

Raum- und standortökonomische Optimierungsmodelle in Open-Source-Umgebungen – Implementation und Anwendungsmöglichkeiten im Kontext der Einzelhandels- und Versorgungsforschung

Thomas Wieland

(Dr. Thomas Wieland, Karlsruher Institut für Technologie, Institut für Geographie und Geoökologie, Kaiserstr. 12, D-76131
Karlsruhe, thomas.wieland@kit.edu)

1 ABSTRACT

Bei raum- und standortökonomischen Problemen können Optimierungsalgorithmen eingesetzt werden, z.B. zur Anpassung von Modellen an Echtzeiten oder zur Optimierung von Standortstrukturen. Im Kontext von Handels- und Dienstleistungsstandorten steht hierbei das räumliche Nachfragerverhalten im Vordergrund. Mit dem in der Handelsforschung populären Marktgebietsmodell von Huff ist es möglich, räumliche Kunden- bzw. Kaufkraftströme anhand der Attraktivität und Erreichbarkeit von Standorten abzuschätzen. Einsatzbereiche des Modells sind u.a. die betriebliche Standortplanung und die Verträglichkeitsbeurteilung von Einzelhandelsansiedlungen in der Raumordnung. Um die Aussagekraft des Modells zu erhöhen, sollte es allerdings anhand von Echtzeiten an die Realität angepasst werden, was besonders problematisch ist, wenn nur Gesamtumsätze von Standorten (und nicht etwa Kundenbefragungen) vorliegen. Um in diesem Fall eine gute Modellanpassung zu erreichen, wurde ein Optimierungsalgorithmus entwickelt, der die Modellvariable der Standortattraktivitäten iterativ an die realen Daten anpasst. Wie an einem Beispiel aus dem Einzelhandel gezeigt wird, ist hiermit eine sehr gute Anpassung des Huff-Modells zu erreichen. Der Algorithmus wurde dahingehend weiterentwickelt, auch normative Aussagen zu einer optimalen Standortgröße treffen zu können. Ausgehend von Randbedingungen zur Mindestnachfrage und Erreichbarkeit von Anbietern lässt sich hiermit die Verteilung von Einrichtungen in einem Standortsystem optimieren, was am Beispiel der kleinräumigen Arztversorgung demonstriert wird. Das Huff-Modell sowie die Optimierungsalgorithmen wurden in der freien Programmiersprache R umgesetzt und in einem R-Erweiterungspaket veröffentlicht.

Keywords: Einzelhandel, Marktgebietsmodell, Optimierung, Standortanalyse, Gesundheitsversorgung

2 HINTERGRUND

In vielen wirtschaftlichen Fragestellungen bilden mathematische Optimierungsmodelle ein notwendiges Werkzeug als Entscheidungsgrundlage. Mit Hilfe dieser Modelle wird ein *Optimierungsproblem* gelöst, was bedeutet, dass eine *Zielfunktion* maximiert (z.B. maximale Produktionsmenge einer Produktionsanlage) oder minimiert (z.B. minimale Stückkosten einer Produktionsanlage) wird. Die mathematische Formalisierung besteht hierbei aus mehreren linearen und/oder nicht-linearen Gleichungen und enthält einschränkende *Nebenbedingungen* (z.B. maximale Kapazität einer Produktionsanlage). Die Lösung des Problems erfolgt in Form von *Algorithmen* (Domschke et al., 2015). Auch bei raumökonomischen bzw. standortbezogenen Problemen werden Optimierungsmodelle eingesetzt, z.B. in der Logistik (Minimierung der Transportkosten) oder der Standortplanung (Haase/Hoppe, 2008; Rodrigue et al., 2006).

In raumökonomischen Optimierungsmodellen mit Bezug zu Handels- und Dienstleistungsstandorten ist die räumliche Verteilung der Nachfrager – z.B. in Form von Kunden- oder Kaufkraftflüssen – unter der Bedingung konkurrierender Angebotsstandorte im Fokus. In Bezug auf die Modellierung der Nachfrageseite unterscheiden Haase/Hoppe (2008) hier Modelle, in denen die Nachfrager den Standorten zugeteilt werden (*Location-Allocation-Modelle*) und jene Modelle, in denen die Nachfrager selbst die *Wahl* der von ihnen aufgesuchten Einrichtung(en) treffen (*Location-Choice-Modelle*). Zu erstgenannter Modellfamilie werden die Ansätze gezählt, in denen transportkostenminimierende Standortstrukturen (ggf. unter Bedingung einer Maximaldistanz) ermittelt werden, etwa zur *optimalen Verteilung* von Notdiensten. Im zweiten Fall erfolgt eine wahrscheinlichkeitsbasierte Modellierung der *Auswahl* durch die Nachfrager anhand der Erreichbarkeit sowie weiterer Eigenschaften der Angebotsstandorte; darauf aufbauend wird eine *optimale Standortstruktur* und/oder die *Tragfähigkeit* neuer Standorte durch die Maximierung einer Umsatzfunktion ermittelt.

Die räumliche Verteilung der Nachfrage von Angebotsstandorten und die damit verbundene Abgrenzung und Segmentierung von Marktgebieten ist der Gegenstand von *Marktgebietsmodellen* (Löffler, 1998), die selbst keine Optimierungsmodelle darstellen, sehr wohl aber in diese integriert werden können (Haase/Hoppe, 2008). Der erste Modellansatz, der Marktgebiete von Standorten anhand von Auswahlwahrscheinlichkeiten

ermittelte und zugleich den Ursprung für viele weitere Modelle darstellt, ist das *Huff-Modell* (Huff 1962; 1963; 1964), das auch zum Methodenportfolio der Standortanalyse gehört, insb. in der Expansionsplanung von Handelsunternehmen (Berman/Evans, 2013). Das Modell ist außerdem häufig Bestandteil von Verträglichkeitsgutachten, in denen im Rahmen planerischer Genehmigungsverfahren die Auswirkungen von Einzelhandelsvorhaben geprüft werden (Wolf, 2012). Mittlerweile wurde das Betätigungsfeld des Modells z.B. auch auf Gesundheitsstandorte ausgeweitet (z.B. Bauer/Groneberg, 2016; Fülöp et al., 2011).

Dieser Beitrag stellt zwei auf dem Huff-Modell basierende Optimierungsansätze vor: Zunächst wird ein Algorithmus gezeigt, mit dem es möglich ist, das Huff-Modell an Echtdateien anzupassen, wenn lediglich Gesamtumsätze der betrachteten Angebotsstandorte vorhanden sind. Im zweiten Schritt wird dieser Algorithmus dahingehend weiterentwickelt, dass auch normative Aussagen zur optimalen Standortgröße daraus abzuleiten sind, was am Beispiel der kleinräumigen Arztversorgung dargestellt wird. Die Entwicklung und technische Umsetzung des Huff-Modells und der Optimierungsalgorithmen sowie die Beispielanwendungen sind in der auf wissenschaftliches Rechnen und statistische Datenanalyse spezialisierten Open-Source-Programmiersprache *R* (R Core Team, 2016) vorgenommen worden und teilweise in Form des *R*-Erweiterungspaketes *MCI* (Wieland, 2017) öffentlich verfügbar.

3 DAS HUFF-MODELL

3.1 Theoretische Grundlagen und formaler Aufbau

Marktgebiete von Angebotsstandorten sind Teilbereiche der Erdoberfläche, aus denen die tatsächlichen (oder potenziellen) Nachfrager eines Angebotsstandortes stammen. Sie resultieren aus *räumlichen Interaktionen* zwischen den Herkunftsorten der Kunden (Nachfrageorte) und den Angebotsstandorten, d.h. aus *räumlichen Kunden- bzw. Kaufkraftströmen*, die aus den Teilgebieten des gesamten Marktgebietes zu den Anbietern fließen (Löffler, 1998). Es handelt sich in dieser modellhaften Vorstellung also um einen *räumlichen Markt*, der anhand verschiedener Aspekte (z.B. Transportkosten) geographisch segmentiert werden kann. Es ist hierbei realistisch anzunehmen, dass sich die Marktgebiete einzelner Angebotsstandorte überschneiden, d.h. dass *räumlicher Wettbewerb* besteht (Berman/Evans, 2013; Rodrigue et al., 2006).

Das Marktgebietsmodell von Huff (1962; 1963; 1964) ist ursprünglich für Einzelhandelsstandorte (z.B. Shopping-Center) konzipiert und bildet einen solchen räumlichen Markt ab; dieser ist räumlich segmentiert in Nachfrageorte i ($i = 1, \dots, m$) und wird bedient von den Angebotsstandorten j ($j = 1, \dots, n$). Die Grundlage des mikroökonomisch und verhaltenswissenschaftlich fundierten Modells bildet eine multiplikative *Nutzenfunktion* mit zwei erklärenden Variablen der Einkaufsstättenwahl (Huff, 1962; Huff/Batsell 1975):

$$U_{ij} = A_j^\gamma d_{ij}^{-\lambda} \quad (1)$$

Der Nutzen des Angebotsstandortes j für die Nachfrager im Teilbereich i des Marktgebietes, U_{ij} , setzt sich aus der *Attraktivität* des Angebotsstandortes, A_j , und den *Transportkosten* zwischen i und j , d_{ij} , zusammen. Die „Attraktivität“ von Standorten wird anhand ihrer Größe operationalisiert (z.B. Verkaufsfläche von Einzelhandelsstandorten): Da *unvollständige Information* angenommen wird, können die Nachfrager niemals genau wissen, ob sie die von ihnen nachgefragten Güter auch tatsächlich am jeweiligen Angebotsstandort bekommen. Je größer der Standort ist, desto höher ist aber die Wahrscheinlichkeit eines „erfolgreichen“ Einkaufs. Gleichzeitig steigen mit der Größe der Standorte aber auch die *Such- und Entscheidungskosten* der Nachfrager, weswegen der Nutzen nicht proportional, sondern degressiv mit der Größe steigt (*Abnehmender Grenznutzen*, daher: $0 < \gamma < 1$). Die Wirkung der Transportkosten – i.d.R. dargestellt in Form von Fahrtzeit – ist überlinear negativ ($|\lambda| > 1$), was die *Opportunitätskosten* der Raumüberwindung (z.B. Einkaufsfahrt) und die damit verbundene überproportionale Wahrnehmung der Wegezeit ausdrückt (Huff, 1962).

Die konsumentenseitige Entscheidung für den Angebotsstandort wird im Sinne des Wahlaxioms von Luce (1959) als probabilistisch angesehen, d.h. die „Zuordnung“ des Nachfrageortes i zu einem Angebotsstandort j wird in Form einer Wahrscheinlichkeit ermittelt, die von der Ausprägung des Nutzens abhängt. Diese *Auswahl- oder Interaktionswahrscheinlichkeit*, p_{ij} , ist der Quotient des Nutzens der Alternative j für die Nachfrager aus Ort i und der Summe der Nutzen aller n Angebotsstandorte (Huff, 1962):

$$p_{ij} = \frac{U_{ij}}{\sum_{j=1}^n U_{ij}} = \frac{A_j^\gamma d_{ij}^{-\lambda}}{\sum_{j=1}^n A_j^\gamma d_{ij}^{-\lambda}} \quad (2)$$

Die Basis einer Huff-Modellrechnung ist eine *Interaktionsmatrix* mit $m \cdot n$ Einträgen. Die ermittelten Wahrscheinlichkeiten lassen sich auch als *lokale Marktanteile* interpretieren, wobei gilt: 1.) $0 < p_{ij} < 1$ und 2.) $\sum p_{ij} = 1$. Es gibt demnach keine Überhänge oder Defizite des Angebots und alle Kunden bzw. die gesamte Kaufkraft werden auf die Angebotsstandorte verteilt; das Modell beschreibt also einen Zustand im (*Konsumenten-*)*Gleichgewicht* (Güssefeldt, 2002; Huff/Batsell, 1975).

Werden die lokalen Marktanteile mit dem Nachfragepotenzial im Ort i (z.B. Kundenzahl, Kaufkraft), C_i , multipliziert, ergeben sich die zu erwartenden Kunden- oder Kaufkraftströme von i nach j , E_{ij} :

$$E_{ij} = p_{ij} C_i \quad (3)$$

Das gesamte Marktgebiet eines Angebotsstandortes j , T_j , entspricht der Summe der Kunden- bzw. Kaufkraftzuflüsse aus allen m Nachfrageorten (Huff, 1964):

$$T_j = \sum_{i=1}^m E_{ij} \quad (4)$$

3.2 Anpassung des Modells an Echtdate

Aufgrund der exponentiellen Gewichtungsvorschrift haben die Parameter γ und λ einen sehr großen Einfluss auf das Modellergebnis: Die Aussagekraft des Modells wird durch die Exponenten entscheidend bestimmt (Löffler, 1998). Im ursprünglichen Huff-Modell wurde die Größengewichtung zunächst unbeachtet gelassen ($\gamma = 1$) und der Gewichtungsparameter der Fahrtzeit, λ , anhand von empirisch erhobenen Marktgebieten (Haushaltsbefragung zur Einkaufsorientierung) branchenspezifisch durch einen iterativen Schätzalgorithmus ermittelt (Huff, 1962). Abgesehen von einer Potenzfunktion sind aber auch andere Typen nicht-linearer Gewichtungsfunktionen denkbar, z.B. eine Exponentialfunktion oder eine Sigmoid-Funktion. Der Parameter λ lässt sich in jedem Fall ebenso mittels (linearer und nicht-linearer) Regressionsanalyse schätzen, wenn empirische Marktgebiete einzelner Betriebe erfasst wurden (Kanhäuser, 2007).

Durch eine mehrstufige Transformation ist es außerdem möglich, Formel (2) zu linearisieren und somit in ein ökonometrisches Modell umzuwandeln, das empirisch durch lineare Regression parametrisiert werden kann (Nakanishi/Cooper, 1974). Die Anwendung dieses Ansatzes erfordert eine empirische Erfassung der Kunden- bzw. Kaufkraftströme, p_{ij} , sowie der erklärenden Variablen. Es ist dann nicht nur möglich, die Parameter der erklärenden Variablen Größe und Fahrtzeit empirisch zu schätzen und einem Signifikanztest zu unterziehen, sondern auch das Modell um andere erklärende Variablen zu erweitern (z.B. Baviera-Puig et al., 2016; Tihi/Oruc, 2012; Suárez-Vega et al., 2015; Wieland, 2015a).

Die repräsentative Erhebung von Einkaufsinteraktionen ist aber aufwendig, so dass empirische Marktgebiete meist nicht vorliegen, was die Anpassung des Modells an Echtdate natürlich erschwert und der o.g. ökonometrische Ansatz nicht anwendbar ist. In den meisten Fällen sind lediglich jährliche Gesamtumsätze oder Gesamtkundenzahlen von Angebotsstandorten (d.h. die Summe aller Kunden-/Kaufkraftzuflüsse, T_j , siehe Formel 4) verfügbar. Daher wurden verschiedene nicht-lineare Optimierungsmethoden entwickelt, um das Modell an diese Gesamtwerte anzupassen (z.B. Baecker-Neuchl/Wagenseil, 2015; De Beule et al., 2014; Güssefeldt, 2002; Klein, 1988; Marinov/Czamanski, 2012; Orpana/Lampinen, 2003; Yingru/Lin, 2012).

Im Folgenden wird ein neu entwickelter Optimierungsalgorithmus für diesen Fall der Anwendung des Huff-Modells diskutiert. Die Grundlage bildet hierbei das Konzept der *lokalen Optimierung der Attraktivität* von Güssefeldt (2002), dessen Ziel es ist, *unvollkommene Märkte* im Huff-Modell abzubilden; diese Optimierung ist zugleich der einzige der genannten Modellansätze, der nicht nur methodisch, sondern auch theoretisch-inhaltlich fundiert ist. Zugleich werden aber auch Aspekte anderer Ansätze aufgegriffen.

4 EIN NEUER OPTIMIERUNGSLGORITHMUS FÜR DAS HUFF-MODELL

4.1 Theoretische Grundlagen und Ablauf

Es wird davon ausgegangen, dass eine bestimmte Anzahl an j Angebotsstandorten ($j = 1, \dots, n$) sowie die zugehörigen Informationen – Größenindikatoren (A_j) und empirisch erfasste Gesamtumsätze (T_j) – vorliegen. Gemäß Huff-Modell hängt der Umsatz (= Output) eines Standortes j (T_j) von seiner Größe (= Input) bzw. „Attraktivität“ (A_j), aber auch dem ökonomischen Verhalten aller seiner Konkurrenten – wozu auch die Standortwahl bzw. die Erreichbarkeit und die (ggf. kontinuierliche) Standortanpassung zählen –, ab.

Nach Güssefeldt (2002) kann die Größenvariable die „wirkliche“ Attraktivität des Angebotsstandortes nicht widerspiegeln, da jeder Mitbewerber seine Produktionsfaktoren unterschiedlich einsetzt und seinen Marktauftritt regelmäßig anpasst (z.B. durch Sortimentsveränderungen, Marketing), ohne dass sich dies in der Größenvariable (z.B. Verkaufsfläche, Anzahl Mitarbeiter) niederschlägt. Gleichzeitig sind auch *sinkende Grenzerträge* (z.B. mit der Größe sinkende *Flächenproduktivität* im Einzelhandel) möglich, die allerdings nicht an jedem Standort gleichermaßen ausgeprägt sein müssen. Jeder Angebotsstandort hat also *seine eigene* Umsatzfunktion. Zwischen dem in der Huff-Modellrechnung erwarteten Umsatz eines Standortes ($T_{j\text{ erw}}$) und dem tatsächlichen, d.h. empirisch ermittelten, Umsatz ($T_{j\text{ emp}}$) bestehen dementsprechend *lokale* (d.h. den individuellen Standort betreffende) Abweichungen, die bei Güssefeldt (2002) minimiert werden sollen. Allerdings sind in diesem Ansatz keine *globalen* Gütekriterien vorgesehen, die die Anpassung des Modells in Bezug auf das *gesamte* Standortsystem evaluieren. Diese müssen allerdings einbezogen werden, wie z.B. in Form des *Mean Absolute Percentage Error* oder *Pseudo-R²* (De Beule et al., 2014).

Nach Güssefeldt (2002) kann die tatsächliche „Attraktivität“ jedes einzelnen Angebotsstandortes j (A_j) als (lineare) Funktion seines Gesamtumsatzes (T_j) beschrieben werden, deren Parameter (Achsenabschnitt a_j , Steigung b_j) allerdings für jeden Standort *individuell* bestimmt werden müssen. Anders als in diesem Ansatz muss diese Funktion aber proportional sein: Die Nutzenfunktion im Huff-Modell ist multiplikativ (Formeln 1 und 2), so dass eine Attraktivität von null gleichermaßen in Marktanteilen und Gesamtumsätzen von null resultieren *muss* ($A_j = 0 \iff T_j = 0$). Die Funktion zum Zusammenhang zwischen A_j und T_j muss demnach eine Funktion durch den Ursprung sein ($a_j = 0$), so dass nur die anbieterindividuelle Steigung (b_j) bestimmt werden muss, um danach die Attraktivität ($A_{j\text{ gesch}}$) aus dem empirischen Umsatz ($T_{j\text{ emp}}$) zu ermitteln:

$$A_{j\text{ gesch}} = b_j T_{j\text{ emp}} \quad (5)$$

Wie bei Güssefeldt (2002) wird die Steigung b_j mit Hilfe des Differenzquotienten bestimmt. Hierzu ist, anders als in diesem genannten Optimierungsansatz, der mehrere Modellrechnungen benötigt, nur die einmalige Berechnung der Gesamtumsätze ($T_{j\text{ erw}}$) mit Hilfe der Formeln (2) bis (4) unter Nutzung der bekannten Größenindikatoren A_j (z.B. Verkaufsfläche) notwendig. Da mit dem Ursprung (0, 0) ein weiterer Koordinatenpunkt bekannt ist ($T_j = 0, A_j = 0$), besteht das notwendige Intervall zur Berechnung von b_j :

$$b_j = \frac{\Delta A_j}{\Delta T_j} = \frac{A_j - A_{j_0}}{T_{j\text{ erw}} - T_{j_0}} = \frac{A_j}{T_{j\text{ erw}}} \quad (6)$$

Da allerdings der Umsatz nicht nur von der Eigenattraktivität, sondern auch von allen konkurrierenden Angebotsstandorten abhängt, muss die Parametrisierung der Umsatzfunktion und die darauf aufbauende Ermittlung der Attraktivitätswerte iterativ erfolgen. Parallel werden sowohl auf der lokalen als auch der globalen Ebene Gütemaße errechnet, wobei vorher Abbruchkriterien definiert werden. Der Ablauf des Algorithmus lässt sich grob wie folgt zusammenfassen (Wieland, 2017):

- (1) Definiere einen Wert für die tolerierte Abweichung zwischen $T_{j\text{ erw}}$ und $T_{j\text{ emp}}$ (tol) sowie eine Distanzgewichtung.
- (2) Berechne die Gesamtumsätze $T_{j\text{ erw}}$ aller n Angebotsstandorte mit den Formeln (2) bis (4)
- (3) Berechne die Abweichung zwischen $T_{j\text{ erw}}$ und $T_{j\text{ emp}}$. Ist diese Abweichung absolut kleiner als tol , ist keine lokale Optimierung notwendig und Schritt 3 wird mit Angebotsstandort $j+1$ wiederholt. Ist die Abweichung größer als tol , gehe zu Schritt 4.
- (4) Berechne die geschätzte Attraktivität von j , $A_{j\text{ gesch}}$, mit den Formeln (5) und (6).

- (5) Setze die neu geschätzte Attraktivität von j , $A_{j \text{ gesch.}}$, in die Huff-Interaktionsmatrix ein und führe Schritt 2 für den nächsten Angebotsstandort, $j+1$, aus.
- (6) Wiederhole die Schritte 2 bis 5 für alle Angebotsstandorte ($j = 1, \dots, n$).
- (7) Berechne ein oder mehrere globale Gütemaße für die Anpassung des Modells an die Echtdata (z.B. $Pseudo-R^2$).
- (8) Wiederhole die Schritte 2 bis 7, bis das definierte Abbruchkriterium (im Hinblick auf eine lokale und/oder globale Anpassung des Modells) erfüllt ist.

4.2 Anwendungsbeispiel: Lebensmittelmärkte in Freiburg

Die Funktionsweise des Optimierungsalgorithmus soll an einem Beispiel demonstriert werden, nämlich der Anpassung des Huff-Modells für die Marktgebiete der Lebensmittelmärkte in der deutschen Stadt Freiburg im Breisgau (rd. 220.000 Einwohner). Im Jahr 2015 wurden in Freiburg 63 Lebensmittelmärkte (32 Super- und Verbrauchermärkte, 27 LM-Discounter und 4 SB-Warenhäuser) mit einer Gesamtverkaufsfläche von 79.093 qm erfasst. Ihre Erreichbarkeit in Metern und PKW-Fahrtzeit (in Minuten) wurde mittels GIS-Netzwerkanalyse in GRASS GIS unter Nutzung von OpenStreetMap-Daten ermittelt (Wieland, 2015b). Abb. 1 gibt einen Überblick zur Standortverteilung der Betriebe sowie zur damit verbundenen kleinräumigen Ausstattungs- und Erreichbarkeitsituation auf der Ebene der 42 Stadtbezirke bzw. 28 Stadtteile Freiburgs.

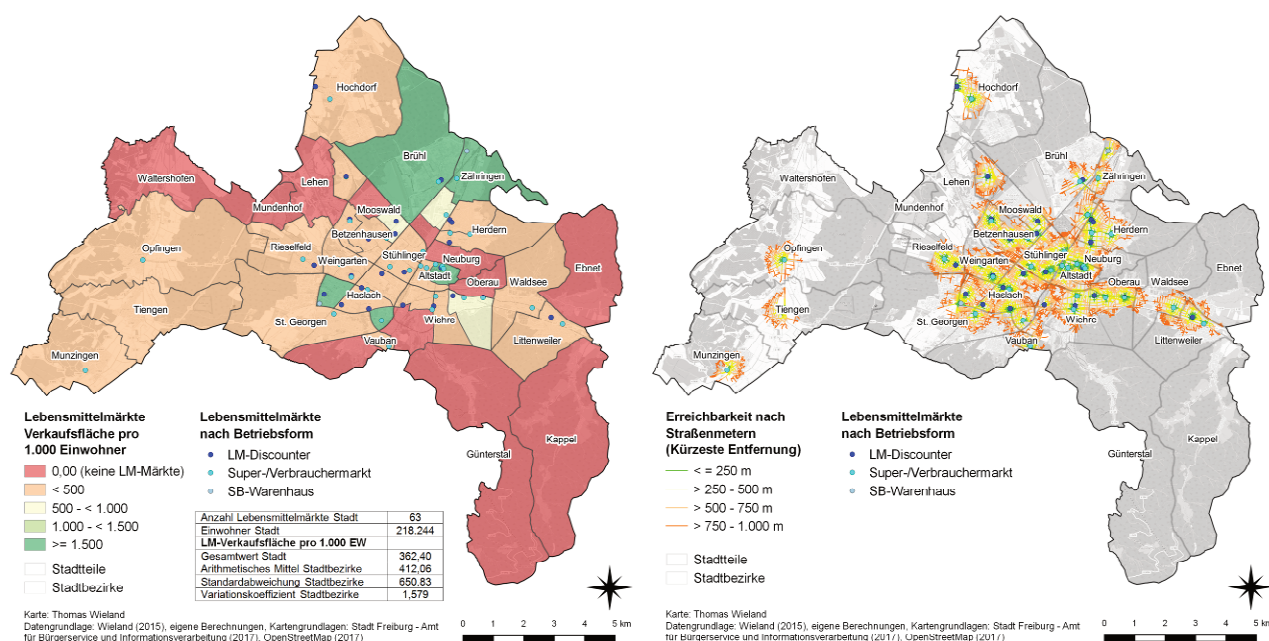


Abb. 1: Lebensmittelmärkte in Freiburg – Standorte, Betriebsformen, Versorgungsgrade und Erreichbarkeit

Ausgehend von betriebsformen- und ketten-spezifischen Flächenproduktivitäten wurden die Umsätze der Märkte geschätzt, die sich auf rd. 377 Mio. € jährlich aufsummieren. Wenn nun eine einfache Huff-Modellrechnung mit den Standard-Gewichtungsparametern ($\gamma = 1$ und $\lambda = 2$) durchgeführt wird, ergeben sich im Vergleich der realen und der im Huff-Modell erwarteten Umsätze mitunter sehr große Abweichungen (Abb. 2, 1.v.l.). Das $Pseudo-R^2$, das die Varianzaufklärung in einem Wertebereich von null bis eins (bzw. 100 %) darstellt, liegt bei 0,513.

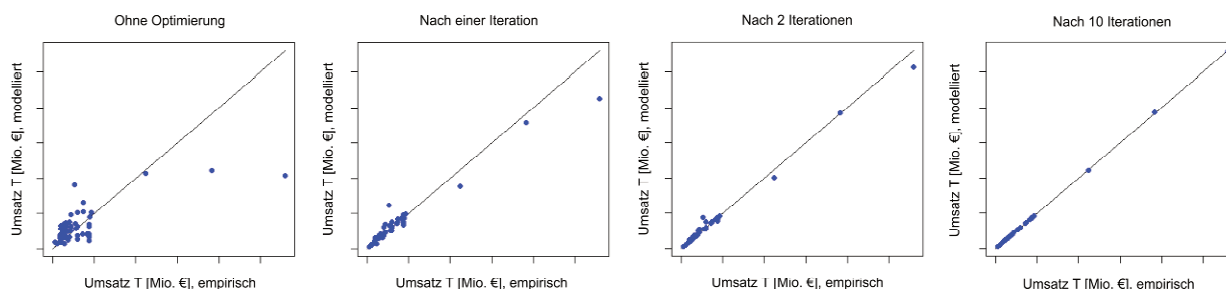


Abb. 2: Schrittweise Anpassung des Huff-Modells

Wird der in Kap. 4.1 besprochene Optimierungsalgorithmus einmalig auf die Interaktionsmatrix angewendet, ist bereits eine deutliche Verbesserung des Anpassungsgüte zu erkennen (Abb. 2, 2.v.l.); das Gütemaß $Pseudo-R^2$ steigt auf 0,933. Nach zwei Iterationen (Abb. 2, 2.v.r.) sind die Abweichungen bereits so stark reduziert, dass der $Pseudo-R^2$ -Wert bei 0,988 liegt. Ab der vierten Iteration liegt das Gütemaß bei über 0,999 und verändert sich nur noch ab der vierten Nachkommastelle. Nach zehn Iterationen (Abb. 2, 1.v.r.) sind die vom Huff-Modell geschätzten Umsätze der Betriebe mit den empirisch ermittelten Werten nahezu identisch.

5 WEITERENTWICKLUNG DES ALGORITHMUS FÜR NORMATIVE PLANUNGSZWECKE

5.1 Übergeordneter Zusammenhang und theoretische Grundlagen

Im Fokus des o.g. Optimierungsalgorithmus steht die Angebotsseite des Huff-Modells in Form der Attraktivitäts- bzw. Größenindikatoren von Standorten, die, ausgehend von der ihnen *real* zufließenden Gesamtnachfrage, iterativ angepasst werden. Daran schließt sich der Grundgedanke an, diesen Algorithmus dahingehend weiterzuentwickeln, dass auch *normative* Aussagen zur *optimalen Größe von Angebotsstandorten* möglich ist, die aus (Ideal-)Annahmen zur Erreichbarkeit und der daraus resultierenden räumlichen Nachfrageverteilung hergeleitet werden. Die Fragestellung wird also dahingehend modifiziert, dass nicht die „echte“ Attraktivität von Standorten als Ergebnis der ihnen zufließenden Nachfrage modelliert wird, sondern die „Größe“, die sie aufweisen *sollen*, um eine bestimmte Gebietsnachfrage zu bedienen.

Um den Sinn und die Funktionsweise des Optimierungsmodells und gleichzeitig die Implementation als Planungsinstrument deutlich zu machen, wird das Konzept anhand des Anwendungsbeispiels der kleinräumigen Gesundheitsversorgung illustriert. In Deutschland wird die Versorgung mit Ärzten durch die *kassenärztliche Bedarfsplanung* gesteuert: Hierbei werden Versorgungskennziffern (Einwohner je Arzt) auf der Ebene von Teilgebieten (z.B. Landkreise) definiert. Die Kennziffern sollen einerseits die *Tragfähigkeit* (Mindestzahl potenzieller Nachfrager) einer Arztpraxis abbilden, andererseits wird daraus die *Zahl freier Arztsitze* berechnet, die für eine Abrechnung mit den Krankenkassen freigegeben werden (KBV, 2013). Die normative Bedarfsplanung macht die Niederlassung also von einer lokal verorteten Nachfrage abhängig.

Die Erreichbarkeit der Einrichtungen spielt in diesem Planungssystem keine Rolle, ist aber in der geographischen Versorgungsforschung in den Vordergrund gerückt (z.B. Augustin et al., 2015). Allerdings ist die Erreichbarkeit des jeweils *nächstgelegenen* Arztes ebenso wenig aussagekräftig wie regionalisierte Versorgungskennziffern: Das Erreichbarkeitsmodell berücksichtigt zwar, dass sich die Nachfrager nicht an administrativen Grenzen orientieren, es wird jedoch implizit unterstellt, dass eine gute Versorgung durch die Nähe zu *einer* Einrichtung hergestellt wird. Wegen der *freien Arztwahl* sind Nachfrager von Arztpraxen aber nicht an einen Standort gebunden: *Persönliche Präferenzen* oder eine mögliche *Mehrfachorientierung* (z.B. Einholen einer Zweitmeinung) machen deutlich, dass das Nachfragerverhalten im Gesundheitssektor *probabilistisch* gesehen werden sollte. Gleichzeitig zeigen die Ergebnisse zum Arztwahlverhalten von Fülöp et al. (2011) eine hohe Distanz- bzw. Fahrtzeitsensibilität der Nachfrager: Der Anteil von Patienten, die jeweils den nächstgelegenen Arzt aufsuchen, liegt bei den meisten Facharztbereichen zwischen 55 und 75 %.

Ebenso wie in der Bedarfsplanung soll hier eine normative Verteilung von Einrichtungen (Ärzte) auf der Grundlage der gebietsspezifischen Nachfrage vorgenommen werden. Allerdings wird diese nicht als lokal verortet (Kunden vor Ort) verstanden, sondern als Ergebnis von räumlichen Interaktionen *zwischen* den Teilgebieten. Hierbei wird ein probabilistisches Auswahlverhalten angenommen, d.h. die Nachfrage wird nicht eindeutig einem Angebotsstandort zugeteilt und es existieren überlappende Marktgebiete. Gleichzeitig wird eine hohe Entfernungssensibilität angenommen, die sich aus dem normativen Anspruch des Modells herleitet: Arztpraxen *sollen*, im Sinne einer Versorgungsplanung, schnell erreicht werden können.

Anstatt der Potenzfunktion im ursprünglichen Huff-Modell können z.B. auch Exponentialfunktionen (Fülöp et al., 2011) oder S-förmige Funktionen (Bauer/Groneberg, 2016) genutzt werden. Hier fällt die Wahl auf die zweite Alternative, da der S-förmige Funktionsverlauf eine relativ strikte Segmentierung der Marktgebiete ermöglicht: Zwar sinkt die Auswahlwahrscheinlichkeit mit steigender Fahrtzeit, jedoch bis zu einer gewissen Grenze nur gering (Hauptmarktgebiet), darüber hinaus beginnt sie in einer Übergangsphase stark zu sinken, bis sie ab einer weiteren Grenze auf sehr niedrigem Niveau bleibt, jedoch niemals gleich null ist. Die – trotz näherer Alternativen vorgenommene – Auswahl eines weit entfernt gelegenen Arztes (z.B. wegen persönlicher Motive) ist im Modell also *möglich*, jedoch *unwahrscheinlich* bzw. *selten*.

5.2 Ablauf des Optimierungsalgorithmus

Die Sensibilität der Nachfrager im Hinblick auf die Erreichbarkeit der Anbieter muss normativ anhand von zumutbaren Erreichbarkeitsgrenzen definiert werden. Dies wird durch die Konstruktion einer logistischen Wachstumsfunktion mit S-förmigem Verlauf zur Gewichtung der Fahrtzeit erreicht:

$$y = \frac{Y}{1 + e^{-a+bx}} \quad (7)$$

Die von der Distanz oder Fahrtzeit, x , abhängige Auswahlwahrscheinlichkeit ist die abhängige Variable in der Funktion, y . Da Wahrscheinlichkeiten bzw. Marktanteile auf den Wertebereich zwischen null und eins beschränkt sind, ist das Maximum bzw. die Sättigungsgrenze, Y , bekannt: $Y = 1$ (bzw. 100 %). Daher lässt sich die Sigmoid-Funktion zwecks Parametrisierung linear darstellen:

$$\ln\left(\frac{Y-y}{y}\right) = a + bx \quad (8)$$

Die strikten, aber eben nicht „trennscharfen“, Erreichbarkeitsgrenzen werden in diesem Beispiel wie folgt definiert: 1) Die Arztbesuche spielen sich *im Wesentlichen* innerhalb einer Wegezeit von *10 Minuten* ab. 2) Eine Wegezeit von *20 Minuten* ist die Obergrenze, ab der nur noch *seltene* bzw. irreguläre Konsultationen stattfinden. Der erste Parameter wird daher auf $a = -10$ gesetzt, d.h. die Auswahlwahrscheinlichkeit fällt ab dieser Zeitgrenze deutlich ab. Der Parameter b berechnet sich aus dem bereits definierten Parameter a und einem Koordinatenpunkt, der aus den genannten Annahmen resultiert (Die Auswahlwahrscheinlichkeit soll bei einer Fahrtzeit von 20 Minuten nur noch bei 1 % bzw. 0,01 liegen):

$$b = \frac{\ln(y) - a}{x} = \frac{\ln(0,01) - 10}{20} \approx -0,7302 \quad (9)$$

Anhand dieser Annahmen zur Erreichbarkeitssensibilität wird nun zunächst mit den Huff-Formeln (2) bis (4) geschätzt, wie sich die Nachfrage aus den Nachfrageorten ($i = 1, \dots, m$) auf die Angebotsstandorte ($j = 1, \dots, n$) verteilt, wenn *ausschließlich* die Erreichbarkeit maßgeblich ist; der Attraktivitätsindikator ist hierbei zunächst konstant ($A_1 = A_2 = \dots = A_n$), hat also keine Auswirkungen. Um die Modellierung realistischer zu machen, ist auch eine innerörtliche Mindestfahrtzeit (z.B. 5 Minuten) sinnvoll. Für alle n Angebotsstandorte wird also die ihnen unter den genannten Bedingungen zufließende Gesamtnachfrage T_j berechnet.

Im nächsten Schritt werden die Angebotsstandorte absteigend nach der Größe von T_j geordnet, so dass der Standort mit der höchsten Nachfrage als erstes bearbeitet wird. Die Definition der Tragfähigkeitsgrenze einer Einrichtung, V , kann in diesem Beispiel (Arztpraxen) anhand der Kennziffern der Bedarfsplanung ermittelt werden. Im Fall von Hausärzten werden z.B. 1.671 Einwohner angesetzt (KBV, 2013), d.h. eine Gebietsnachfrage von 3.342 Personen würde exakt zwei Hausarztpraxen „tragen“. Die optimale Größe des Angebotsstandortes, $A_{j\ opt}$, berechnet sich nun aus dem Quotienten der zu erwartenden Nachfrage in Ort j , T_j , und der Mindestnachfrage V . Im – meist realistischen – Fall einer diskreten Größe erfolgt eine Rundung:

$$A_{j\ opt} \approx \frac{T_j}{V} \quad (10)$$

Dieser optimierte Attraktivitätsindikator für den ersten Angebotsstandort j , $A_{j\ opt}$, wird nun wieder in die Huff-Interaktionsmatrix eingesetzt. Die Berechnung beginnt wieder von vorne mit dem nächsten Standort $j+1$, wobei ein Teil der Gesamtnachfrage bereits an den ersten behandelten Angebotsstandort j gebunden ist und die übrige Nachfrage auf die weiteren $n-1$ Standorte verteilt wird, sofern dort 1) die Mindestnachfrage gegeben ist und 2) die absolute Gesamtzahl der zu verteilenden Einrichtungen noch nicht erreicht ist. Um sicherzustellen, dass das Gesamtgebiet nicht unterversorgt ist, kann auch nach der Optimierung jedes einzelnen Standortes eine Prüfung erfolgen, ob die maximale Anzahl der Anbieter (d.h. die Summe aller einzelnen Attraktivitätswerte) bereits erreicht ist; wenn dies nicht der Fall ist, kann das betreffende Teilgebiet auch trotz einer geringeren Gebietsnachfrage mit zumindest einer Einrichtung ausgestattet werden.

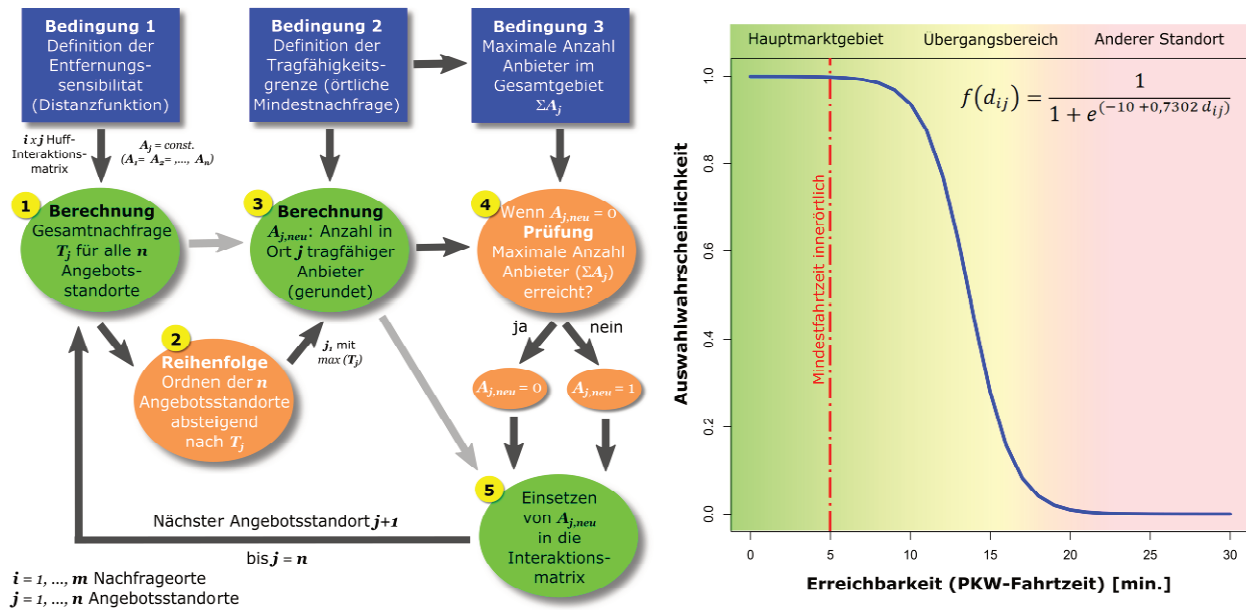


Abb. 3: Algorithmus zur optimalen Standortverteilung und Distanzgewichtung

Das Ergebnis des Algorithmus (Abb. 3, links) ist eine optimale Standortverteilung einzelner Einrichtungen, wobei gleichzeitig gewährleistet wird, dass das Gesamtgebiet nicht über- oder unterversorgt ist und – unter Berücksichtigung einer realen Siedlungsstruktur (z.B. Ortsteile, Stadtbezirke) – Erreichbarkeitsgrenzen eingehalten werden, was durch die S-förmige Distanzfunktion (Abb. 3, rechts) gewährleistet wird.

5.3 Anwendungsbeispiel: Standortverteilung von Kinder- und Jugendärzten in Freiburg

Der skizzierte Algorithmus zur optimierten Standortverteilung soll wiederum am regionalen Fallbeispiel der Stadt Freiburg dargestellt werden, und zwar im Hinblick auf die kleinräumige Versorgung mit Kinderärzten. Für den Stadtkreis Freiburg ist eine Versorgungskennziffer von 2.405 Einwohnern unter 18 Jahren je Facharzt für Kinder- und Jugendmedizin vorgesehen, was in Anbetracht der Einwohnerzahl eine Ausstattung mit 15 Kinderärzten bedeuten würde. Real sind allerdings 21 Kinderärzte in Freiburg angesiedelt, was nach Maßgabe der Bedarfsplanung eine Überversorgung bedeutet (KVBW, 2017). Abbildung 4 zeigt die aktuellen Bedarfs- und Versorgungsstrukturen im Hinblick auf die Kinderärzte in Freiburg (Stand: Mai 2017).

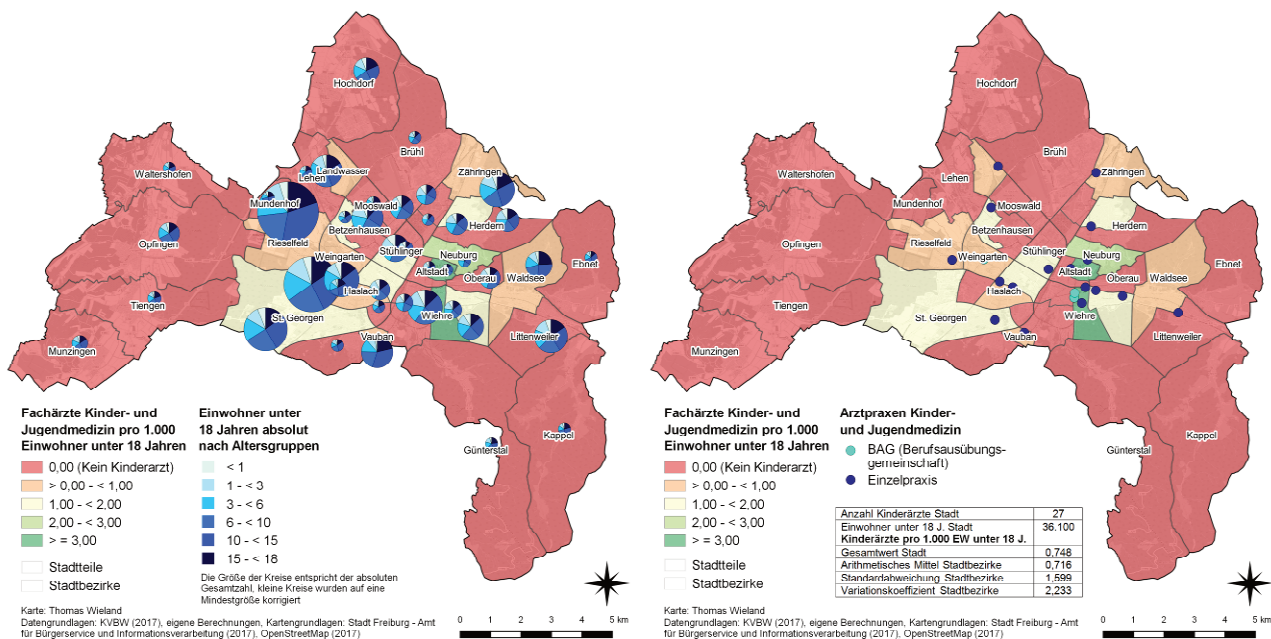
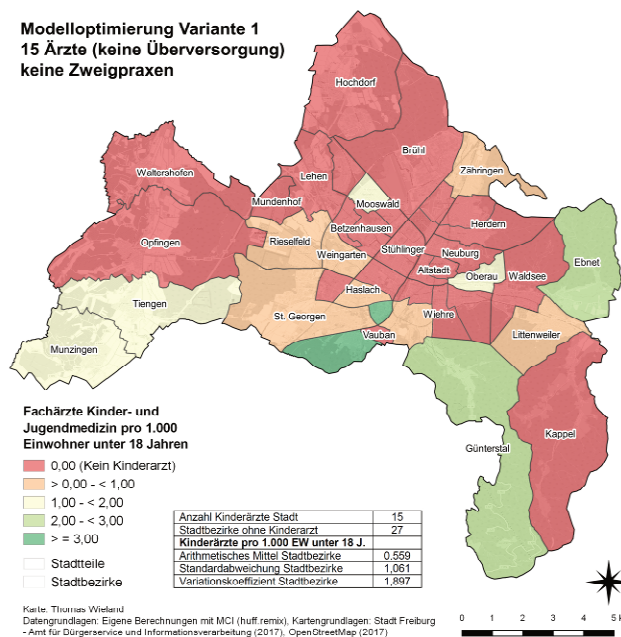
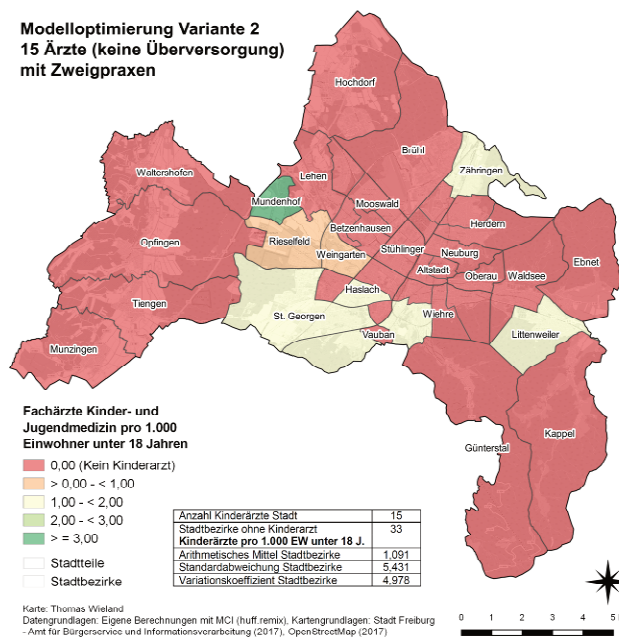


Abb. 4: Kinderärzte in Freiburg – Bedarf, Standorte, Praxistypen und Versorgungsgrade

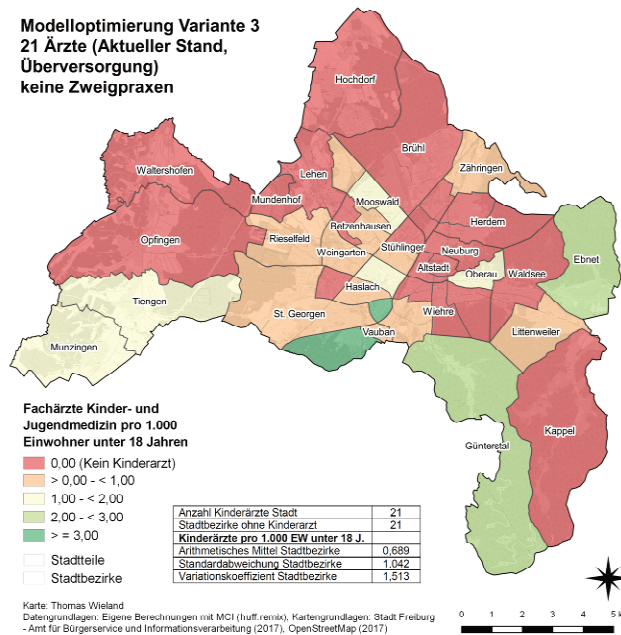
Modelloptimierung Variante 1
15 Ärzte (keine Überversorgung)
keine Zweigpraxen



Modelloptimierung Variante 2
15 Ärzte (keine Überversorgung)
mit Zweigpraxen



Modelloptimierung Variante 3
21 Ärzte (Aktueller Stand, Überversorgung)
keine Zweigpraxen



Modelloptimierung Variante 4
21 Ärzte (Aktueller Stand, Überversorgung)
mit Zweigpraxen

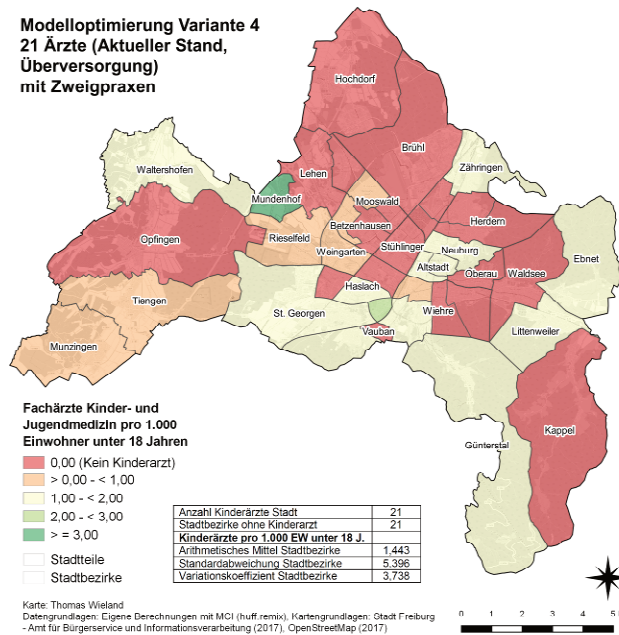


Abb. 5: Optimierte Standortverteilung von Kinderärzten in Freiburg – 4 Varianten

Es wurden vier Varianten der Standortoptimierung für die Freiburger Kinderärzte berechnet (Abb. 5), wobei die räumliche Aggregationsebene die 42 Stadtbezirke sind. Die Erreichbarkeit zwischen den Stadtbezirken wurde als PKW-Fahrtzeit operationalisiert und in R mit Hilfe des Pakets *osrm* (Giraud, 2016) ermittelt, das über eine Programmierschnittstelle auf den *OpenStreetMap*-basierten Routendienst *OSRM (Open Source Routing Machine)* zugreift. Die Stadtbezirke sind hierbei sowohl Nachfrageorte als auch Angebotsstandorte. Als Mindestfahrtzeit wurden fünf Minuten angenommen. Die Varianten 1 und 2 enthalten eine Optimierung auf der Grundlage der in der Bedarfsplanung vorgesehenen 15 Ärzte, in den Varianten 3 und 4 wurden die realen Arztzahlen (21 Ärzte) genutzt, jeweils einmal unter der Bedingung „voller“ Arztpraxen und einmal unter der Bedingung, dass Zweigpraxen bzw. geteilte Arztsitze an unterschiedlichen Standorten (0,5 Ärzte) möglich sind.

Vergleicht man die optimierten mit den realen Standortstrukturen – kartografisch sowie anhand der Streuungsindikatoren (Standardabweichung, Variationskoeffizient; jeweils auf den Karten verzeichnet) –, so zeigen sich große Unterschiede: Offensichtlich müssen unter Optimalbedingungen auch die westlichen und östlichen Stadtbezirke zumindest teilweise versorgt werden. Werden die 15 vorgesehenen Kinderärzte in diesem Sinne verteilt, sinkt der Variationskoeffizient der Versorgungsgrade (Kinderärzte pro 1.000 Einwohner unter 18 Jahren) von aktuell 2,233 auf 1,897. Die geringste Streuung der Versorgungsgrade und

zugleich die (mit) geringste Zahl an Stadtbezirken ohne kinderärztliche Versorgung wird dann erreicht, wenn die aktuell bestehenden 21 Kinderärzte neu verteilt werden (Abb. 5, links unten). Die Teilung der Arztstühle bzw. Praxen, die in der Realität durchaus möglich ist und auch vom System der Bedarfsplanung akzeptiert wird, führt aber entgegen der Erwartungen *nicht* zu einer geringeren Streuung der Versorgungsgrade, wie an den hohen Variationskoeffizienten (4,978 bzw. 3,738) zu sehen ist (Abb. 5, rechts oben und unten).

6 SCHLUSSFOLGERUNGEN

Es wurde gezeigt, wie das in der Handelsforschung populäre Marktgebietsmodell von Huff mit Hilfe eines Optimierungsalgorithmus iterativ an Echtdateien angepasst werden kann. Die Anpassung zeigt sich als sehr gut, wobei eine Schwachstelle darin liegt, dass der Gewichtungssparameter der Distanz bzw. Fahrzeit (λ) vorgegeben werden muss. Um Distanzfunktionen empirisch zu schätzen, auch wenn keine repräsentativen Haushaltsbefragungen zum Einkaufsverhalten, sondern nur Gesamtumsätze vorliegen, existieren aber bereits Möglichkeiten (z.B. Klein, 1988), die ggf. vor Anwendung der o.g. Optimierung genutzt werden können.

Der Algorithmus lässt sich dahingehend modifizieren, dass auch normative Aussagen zur optimalen Größe von Angebotsstandorten möglich sind. Der Einsatz dieses Modells hat dieselbe Funktion wie ein Location-Allocation-Modell (Standortstruktur mit optimaler Versorgung), berücksichtigt aber, wie ein Location-Choice-Modell, probabilistisches Auswahlverhalten der Nachfrager. Das Optimierungskriterium ist hierbei eine Erreichbarkeitsvorgabe. Natürlich wird die Auswahl von z.B. Ärzten nicht nur nach diesem Kriterium getroffen, sondern insbesondere persönliche Motive (z.B. Vertrauen) spielen eine große Rolle, die im Modell nicht als solche vergewandlicht sind. Diese Fälle finden sich aber bereits – indirekt – im Ansatz des probabilistischen Nachfragerverhaltens wieder. Andererseits erscheint die Berücksichtigung individueller Wahlmotive in großräumigen Prozessen der Versorgungsplanung ohnehin schwer realisierbar.

Die Modelle sind in einer Open-Source-Umgebung umgesetzt worden; auch die zusätzlichen Analyseschritte (z.B. Berechnung von Fahrzeiten) sind, wie im vorliegenden Beispiel, mit freier Software möglich. Die Anwendungen sind prinzipiell auf alle Formen anbieterbasierter Dienstleistungen übertragbar. Grundsätzlich empfiehlt sich aus Gründen der inhaltlichen Plausibilität aber immer ein Vergleich mehrerer Szenarien.

7 LITERATUR

- AUGUSTIN, Jobst/ERASMI, Stefan/REUSCH, Michael/AUGUSTIN, Matthias: Methoden zur Analyse der regionalen dermatologischen Versorgung am Beispiel Hamburgs. In: Journal der Deutschen Dermatologischen Gesellschaft, Bd. 13, Nr. 7, S. 661-673. 2015.
- BAECKER-NEUHL, Simone/WAGENSEIL, Hendrik: Das Ganze sehen: räumliche Analysen zur Ermittlung des Zusammenhangs zwischen Umsatz- und Nachfragepotenzial. In: GANSSEER, Oliver A./KROL, Bianca (Hrsg.): Markt- und Absatzprognosen : Modelle, Methoden, Anwendung. S. 263-281. Wiesbaden, 2015.
- BAUER, Jan/GRONEBERG, David: Measuring Spatial Accessibility of Health Care Providers – Introduction of a Variable Distance Decay Function within the Floating Catchment Area (FCA) Method. In: PLoS One, Bd. 11, Nr. 7, e0159148. 2016.
- BAVIERA-PUIG, Amparo/BUITRAGO-VERA, Juan/ESCRIBA-PEREZ, Carmen: Geomarketing models in supermarket location strategies. In: Journal of Business Economics and Management, Bd. 17, Nr. 6, S. 1205-1221. 2016.
- BERMAN, Barry R./EVANS, Joel R.: Retail management: a strategic approach. 12. Auflage. Boston, 2013.
- DE BEULE, Matthias/VAN DEN POEL, Dirk/VAN DE WEGHE, Nico: An extended Huff-model for robustly benchmarking and predicting retail network performance. In: Applied Geography, Bd. 46, Nr. 1, S. 80-89. 2014.
- DOMSCHKE, Wolfgang/DREXL, Andreas/KLEIN, Robert/SCHOLL, Armin: Einführung in Operations Research. 9., überarbeitete und verbesserte Auflage. Berlin (u.a.), 2015.
- FÜLOP, Gerhard/KOPETSCH, Thomas/SCHÖPE, Pascal: Catchment areas of medical practices and the role played by geographical distance in the patient's choice of doctor. In: The Annals of Regional Science, Bd. 46, Nr. 3, S. 691-706. 2011.
- GIRAUD, Timothée: osrm: Interface Between R and the OpenStreetMap-Based Routing Service OSRM. R package version 3.0.0. <https://CRAN.R-project.org/package=osrm>. 2016.
- GÜSSEFELDT, Jörg: Zur Modellierung von räumlichen Kaufkraftströmen in unvollkommenen Märkten. In: Erdkunde, Bd. 56, Nr. 4, S. 351-370. 2002.
- HAASE, Knut/HOPPE, Mirko: Standortplanung unter Wettbewerb. Teil 1: Grundlagen. Diskussionsbeiträge aus dem Institut für Wirtschaft und Verkehr, Bd. 2/2008. Dresden, 2008.
- HUFF, David/BATSELL, Richard: Conceptual and operational problems with market share models of consumer spatial behaviour. In: Advances in Consumer Research, Bd. 2, Nr. 1, S. 165-172. 1975.
- HUFF, David: A Probabilistic Analysis of Shopping Center Trade Areas. In: Land Economics, Bd. 39, Nr. 1, S. 81-90. 1963.
- HUFF, David: Defining and Estimating a Trading Area. In: Journal of Marketing, Bd. 28, Nr. 3, S. 34-38. 1964.
- HUFF, David: Determination of Intra-Urban Retail Trade Areas. Los Angeles, 1962.
- KANHÄUSSER, Christian: Modellierung und Prognose von Marktgebieten am Beispiel des Möbeleinzelhandels. In: KLEIN, Ralf/RAUH, Jürgen (Hrsg.): Analysemethodik und Modellierung in der geographischen Handelsforschung. Geographische Handelsforschung, Bd. 13. S. 75-110. Passau, 2007.
- KBV [=KASSENÄRZTLICHE BUNDESVEREINIGUNG]: Die neue Bedarfsplanung. Berlin, 2013.



- KLEIN, Ralf: Der Lebensmittel-Einzelhandel im Raum Verden – Räumliches Einkaufsverhalten unter sich wandelnden Rahmenbedingungen. Flensburger Arbeitspapiere zur Landeskunde und Raumordnung, Bd. 6. Flensburg, 1988.
- KVBW [= KASSENÄRZTLICHE VEREINIGUNG BADEN-WÜRTTEMBERG]: Stand der Bedarfsplanung, 15. Februar 2017.
- LÖFFLER, Günter: Market areas – a methodological reflection on their boundaries. In: *GeoJournal*, Bd. 45, Nr. 4, S. 265-272. 1998.
- LUCE, Robert D.: *Individual choice behavior: a theoretical analysis*. New York, 1959.
- MARINOV, Maria/CZAMANSKI, Daniel: Normative issues in the organization of modern retailers in Israel. In: *GeoJournal*, Bd. 77, Nr. 3, S. 383-398. 2012.
- NAKANISHI, Masao/COOPER, Lee G.: Parameter Estimation for a Multiplicative Competitive Interaction Model – Least Squares Approach. In: *Journal of Marketing Research*, Bd. 11, Nr. 3, S. 303-311. 1974.
- ORPANA, Tommi/LAMPINEN, Jouko: Building spatial choice models from aggregate data. In: *Journal of Regional Science*, Bd. 43, Nr. 2, S. 319-347. 2003.
- R CORE TEAM: *R: A Language and Environment for Statistical Computing*. Wien, 2016. <https://www.R-project.org/>.
- RODRIGUE, Jean-Paul/COMTOIS, Claude/SLACK, Brian: *The Geography of Transport Systems*. New York, 2006.
- SUÁREZ-VEGA, Rafael/GUTIÉRREZ-ACUNA, José L./RODRÍGUEZ-DÍAZ, Manuel: Locating a supermarket using a locally calibrated Huff model. In: *International Journal of Geographical Information Science*, Bd. 29, Nr. 2. 2015.
- TIHI, Boris/ORUC, Nermin: Competitive Location Assessment – the MCI Approach. In: *South East European Journal of Economics and Business*, Bd. 7, Nr. 2, S. 35-49. 2012.
- WIELAND, Thomas: Market Area Analysis for Retail and Service Locations with MCI. In: *The R Journal*, Bd. 9, Nr. 1, S. 298-323. 2017.
- WIELAND, Thomas: Räumliches Einkaufsverhalten und Standortpolitik im Einzelhandel unter Berücksichtigung von Agglomerationseffekten. Theoretische Erklärungsansätze, modellanalytische Zugänge und eine empirisch-ökonomische Marktgebietsanalyse anhand eines Fallbeispiels aus dem ländlichen Raum Ostwestfalens/Südniedersachsens. *Geographische Handelsforschung*, Bd. 23. Mannheim, 2015a.
- WIELAND, Thomas: Nahversorgung im Kontext raumökonomischer Entwicklungen im Lebensmitteleinzelhandel. Konzeption und Durchführung einer GIS-gestützten Analyse der Strukturen des Lebensmitteleinzelhandels und der Nahversorgung in Freiburg im Breisgau. Projektbericht. Göttingen, 2015b.
- WOLF, Michael: Anforderungen an Einzelhandelsgutachten. In: KONZE, Heinz/WOLF, Michael (Hrsg.): *Einzelhandel in Nordrhein-Westfalen planvoll steuern! Arbeitsberichte der ARL*, Bd. 2, S. 114-134. Hannover, 2012.
- YINGRU, Li/LIN, Liu: Assessing the impact of retail location on store performance: A comparison of Wal-Mart and Kmart stores in Cincinnati. In: *Applied Geography*, Bd. 32, Nr. 2, S. 591-600. 2012.