnte allenfalls als Nebenbedingung in ein solches Verfahren einfließen.
- **Rasterorientierung:** Diese ist sicherlich das einfachste Verfahren. Dabei werden die Individuen in Quadraten unterschiedlicher Kantenlänge zusammengefasst. Nachteile ergeben sich vor allem durch die fehlende Berücksichtigung topographischer und topologischer Sachverhalte. So können zusammenhängende Siedlungen zerschnitten werden und weit voneinander entfernte Einzelwohnstandorte im selben Aggregat landen. Weiterhin besteht die Gefahr einer stark unterschiedlichen Besetzung der entstehenden Aggregate. Dem kann durch eine Aufspaltung stark besetzter Aggregate entgegengewirkt werden, falls diese einen vorher festgelegten Schwellenwert dafür überschreiten.
- **Topologieorientierung** begegnet eben diesen Nachteilen. Dabei werden Koordinatenpunkte aufgrund einer zu definierenden Nachbarschaftsbeziehung (etwa: weniger als 200 Meter voneinander entfernt) zusammengefasst. Ein weiterer Vorteil besteht darin, dass nicht kompakte Siedlungsagglomerationen, wie etwa Straßen- oder Streusiedlungen gut zusammengefasst werden können. Nachteilig wirkt sich aus, dass das Nachbarschaftskriterium für weitere Aggregationsstufen ungeeignet sein kann und durch ein neues ersetzt werden muss. Verfahren des Clustering sind ebenfalls in diese Kategorie einzuordnen. Dabei werden Raumeinheiten zusammengefasst, die aufgrund von festgelegten Merkmalen als ähnlich betrachtet werden. Die Ähnlichkeit wird durch eine Funktion (Ähnlichkeitsmaß) beschrieben, die auch Rauminformationen (Ähnlichkeit bezüglich der Lage im Raum) enthalten kann.
- Schließlich können Aggregierungsansätze, die sich an administrativen Grenzen orientieren als Topographieorientierung bezeichnet werden. Vorteil ist hier, dass Daten in anderen Untersuchungsräumen meist auf solchen Gebietseinheiten basieren, und die Behandlung der Aggregatfrage ja gerade auf die Übertragbarkeit der Modellierung abzielt. Andererseits ist auch hier (und gerade im Untersuchungsgebiet) die Zahl der möglichen unterschiedlichen Aggregationsebenen beschränkt.

In einer projektbegleitend angefertigten Diplomarbeit<sup>146</sup> werden alle Verfahren ausführlich diskutiert und ihre Anwendung erläutert. Eine Auswahl daraus wird im Kapitel 6.3.3 vorgestellt.

Sind die Gebietseinheiten – nach welcher der genannten Methoden auch immer – zusammengefasst, stellt sich die Frage ihrer Verortung im Raum. In der Regel bestehen die Aggregate aus zwei oder mehr Elementen der vorherigen Stufe, denen nun ein gemeinsames Koordinatenpaar zugewiesen werden muss. Hierzu gibt es ebenfalls eine Reihe von Möglichkeiten (ebd.: 44-47):

- Am schlichtesten ist die des arithmetischen Mittelpunkts, dessen Koordinaten aus den Mittelwerten derer der Aggregatsmitglieder entstehen. Der Raumpunkt des Aggregats rutscht dadurch in die Mitte seiner Mitglieder. Sind die zusammengefassten Raumeinheiten unterschiedlich stark besetzt, wird dabei für eine größere Anzahl Einwohner die Rauminformation verfälscht.
- Diesem Nachteil kann durch eine Gewichtung bei der Mittelwertbildung begegnet werden. Stark besetzte Raumstellen bekommen somit mehr Gewicht bei der Bildung des zukünftig repräsentierenden Raumpunktes.
- Einen höheren Wert auf die Raumsituation legt die Berechnung des Medianzentrums. Das ist derjenige Punkt, für den die Summe der Entfernungen zu den anderen Punkten minimal wird. Einzelne, weit von einer Agglomeration entfernte Punkte, fallen damit weniger ins Gewicht als beim arithmetischen Mittelpunkt.
- Zur Bildung des Modalzentrums wird über die Punktmenge ein Gitternetz gelegt. Das Modalzentrum besteht aus derjenigen Gittermasche, in der die größte Anzahl Punkte zu liegen kommt. Damit ergeben sich zwei Nachteile dieses Verfahrens: Erstens ist das Ergebnis kein Punkt, sondern eine Fläche und hat somit kein exaktes Koordinatenpaar. Zweitens hängt die Wahl des Modalzentrums von der Lage der Gittermaschenkanten ab und ist somit nicht eindeutig bestimmbar.

### 6.3.2 Inhaltliche Aggregation

Aber nicht nur Raumpositionen müssen zu einer neuen Instanz zusammengeführt werden, gleiches gilt für Modellobjekte, also die Einwohnerdaten. Sie verlieren ihren Individuenbezug und gelten nun für die Gesamtheit der Individuen in einem Aggregat. Bezüglich der Repräsentation in einem Agentenmodell stellt sich nun die Frage, ob jedes Aggregat durch nur einen Agenten repräsentiert werden soll, dem dann als Attributwerte etwa die Mittelwerte der Attribute der ursprünglichen Population zugewiesen werden könnten. Während dies bei metrischen Informationen (Alter, Einkommen, etc.) problemlos möglich ist, sind kategoriale Informationen (Geschlecht, Haushaltstyp) so kaum übertragbar. Alternativ könnte eine künstliche Population kreiert werden, die die gleiche Mächtigkeit besitzt wie vor der Aggregation. Metrische Informationen können dann als Mittelwerte allen künstlichen Individuen zugewiesen, kategoriale Informationen können im entsprechenden Verhältnis (z.B. Geschlechterproportionen) wiedergegeben werden. Mit Blick auf das eine oben genannte Ziel

---

<sup>146</sup> WEIGELT 2006.

der Datenaggregation, die Übertragbarkeit auf andere Untersuchungsräume zu bewerten, ist es aber auch sinnvoll, sich in dieser Frage an verfügbaren Daten zu orientieren. Für viele an sich kontinuierliche Merkmale liegen statt Mittelwerten eher Klasseneinteilungen mit Besetzungszahlen (Altersklassen, Einkommensklassen) vor. Einerseits lassen sich daraus gar keine Mittelwerte ableiten, andererseits ist die Information von Klassenbesetzungen, so die Intervalle klein genug sind, viel genauer als Mittelwerte, so dass diese Information auch verwendet werden sollte.

Bildet man solche Klassen aus Individualdaten, müssen die Klassengrenzen festgelegt werden. Da es im vorliegenden Fall nur um die prinzipielle Übertragbarkeit geht, kann dies recht willkürlich geschehen. Im Hinblick auf die Zuweisung von Konsumpräferenzen aus den Befragungsergebnissen<sup>147</sup>, erscheint es sinnvoll, sich bei der Klassenfestlegung an der Befragung zu orientieren, wobei etwa die Besetzungszahl an Befragten in jeder Klasse als Maß für die Sinnhaftigkeit der Klassengrenzen dienen kann. Die verwendeten Klassen sind in Fig. 6-2 dargestellt.

	Weiblich			Männlich		
Alter ?	15-31	32-51	>51	15-31	32-51	>51
Mtl. verfügb. Einkommen ?						
1-14 TSEK	86	31	58	73	23	17
15-20 TSEK	39	48	35	31	44	43
>20 TSEK	41	91	65	26	61	63

Fig. 6-2: Besetzungszahlen der gewählten Klassen aus der Konsumentenbefragung (nach WEIGELT 2006: 105, verändert).

So ergeben sich insgesamt 18 Klassen. Schwierig gestaltete sich vor allem die Wahl der Klassengrenzen für das Einkommen, da dieses Merkmal in der Regel sowohl über die Geschlechter als auch über die Altersgruppen asymmetrisch verteilt ist. Dies kann auch an Fig. 6-2 nachvollzogen werden: Junge Menschen (unter 30 Jahren) haben selten hohe Einkommen, umgekehrt beschränken sich niedrige Einkommen bei Menschen über 51 auf die befragten Frauen. Personen unter 15 wurden aus dieser Aufstellung gestrichen, da die Bevölkerungsdaten<sup>148</sup> auch nur für Personen über 15 vorliegen. Die Präferenzen bezüglich der Geschäftsattribute Preis, Qualität und Sortiment ergeben sich nun aus den relativen Häufigkeiten der Nennung des jeweiligen Merkmals als entscheidend für die Einkaufsstättenwahl in der Konsumentenbefragung. Diese sind in Fig. 6-3 wiedergegeben, auf eine Interpretation wird an dieser Stelle verzichtet.

<sup>147</sup> Siehe Kap. 5.1.

<sup>148</sup> SCB 2002b.

	Weiblich			Männlich		
<b>Preis</b>						
Alter ?	15-31	32-51	>51	15-31	32-51	>51
Mtl. verfügb. Einkommen ?						
1-14 TSEK	0,419	0,419	0,414	0,370	0,261	0,294
15-20 TSEK	0,462	0,237	0,302	0,355	0,386	0,349
>20 TSEK	0,268	0,231	0,154	0,385	0,426	0,222
<b>Qualität</b>						
Alter ?	15-31	32-51	>51	15-31	32-51	>51
Mtl. verfügb. Einkommen ?						
1-14 TSEK	0,337	0,290	0,517	0,356	0,435	0,294
15-20 TSEK	0,282	0,605	0,491	0,452	0,318	0,419
>20 TSEK	0,488	0,374	0,692	0,308	0,311	0,587
<b>Sortiment</b>						
Alter ?	15-31	32-51	>51	15-31	32-51	>51
Mtl. verfügb. Einkommen ?						
1-14 TSEK	0,244	0,290	0,069	0,274	0,304	0,412
15-20 TSEK	0,256	0,158	0,208	0,194	0,295	0,233
>20 TSEK	0,244	0,396	0,154	0,308	0,262	0,190
Fig. 6-3: Konsumpräferenzen der gewählten Klassen aus der Konsumentenbefragung (nach WEIGELT 2006: 105, verändert).						

### 6.3.3 Auswirkungen auf das Modellergebnis

Die Ergebnisse der Aggregation und ihre Auswirkungen auf das Modellergebnis bei der Anwendung der unterschiedlichen räumlichen Aggregationsverfahren sind in WEIGELT (2006) dargestellt. Zur prinzipiellen Erläuterung genügt hier die Auswahl dreier solcher Verfahren, einer hierarchischen Rasterung, eines Nachbarschaftsalgorithmus und eines Clustering.

Für die hierarchische Rasterung wurde das Untersuchungsgebiet in Zellen eingeteilt, zunächst mit einer Kantenlänge von 12.800 Metern. Die Zellen wurden geteilt, wenn die Bevölkerungszahl in der Zelle einen Schwellenwert überschritt. Dies wird rekursiv auch für die geteilten Zellen wieder ausgeführt, so dass sich die Dichte der Besiedlung in der Rasterung widerspiegelt. Ein Beispiel für eine solche Rasterung ist in Fig. 6-4 zu sehen. Je größer der Schwellenwert, desto gröber wird die räumliche Auflösung auch in dicht besiedelten Teilräumen, was zu einer Verringerung des Simulationsgütemaßes führt (ebd.: 56): Bei einem Schwellenwert von 50 beträgt das Gütemaß fast unverändert 0,700 und sinkt für den Schwellenwert 400 auf 0,590 (100: 0,697; 200: 0,682). Die Zahl der Raumstellen sinkt von ursprünglich 12.388 über 3.412 (Schwellenwert 50), 3.213 (100), 2.432 (200) auf 2.266 (400). Der relativ geringe Rückgang beim Erhöhen des Schwellenwerts ist darauf zurückzuführen, dass da-

bei vornehmlich innerhalb des Stadtgebiets von Umeå noch Teilungen stattfinden, während der weitaus größte Teil der Rasterzellen keine Veränderung mehr erfährt (Fig. 6-4).

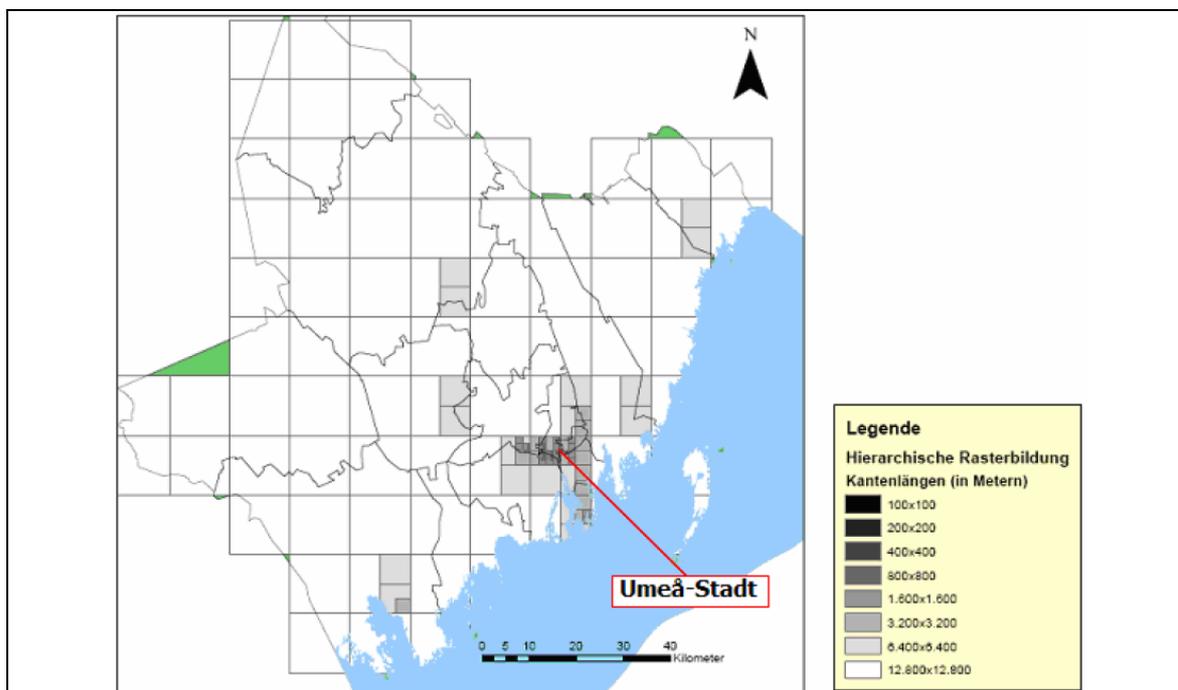


Fig. 6-4: Hierarchische Rasterung des Untersuchungsgebiets mit einem Schwellenwert von 200 Personen je Rastermasche (WEIGELT 2006: 55). Grün eingefärbte Bereiche sind bevölkerungsleer.

Die Vorteile der Rasteraggregation liegen auf der Hand: Ihre Instanzen sind einfach zu konstruieren, mehrere Aggregationsebenen zu bilden, ist ebenfalls schnell möglich. Durch eine hierarchische Rasterung mittels eines Schwellenwerts können auch raumstrukturelle Aspekte der Bevölkerungsverteilung hinreichend berücksichtigt werden. Hierin verbirgt sich aber auch ein Pferdefuß dieses Verfahrens: Wie gut diese Raumrepräsentation gelingt, hängt zentral von der Wahl des Schwellenwerts ab, da dieser über die Teilung der Zellen entscheidet. Erst auf den zweiten Blick wird klar, dass auch eine Abhängigkeit von der Wahl des Koordinatenursprungs besteht. Schließlich ergeben sich die Besetzungszahlen der Rasterzellen aus der Lage ihrer Begrenzungen.

Um diese Abhängigkeiten zu umgehen, wäre es besser, von den ursprünglichen Koordinatenpaaren auszugehen. Dieser Ansatz wird von einem Nachbarschaftsalgorithmus verfolgt. Ziel ist, Agenten zu Aggregaten zusammenzufassen, die gemäß einer Nachbarschaftsregel zueinander in einer solchen Beziehung stehen. Da in den Bevölkerungsdaten nur diskrete Raumstellen im 100-Meter-Abstand unterschieden werden, liegt die Definition einer direkten Nachbarschaft durch diese Entfernung in Nord- oder Ostrichtung nahe. Zusätzlich können auch diagonal benachbarte, also in Nord- und Ostrichtung 100 Meter, in Diagonalrichtung 141 Meter entfernte Agenten, als direkt benachbart angesehen werden. Ein rekursiver Aufruf sorgt dafür, dass kompakte Mengen von Agenten entstehen, die als Aggregate weiterverwendet werden können (Fig. 6-5), wobei eine vorher festgelegte durchschnittliche Besetzungszahl dafür sorgt, dass die Aggregate nicht zu groß werden. Die geringe Entfernungsschranke für die Nachbarschaftseigenschaft führt jedoch dazu, dass gerade im Ländlichen Raum kaum Agenten zusammengefasst werden. Dadurch steigt während der Aggregation der

Anteil der Agenten in der Peripherie, was auch als Begründung dafür gelten kann, dass sich die Gütemaße durch diese Form der Aggregation kaum veränderten (Abweichungen gegenüber dem unaggregierten Modell  $< 0,03$ ). Vereinzelt treten auch Anomalien auf, deren Ursache in der zufälligen Auswahl der ‚Marschrichtung‘ des Aggregationsalgorithmus beim rekursiven Aufruf liegt. So wurden vereinzelt Agenten zusammengefasst, die näher an einem schon bestehenden Aggregat lagen, als zueinander. Diese zufälligen Abweichungen abzufangen, ohne grundsätzlich in die Funktionsweise des Algorithmus einzugreifen, gelang leider nicht. Dem konnte erst durch die Kombination mit einem Clusterverfahren begegnet werden.

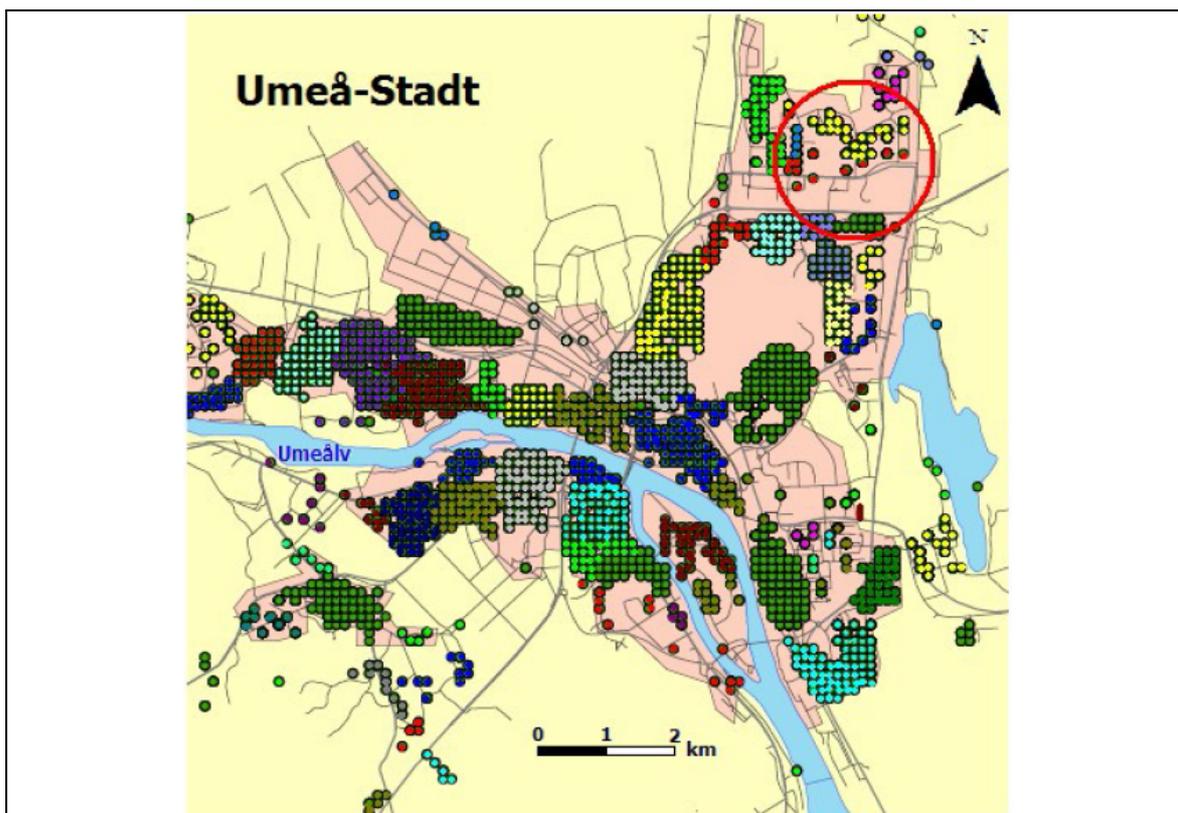


Fig. 6-5: Ergebnis des Nachbarschaftsalgorithmus für das Stadtgebiet von Umeå. Identisch eingefärbte Koordinatenpunkte bilden Aggregate. Rot eingekreist ist ein Beispiel für Zusammenfassungsanomalien (WEIGELT 2006: 59).

Clusterverfahren haben zum Ziel, Objekte auf Ähnlichkeit zu untersuchen und Gruppen ähnlicher Objekte zu bilden. Grundlage für die Gruppenbildung ist ein Ähnlichkeitsmaß, das auch durch eine Rauminformation gegeben sein kann. Für die Bildung der Cluster können wiederum mehrere Verfahren<sup>149</sup> verwendet werden, hier wird nur das KMeans-Verfahren behandelt. Hierbei wird zunächst die gewünschte Clusteranzahl  $K$  festgelegt, die sich durch den Quotienten aus der anfangs Gesamtzahl der Objekte und der gewünschten durchschnittlichen Besetzungszahl ergibt. Der Algorithmus startet mit einer Anzahl  $K$  zufällig ausgewählter Objekte als Anfangszentroide und ordnet alle restlichen Objekte dem jeweils ähnlichsten zu. Hernach wird der arithmetische Mittelpunkt eines jeden so entstandenen Clusters be-

<sup>149</sup> WEIGELT 2006: 61-70.

rechnet, und alle Objekte bezüglich ihrer Ähnlichkeit zu diesem neuen Zentroid bewertet. Gegebenenfalls werden dabei Objekte anderen Clustern zugeteilt, wenn sie bei diesen einen höheren Wert des Ähnlichkeitsmaßes erreichen können. Dieser Vorgang wird solange wiederholt, bis keine Veränderungen in der Clusterung mehr beobachtet werden können (ebd.: 63). Testweise wurden Simulationen mit  $K=100$  und mit  $K=500$  räumlichen Clustern berechnet, zusätzlich wurden noch die Agentenkategorien (Fig. 6-2) neben der Rauminformation in das Ähnlichkeitsmaß einbezogen. Dadurch sind jedoch auch mehr Unterscheidungsmöglichkeiten gegeben, so dass die Zahl der resultierenden Aggregate gegenüber der rein räumlichen Zusammenfassung stark steigt. Die Ergebnisse der Simulation sind in Fig. 6-6 zusammengetragen, ihre Interpretation folgt im kommenden Abschnitt.

<i>K</i>	Zusätzliche Berücksichtigung der Agentenkategorie	Anzahl Aggregate	Wert des Simulationsgütemaßes
100	ohne	2.130	0,73
100	mit	7.873	0,74
500	ohne	8.985	0,74
500	mit	24.114	0,74

Fig. 6-6: Ergebnisse der Aggregation nach dem KMeans-Verfahren (WEIGELT 2006: 69).

## 6.4 Fazit zum Aggregatsproblem

Die gewonnenen Erkenntnisse dieses Kapitels lassen sich in zwei Kategorien einteilen, die aus den formaltheoretischen Überlegungen und die aus den inhaltlichen Untersuchungen. Grundlegend Neues erbrachten eher die formalen Betrachtungen, mit denen es gelungen ist, Potenzialansätze und Diskrete Entscheidungsansätze formal ineinander zu überführen, sowie die bisher nur schwer mit Inhalt zu füllenden Kalibrierungsexponenten einer Interpretation zuzuführen. Bezüglich inhaltlicher Fragestellungen im Zusammenhang mit Aggregatsproblemen ging es einerseits um Vergleiche zwischen Ergebnissen aus Mikro- und Makromodellen und andererseits um die Abschätzung von möglichen Qualitätsverlusten von Mikromodellen bei systematischer Reduktion ihrer räumlichen Auflösung. In beiden Fällen konnten Konstellationen identifiziert werden, bei denen die Ergebnisse der jeweils gegenübergestellten Verfahren vergleichbar waren und nur wenig voneinander abwichen. Dies erscheint erstaunlich und entsprach in diesem Ausmaß auch nicht den Erwartungen. Begründbar ist dieser Sachverhalt mit den statistischen Eigenschaften des Vorgangs der Datenaggregation: Hierbei werden viele Agenten einer Raumeinheit durch weniger ersetzt, die jedoch repräsentative Merkmale der Ursprungspopulation tragen. Insofern sind der Aggregation ähnliche Eigenschaften wie dem Ziehen einer Stichprobe zuzuschreiben, von der üblicherweise, wenn sie fehlerfrei vorgenommen wird, sogar verlangt wird, dass mit ihr die gleichen Aussagen zu treffen sind wie mit der Grundgesamtheit.

Daraus lassen sich nun mehrere Folgerungen ableiten:

1. Die Übertragbarkeit von Mikromodellen auf Untersuchungsräume mit weniger differenzierte Ausgangsdaten ist damit gegeben, sofern zumindest Daten vorliegen, die sozioökonomische Differenzierungen, etwa bezüglich Alters- und Einkommensstruktur, in den betrachteten Raumeinheiten zulassen. Die zusätzliche Beeinflussung, die durch die Bildung von Konsumpräferenzen aus Befragungs-

ergebnissen vorgenommen wird, erlaubt eine weitaus größere Ausdifferenzierung als durch höhere räumliche Auflösung erreicht werden kann.

2. Umgekehrt können Mikroansätze, liegen diese differenzierten Informationen vor, trotz der erhöhten Zahl der Freiheitsgrade gegenüber Makromodellen bei der Umsatzprognose Ergebnisse in vergleichbarer Qualität liefern.

Darüber hinaus bieten Mikromodelle jedoch den weiteren Vorteil, dass sie den Blick auf die individuellen Entscheidungsprozesse bei der Einkaufsstättenwahl und damit deren Einflussgrößen eröffnen. Besser als durch Makromodelle können so Auswirkungen von Veränderungen dieser Einflussgrößen auf die Bewegungen im Raum und die Kaufkraftallokation an den Geschäftsstandorten abgeschätzt werden. So liegt es nahe, einen prognostischen Blick in die Zukunft zu wagen und diese Prozesse unter veränderten Rahmenbedingungen zu beleuchten. Diese Aufgabe wird zu Beginn des nächsten Kapitels angegangen.