



Simulation von Flächenverbrauch im Ruhrgebiet bis 2025 – Eine Gegenüberstellung von „bottom-up“ und „top-down“ Modellen auf der Basis von Satellitendaten

ANDREAS RIENOW, ROLAND GOETZKE, JANA HOYMANN & GUNTER MENZ, Bonn

Keywords: Zellulärer Automat, SLEUTH, Support Vector Machines (SVM), Land Use Scanner, Ruhrgebiet

Zusammenfassung: In Deutschland wird Land intensiv genutzt. Insbesondere die Zunahme von Siedlungs- und Verkehrsflächen (SuV) und die daraus resultierenden ökologischen Probleme wie Landschaftszerschneidung und Flächenversiegelung stellen trotz rückläufiger Zuwachsraten in den letzten Jahren eine große Herausforderung dar. Die Neuinanspruchnahme von Flächen für Siedlung und Verkehr ist seit der Jahrtausendwende von gut 120 ha pro Tag auf 74 ha pro Tag zurückgegangen, liegt aber noch deutlich über dem Ziel der Nachhaltigkeitsstrategie der Bundesregierung von 30 ha pro Tag im Jahr 2020. Aktuell nimmt die Bautätigkeit wieder zu; 2013 wurde der höchste Wert an erteilten Baugenehmigungen der letzten zehn Jahre erreicht (DESTATIS 2015). Auch in demografisch und ökonomisch schrumpfenden Regionen wie dem Ruhrgebiet ist nach wie vor eine Ausweitung von SuV zu beobachten. Die Fernerkundung bietet ein Spektrum an Möglichkeiten, die Veränderung von SuV räumlich detailliert zu beobachten und zu quantifizieren. Ein solches Monitoring der aktuellen und vergangenen Siedlungsentwicklung ist ein wichtiger Grundstein, um Aussagen über zukünftige Entwicklungen auf Basis von Modellberechnungen abzuleiten. In dieser methodisch ausgerichteten Studie werden zwei integrierte Landnutzungsmodelle vorgestellt, die auf Basis von Fernerkundungsdaten und angereichert mit zahlreichen demographischen, sozioökonomischen und geophysikalischen Parametern, den Landnutzungswandel im Ruhrgebiet bis zum Jahr 2025 simulieren. Der erste Modellverbund basiert auf dem Zellulären Automaten (CA) SLEUTH, der die zukünftige Entwicklung von zweidimensionalen Stadtmorphologien auf Basis von historischen Landnutzungsdaten simuliert. Zur Verbesserung der Performanz wird SLEUTH mit einer Eignungskarte zur Urbanisierung gekoppelt, die mit Support Vector Machines (SVM) generiert wurde. Während es sich bei SLEUTH-SVM um einen klassischen „bottom-up“

Summary: *Simulation of Urban Growth in the Ruhr for 2025 – A Case Study comparing “bottom-up” and “top-down” Modelling Approaches based on Satellite Data.* In Germany land is used intensively. Especially the ongoing growth of settlement and transport areas and the resulting ecological problems concerning landscape fragmentation and soil sealing are still challenges in terms of a sustainable development in Germany. The growth rates could be reduced in the last decade from approximately 120 ha per day to 74 ha per day, but it is still well above the sustainability goal of the German federal government of 30 ha per day in 2020. Currently the construction activity is increasing: in 2013 the building permissions have reached their highest number since ten years (DESTATIS 2015). Even in shrinking regions like the old industrialized agglomeration of the Ruhr one can observe an increase of settlement areas and transport infrastructure. Remote sensing offers a broad spectrum of techniques to quantify the spatial dimensions of urban growth. This monitoring of current and historic land-use changes can be a valuable foundation for projections of future development. This study compares two model approaches for the spatially explicit simulation of urban growth. The first model is based on artificial intelligence: the cellular automata (CA) SLEUTH, a well-established urban growth simulation model that is based on four simple but effective growth rules. In order to improve its performance, SLEUTH has been modified by combining it with a robust suitability map created by using support vector machines (SVM). While one can see SLEUTH-SVM as a classic bottom-up approach, the second spatially explicit simulation approach can be characterized as a top-down one. The Land Use Scanner establishes suitability maps for different land-use classes. The demand to be allocated is calculated by the socio-ecological model PANTA RHEI REGIO. The paper presents the modelling results for the Ruhr Area in the year

Ansatz handelt, liegen die Stärken des zweiten Modellansatzes auf der Integration planerischer Festlegungen und der Berücksichtigung der Konkurrenz von Landnutzungsarten. Dieser „top-down“ Modellverbund besteht aus dem Allokationsmodell Land Use Scanner, welches die Raumansprüche aus einem zweiten Modell, dem umweltökonomischen Modell PANTA RHEI REGIO, mit Hilfe von Eignungskarten räumlich zuordnet. Bei der hier vorgestellten Studie werden erste Ergebnisse für das Ruhrgebiet im Jahr 2025 präsentiert – jeweils unter der Annahme, dass bestehende Trends unter gleichen Rahmenbedingungen fortlaufen. Der Beitrag vergleicht beide Modellansätze hinsichtlich der vorhergesagten Quantität und räumlichen Verteilung der Siedlungsentwicklung. Es zeigt sich, dass trotz der unterschiedlichen Modellierungstechniken und zugrundeliegenden Daten sowohl die Größenordnung der Siedlungsentwicklung, als auch deren für 2025 simuliertes generelles Muster sich im Ergebnis deutlich ähneln. Die resultierenden Unterschiede im raumzeitlichen Muster des urbanen Wirkungsgefüges können als stimulierende Unterstützungshilfe der Raumplanung genutzt werden.

2025 – assuming that current land-use trends will continue. We analyse the outcomes in terms of the spatio-temporal urban land-use pattern and quantity in a polycentric region. It turns out that, despite different modelling techniques and underlying data, both the magnitude of settlement development, as well as its simulated general pattern in 2025 is similar in the results. The differences of both model approaches can be used as stimulating decision support for regional spatial planning.

1 Einleitung

Die Zunahme von Siedlungs- und Verkehrsflächen (SuV) und die damit verbundenen ökologischen Probleme wie Landschaftszerstückung oder Flächenversiegelung stellen in Deutschland eine noch nicht gelöste Herausforderung dar. Selbst in schrumpfenden Regionen ist eine flächenhafte Ausweitung von SuV in das städtische Umland hinein (engl.: „urban sprawl“) zu beobachten. Die Landnutzungsmodellierung kann Aufschlüsse über Prozesse, Ursachen und Folgen des Stadtwachstums im sozialen wie ökologischen Bereich geben. Es gibt vielerlei Arten von Modellen zur Simulation von urbanen Landnutzungsänderungen mit unterschiedlichen Anwendungszielen: Einige fokussieren auf die räumlich-explizite Simulation von Mustern, andere auf die Prognose von Wachstumsraten und wieder andere versuchen die Ursache-Wirkung-Beziehungen der Antriebskräfte des Landnutzungswandels nachzuvollziehen. Ausführliche Darstellungen zu bekannten Modellen, Typen und Techniken lassen sich in BATTY (2008), BENENSON & TORRENS

(2004), GOETZKE (2014), und POELMANS & VAN ROMPAEY (2010) finden. Modelle mit dem Ziel der räumlich-expliziten Simulation berechnen das zukünftige städtische Muster häufig auf Basis klassifizierter Satellitendaten. Diese Modelle lassen sich anhand ihrer Modellierungstechniken in „bottom-up“- und „top-down“-Ansätze unterscheiden. Zelluläre Automaten (engl.: „cellular automata“ – CA) sind typische „bottom-up“-Modelle. Sie fassen Städte als Systeme auf und versuchen in ihrem Modellansatz deren Komplexität zu erfassen. Sie fokussieren räumliche Einheiten und modellieren mit Hilfe des räumlichen Ausgangsmusters, von Nachbarschaftsbeziehungen und einfacher Transformationsregeln. Die Gruppe der „top-down“-Modelle bedient sich im Vorfeld statistischer Beziehungen zwischen Landnutzung und Antriebskräften des Landnutzungswandels und verteilt einen global berechneten Bedarf der jeweiligen Landnutzung im Raum. Häufig handelt es sich dabei um Optimierungsmodelle, die über einen iterativen Algorithmus versuchen, einen bestmöglichen Zustand, z. B. im Sinne planerischer Vorgaben, herzustellen. Die vorliegende

Studie stellt einen Vergleich zwischen diesen beiden Modellierungsgruppen hinsichtlich der prognostizierten Quantität und Verortung des Siedlungswachstums an. Als Repräsentant eines „bottom-up“-Modells wird der CA SLEUTH gewählt. Ausschlaggebend ist seine einfache Übertragbarkeit auf verschiedene Kulturräume der Erde. So wurde SLEUTH seit seiner Entwicklung an der University of California in Santa Barbara (USA) 1996 weltweit auf zahlreiche Städte zur Beantwortung stadtstruktureller, ökologischer und anderer Fragestellungen angewendet (CLARKE et al. 1997, GOETZKE 2012, RAFIEE et al. 2009, RIENOW et al. 2014, SILVA & CLARKE 2005, WU et al. 2008). Zur Verbesserung der Performanz und zur Senkung der inhärenten stochastischen Variabilität von SLEUTH wird das Modell mit einer Eignungskarte des Stadtwachstums versehen. Eine solche Karte enthält die Information, wie geeignet jede Zelle eines Rasters für eine bestimmte Landnutzung ist und beeinflusst damit die Wahrscheinlichkeit, mit der ein Modell die Landnutzung dieser Zelle verändert. Hier wird diese Eignungskarte mit einer Methode des Maschinellen Lernens konstruiert, die bisher vor allen Dingen zur Lösung von Klassifikationsproblemen herangezogen worden ist: Support Vector Machines. Das zweite in dieser Studie verwendete Modell ist der Land Use Scanner, ein typisches „top-down“-Modell. Der Land Use Scanner wurde 1997 an der Freien Universität Amsterdam entwickelt und seitdem insbesondere in den Niederlanden bei zahlreichen politikrelevanten Fragestellungen angewendet (KOOMEN et al. 2011, SCHOLTEN et al. 1999, SCHOTTEN et al. 2001). Da es aktuell im Rahmen des BMBF-Verbundprojektes CC-LandStraD („Climate Change – Land Use Strategies, Strategien für ein nachhaltiges Landmanagement in Deutschland“) zur Modellierung einer klimawandelangepassten Siedlungsentwicklung in Deutschland eingesetzt wird, wurde es als geeignetes Vergleichsmodell zu SLEUTH ausgewählt. Anders als SLEUTH berechnet der Land Use Scanner den Siedlungsflächenbedarf nicht selbst, sondern greift auf die Berechnungen ergänzender Prognosemodelle zurück. Zur Projektion des SuV-Bedarfs wurde das umweltökonomische Modell PANTA RHEI REGIO eingesetzt. Auch der

Land Use Scanner benötigt Eignungskarten, um Landnutzungsänderungen zu verteilen. Diese werden mit Hilfe einer logistischen Regression erstellt.

Das Untersuchungsgebiet ist das Ruhrgebiet und der Projektionshorizont das Jahr 2025. Die Region wurde aufgrund ihres hochverdichteten, polyzentrischen Stadtraumes und der vielschichtigen, zum Teil antagonistischen Entwicklungsdynamiken ausgewählt. Die Verwendung der gleichen Landnutzungsdaten war auch nicht möglich, da die hier verwendete Version des SLEUTH-Modells zur Kalibrierung auf mindestens zwei Zeitpunkte mit Referenzdaten aus der Vergangenheit angewiesen ist und daher nicht auf die im Land Use Scanner verwendeten Daten zugreifen konnte, für die keine Zeitreihendaten vorliegen.

Da beide Modelle ursprünglich in einem unterschiedlichen Kontext angewendet wurden, sind sie mit unterschiedlichen Datensätzen zum Status-Quo-Zustand der Landnutzung ausgestattet. Dies wird beim Vergleich der Ergebnisse berücksichtigt, indem nicht die Ergebniskarten unmittelbar miteinander verglichen werden, sondern mit Hilfe von Landschaftsmaßen Indizes erzeugt werden, die Aussagen über Unterschiede und Gemeinsamkeiten in den vom Modell veränderten Raumstrukturen zulassen.

Letztendlich sollen die Ergebnisse dieser Art Modelle zur Entscheidungsunterstützung beitragen. Hierfür benötigen die Entscheider eine gewisse Sicherheit, dass die Ergebnisse der Modelle plausibel sind. In dieser Studie geht es nicht darum, das „beste“ Modell für den Untersuchungsraum auszuwählen, die Sensitivität hinsichtlich einzelner Parameter herauszuarbeiten oder die Validität der Modelle zu demonstrieren. Wenn sehr unterschiedliche Modellierungsansätze trotz Differenzen in Eingangsdaten, Kalibrierungsmethodik und Modellalgorithmus das Siedlungswachstum in ähnlicher Weise darstellen, kann das dazu beitragen, das generelle Vertrauen in diese Modelle zu erhöhen. Dies bedeutet nicht, dass die Wahl eines Modells beliebig ausfallen kann. Der Aufwand, der für die Kalibrierung solcher Modelle betrieben werden muss, ist sehr unterschiedlich und die Erkenntnisse, die während dieses Prozesses über

die Muster und Antriebskräfte von Landnutzungsänderungen gemacht werden können, fallen teilweise sehr verschieden aus. Während SLEUTH prinzipiell einem induktiven Ansatz folgt und Erkenntnisse über Landnutzungsänderungen erst durch die Modellierung entstehen, folgt der Land Use Scanner einem deduktiven Ansatz. Das bedeutet, dass die Gründe und das Ausmaß von Landnutzungsänderungen bereits eingehend studiert worden sein müssen, damit das Modell entsprechende Muster erzeugt.

Hier sollen die Unterschiede in der Methodik der beiden Modelle deutlich gemacht und die Ergebnisse hinsichtlich Umfang und Verortung des Siedlungswachstums verglichen werden.

2 Flächeninanspruchnahme im Ruhrgebiet

Die Abgrenzung des Ruhrgebietes wird oft nicht einheitlich vorgenommen. In dieser Arbeit werden die fünfzehn Kreise und kreisfreien Städte des Regionalverbands Ruhr in

die Analyse einbezogen. Das Ruhrgebiet ist die größte Agglomeration Deutschlands und die fünftgrößte in Europa. Die größten Städte sind in absteigender Reihenfolge Dortmund, Essen, Duisburg und Bochum – alle mit mehr als 350.000 Einwohnern (REGIONALVERBAND RUHR 2011). In der Zeit der Industrialisierung zu einer einzigartigen, polyzentrischen Industrieregion gewachsen, sieht sie sich heute mit den archetypischen Problemen der ‚rostigen‘ Gemeinschaft ehemaliger monostruktureller Städte konfrontiert (COUCH et al. 2005): Abwanderungen, eine alternde Bevölkerung, hohe Arbeitslosigkeit, einsetzender ‚brain drain‘ und wenig Anreize zur Ansiedlung innovativer Unternehmen des Dienstleistungssektors (BLOTEVOGEL 2006, COUCH et al. 2005, DANIELZYK 2006, GRÜBER-TÖPFER et al. 2008, HOYMANN et al. 2012). Diese negativen Eigenschaften kontrastieren mit der physiognomischen Expansion der SuV der Region. Zwischen 1975 und 2005 wurden im Ruhrgebiet mehr als 37.000 ha Fläche neu in Anspruch genommen (RIENOW & STENGER 2014) (Abb. 1). Das urbane Muster ist dispers und die Bevölkerung konzentriert sich mehr und mehr am

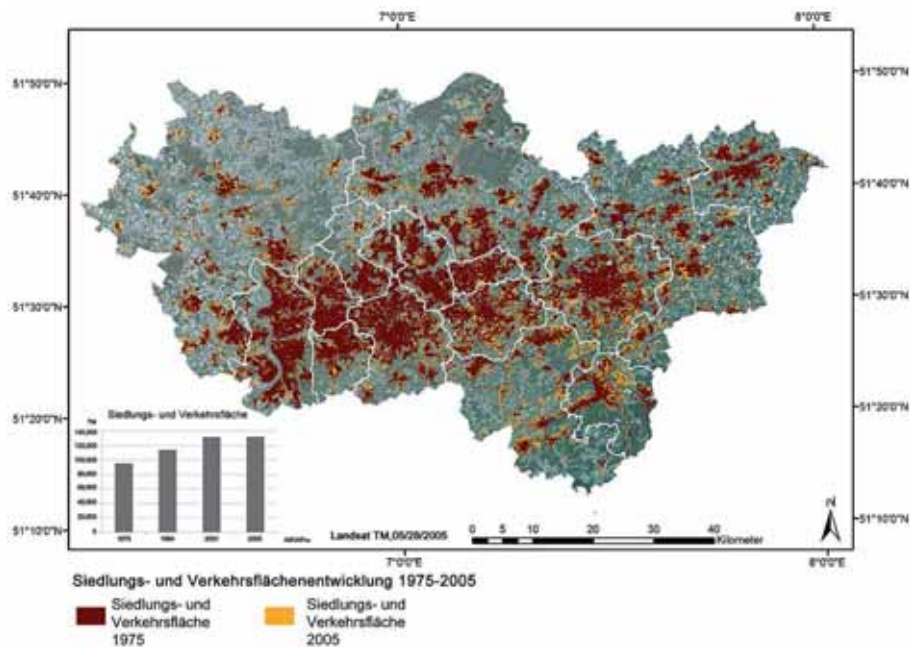


Abb. 1: Stadtwachstum des Ruhrgebietes von 1975–2005 (abgeleitet aus Landsat-Satellitendaten, siehe Kap. 3.1).

Rande des Siedlungskörpers und in den exurbanen Räumen der Klein- und Kleinstädte im Gravitationsfeld der Stadtregion (HOMMEL 1984, SIEDENTOP 2006). Verantwortlich dafür zeichnen viele Gründe. Zu ihnen gehören die Schrumpfung der Haushaltsgrößen, die fiskale Konkurrenz der Kommunen, Planungsroutinen und die Präferenz für aufgelockerte Wohngebiete (HIRSCHLE & SCHÜRT 2008, MIELKE & MÜNTER 2008, SIEDENTOP & FINA 2010). Die Frage, wie die derzeitige demographische und ökonomische Stagnation das zukünftige städtische Muster des Ruhrgebietes beeinflusst, ist komplex und überlagert von strukturellen Transformationsprozessen. Das Phänomen der Perforation des Stadtmusters durch Abrissflächen und Rückbaumaßnahmen, wie es in den neuen Bundesländern schon zu beobachten ist, kann allerdings für die nahe Zukunft noch ausgeschlossen werden (SCHWARZ et al. 2010, SIEDENTOP & FINA 2008, WIECHMANN & PALLAGST 2012).

3 Datenbasis

3.1 *Landnutzungsdaten für das SLEUTH-Modell: Klassifizierte Landsat-Daten*

Die Datenbasis zur Kalibrierung und Validierung des CA SLEUTH wurde im Rahmen des vom Umweltministerium NRW finanzierten Projektes „Visualisierung von Landnutzung und Flächenverbrauch in NRW mittels Satelliten- und Luftbildern“ (NRWPro) erzeugt. Hierfür wurden Landsat-Szenen aus den Jahren 1975 (LANDSAT-MSS, 8.10.1975), 1984 (TM, 25.4.1984), 2001 (ETM+, 5.5.2001) und 2005 (TM, 28.5.2005) geometrisch und radiometrisch korrigiert und mit einem einheitlichen Verfahren klassifiziert (SCHÖTTKER et al. 2003). Das Klassifikationsschema des Projektes beruht auf Entscheidungsbäumen zur Differenzierung der Klassen „Wasser“, „Vegetation“ und „Nicht-Vegetation“ sowie einer überwachten Maximum-Likelihood-Klassifikation (MLK). Als Trainings- und Kontrollpunkte dienten 3.500 in situ Beobachtungen aufgenommen während umfassender Feldbegehungen verteilt im gesamten Landesgebiet von NRW (SCHÖTTKER et al. 2003). Als addi-

tive Referenzdaten wurden ebenfalls Luftbilder und Produkte des Amtlichen Topographisch-Kartographischen Informationssystems (ATKIS) verwendet (SCHÖTTKER et al. 2003). An die MLK schloss sich eine genauere Differenzierung der „Nicht-Vegetation“-Maske an, um unbedeckten Bodenflächen von versiegelten Flächen unterscheiden zu können. Zur regionalen Modellierung des städtischen Wachstums mit SLEUTH genügt bereits die binäre Variante der Datensätze mit einer räumlichen Auflösung von 100 m, die zwischen versiegelten und nicht-versiegelten Flächen unterscheidet. Die Validierung der binären Klassifikation ergab eine Übereinstimmung zwischen 89,1% und 94,2% (GOETZKE et al. 2006). Das Diagramm in Abb. 1 gibt den Umfang der klassifizierten versiegelten SuV-Fläche wieder.

3.2 *Landnutzungsdaten für den Land Use Scanner: Kombination aus DLM-DE und Urban Atlas*

Für die Modellierung mit dem Modell Land Use Scanner wurde eine deutschlandweite Datenbasis verwendet, die aus einer Kombination zweier Datensätze besteht: dem Digitalen Landbedeckungsmodell für Deutschland (DLM-DE) und dem Urban Atlas. Das DLM-DE, das vom Bundesamt für Kartographie und Geodäsie (BKG) für Zwecke des Bundes hergestellt wird, besitzt die Geometrie des ATKIS-Basis-DLM in Kombination mit der Nomenklatur von CORINE Land Cover. Zur Überführung wurden neben RapidEye-Daten der Copernicus Soil Sealing Layer 2009, IMAGE2006-Daten und digitale Orthofotos verwendet (HOVENBITZER et al. 2014). In großen Stadtregionen, und damit auch im Ruhrgebiet, wurde zusätzlich der Urban Atlas (MONTERO et al. 2014) verwendet, da in diesem die innerstädtischen Nutzungsarten ausdifferenzierter als im DLM-DE sind. Eine ähnliche Kombination wird auch in vergleichbaren Anwendungsfällen eingesetzt, um den Informationsgehalt der Daten für die Beantwortung spezifischer Fragestellungen zu erhöhen (BATISTA E SILVA et al. 2013). Die Kombination der Landnutzungsdaten erfolgte in mehreren Schritten. Zunächst wurden die Datensätze

hinsichtlich ihrer Nomenklatur harmonisiert (Tab. 1). Alle SuV aus dem Urban Atlas wurden in das DLM-DE überführt und die vorhandenen Flächen damit überschrieben. Außerhalb der Urban Atlas-Regionen wurden mit Hilfe des ATKIS-Straßennetzes die Verkehrsflächen erweitert. Hierfür wurden die linienhaften ATKIS-Straßenobjekte anhand durchschnittlicher Fahrbahnbreiten in Polygone überführt. Schließlich wurden die Daten auf die in dem Landnutzungsmodell verwen-

deten Rasterzellen von 1 Hektar aggregiert. Im letzten Schritt wurden unterschiedliche Klassenzuordnungen in DLM-DE und Urban Atlas mit Hilfe von ATKIS-Daten korrigiert, beispielsweise Friedhofsflächen im DLM-DE als innerstädtische Grünflächen und im Urban Atlas als Industrie, Gewerbe und Öffentliche Flächen, sowie Veränderungen zwischen dem Ausgangsjahr des Urban Atlas (2006) und dem des DLM-DE (2009) ergänzt.

Tab. 1: Landnutzungsklassen im Land Use Scanner Modell (zur Nomenklatur von DLM-DE/CORINE Land Cover siehe BÜTTNER (2014) und zum Urban Atlas MONTERO et al. (2014)).

Code	Klasse	Entspricht Klasse im Quell-Datensatz (A: DLM-DE/CORINE Land Cover; B: Urban Atlas)	Wird modelliert
Urbane Landnutzungsklassen			
111	Flächen städtischer Prägung	A: 111, 112 B: 11100, 11210, 11220, 11230, 11240	Ja
121	Industrie, Gewerbe und öffentliche Gebäude	A: 121 B: 12100	Ja
131	Verkehrsflächen	A: 122, 123, 124 B: 12210, 12220, 12230, 12300, 12400	Ja
141	Abbauflächen und Deponien	A: 131, 132 B: 13100	Nein
151	Baustellen	A: 133 B: 13300	Ja
152	Städtische Brachen	A: - B: 13400	Ja
161	Städtische Grün- und Erholungsflächen	A: 141, 142 B: 14100, 14200	Ja
Landwirtschaftlich genutzte Flächen			
211	Ackerland	A: 211, 221, 222, 242 B: 20000	Ja
221	Grünland	A: 231, 243 B: 20000	Ja
Forstwirtschaftlich genutzte und natürliche Flächen			
311	Wald	A: 311, 312, 313 B: 30000	Ja
321	Naturnahe Flächen und Offenland	A: 321, 322, 324, 331, 332, 333, 334, 335 B: 20000	Ja
411	Feuchtgebiete	A: 411, 412, 421, 423 B: 20000	Nein
511	Wasserflächen	A: 511, 512, 521, 522, 523 B: 50000	Nein

4 „Bottom-up“ – SLEUTH & Support Vector Machines

4.1 SLEUTH – Ein Zellulärer Automat zur Modellierung von Siedlungswachstum

SLEUTH, auch Clarke Urban Growth Model genannt, ist im Kern ein urbanes Wachstumsmodell und wurde von CLARKE et al. (1997) entwickelt. Es wurde mit dem Landcover Deltatron Model um eine Landnutzungs-komponente erweitert, die hier jedoch nicht zum Einsatz kommt. SLEUTH ist im Gegensatz zum Land Use Scanner ausnahmslos auf Stadtwachstum und lediglich auf den Prozess der Flächenneuanspruchnahme fokussiert. Der Name steht als Akronym für die wichtigsten Inputdaten des Modells: Slope, Land Use, Exclusion, Urban extent, Transportation, Hillshade. Fünf Wachstumskoeffizienten steuern die vier Wachstumsregeln des CA. Hierzu gehören das spontane Wachstum, welches das scheinbar zufällige Entstehen neu-

er Siedlungsflächen simuliert, das Wachstum an neuen Siedlungskernen, das flächenhafte (nach außen gerichtete) Randwachstum und das spezifische straßenbeeinflusste Wachstum (Abb. 2).

Ein Wachstumszyklus repräsentiert ein simuliertes Jahr städtischen Wachstums, in dem die vier Wachstumsregeln aufeinanderfolgend durchgeführt werden. Die passenden Koeffizienten des „bottom-up“-Modells werden während der Kalibrierung induktiv herausgefunden. Hierfür werden alle Parameter im möglichen Wertebereich zwischen 0 und 100 iterativ getestet, bis die optimale Balance zwischen den Parametern gefunden ist. Diese Balance ist dann gefunden, wenn das simulierte Ergebnis in Größe und Form des Siedlungswachstums am besten dem beobachteten Ergebnis im Referenzzeitraum des Modells entspricht. Das Modell wurde hier jeweils mit 100 Monte-Carlo Simulationen durchgeführt. Ein Grenzwert bestimmt anschließend, wie oft eine Zelle als urban ausgewählt werden musste, um final als urban gelten zu können

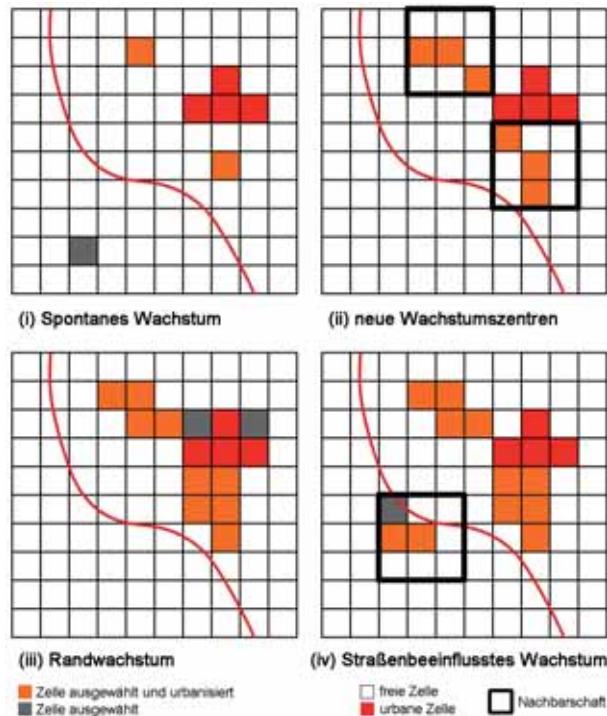


Abb. 2: Wachstumsregeln eines Simulationszyklus von SLEUTH (verändert nach CLARKE et al. 1997).

nen (GOETZKE 2012, RAFIEE et al. 2009, WU et al. 2008). Diese Vorgehensweise schwächt die stochastische Variabilität ab (WEGENER 2011). In dieser Arbeit wird eine modifizierte Version des Modells angewandt, in der das Verfahren der Multiple Resolution Validation (MRV) (PONTIUS et al. 2008) zur Bestimmung der optimalen Kombination der Wachstumskoeffizienten herangezogen wird. Sie hat den Vorteil, dass nur zwei statt fünf Landnutzungskarten zur Kalibrierung eingesetzt werden müssen (GOETZKE 2012).

4.2 Verstärkung von SLEUTH mit Support Vector Machines

Zur weiteren Senkung der stochastischen Variabilität des CA und zur Erhöhung der Simulationsgenauigkeit hinsichtlich der Verortung des simulierten städtischen Wachstums, erhält SLEUTH als zusätzlichen Input eine mit Hilfe von Support Vector Machines (SVM) kreierte Eignungskarte (RIENOW & GOETZKE 2015). SVM basieren auf der Idee des maschinellen Lernens und wurden speziell zur Lösung von Klassifikationsproblemen entwickelt (CORTES & VAPNIK 1995). Einfach ausgedrückt konstruieren SVM als binärer Klassifikator eine optimale Hyperebene zur Aufteilung eines empirischen Merkmalsraumes in zwei Klassen; in diesem Fall „urbanes Wachstum“ und „kein Wachstum“ (VAPNIK 1998, XIE 2006). Die mathematische Formulierung des Optimierungsproblems lautet:

$$\min_{w,b} \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i$$

mit der Randbedingung $y_i((w \cdot x_i) + b) - 1 \geq 0$
für $i = 1, \dots, n$ (1)

mit

x_i = Datenpunkt i im n -dimensionalen Merkmalsraum

y_i = Klassenzugehörigkeit des Pixels i

w = Normalvektor der Hyperebene

b = Verschiebung

C = positive Konstante zur Regulierung von Trainingsfehlern

ξ_i = Schlupfvariable

Der empirische Merkmalsraum wird hier von einem Rasterdatensatz gespannt, der aus räumlichen demographischen, sozioökonomischen und geophysikalischen Antriebskräften von Stadtwachstum besteht. Der Zeitraum orientiert sich hier an dem Ausgangsjahr der Modellierung 1984. Wenn für dieses Jahr keine Daten vorhanden gewesen sind, wurden diejenigen für das nächst heranreichende Jahr genommen (EEA 2006, MIELKE & MÜNTER 2008, SIEDENTOP & FINA 2010, VERBURG et al. 2004a) (Tab. 2).

Zum Training des SVM Klassifikators wurden zufällig jeweils 4.000 Pixel für die Klassen „urbanes Wachstum“ und „kein Wachstum“ aus den Datensätzen von 1984 und 2001 gezogen. Zur Vermeidung von räumlicher Autokorrelation wurde eine Minimumdis-

Tab. 2: Antriebskräfte von Stadtwachstum⁺ im SVM Modell.

Name	Beschreibung
<i>Distanzvariablen</i>	
DistAirport	Kostengewichtete Distanz (CWD) zum nächsten Großflughafen
DistCity	CWD zur nächsten Stadt > 25.000 EW.
DistHighway	CWD zur nächsten Autobahnausfahrt
DistRailway	CWD zum nächsten Bahnhof
DistRiver	Euklidische Distanz zum nächsten Fluss
<i>Geophysikalische Variablen</i>	
Elevation	Höhe über NN (m)
<i>Sozioökonomische Variablen</i>	
Jobs	Inverse Distanzgewichtung (IDW) Arbeitsplätze 1991
Land Price	IDW Bodenrichtwert 1990
NetDwellArea	IDW Netto-Wohnfläche pro Kopf 1990
Unemployment	IDW Arbeitslosenquote 1991
<i>Demographische Variablen</i>	
PopDens	Bevölkerungsdichte 1984 (10 m Kernelbreite)

⁺ Quelle: ATKIS und DESTATIS.

tanz von 1 km zwischen den Pixeln eingehalten (LESSCHEN et al. 2005). Die Eignungskarte wird nach dem Training mit Hilfe der Platt-schen Wahrscheinlichkeitsfunktion berechnet (PLATT 1999).

Die SVM-Eignungskarte des Stadtwachstums im Ruhrgebiet (Abb. 3) wurde mit einer Karte kombiniert, die die Flächen enthält, die von Flächeninanspruchnahme ausgeschlossen bleiben sollen, wie beispielsweise Naturschutzgebiete. Zusammen mit den Rasterdaten zur Hangneigung, der Straßenkarte sowie den urbanen Landnutzungskarten der Jahre 1984 und 2001 zur Kalibrierung und 1975 und 2005 zur Validierung dient sie als lenkender Input für SLEUTH. Tab. 3 enthält die kalibrierten Wachstumskoeffizienten und die Validierungsergebnisse. Die Ergebnisse erreichen ein gutes bis sehr gutes Niveau hinsichtlich der Wahrscheinlichkeitsperformanz (Receiver Operating Characteristic, ROC), des Zufalls (Cohen's Kappa), der quantitativen Simulation (κ_{histo}), der Verortungsfähigkeit (κ_{loc}), und verschiedener räumlichen Skalen (MRV) (LAUF et al. 2012, MESSINA et al. 2008, PONTIUS et al. 2004, RUIZ et al. 2012, RYKIEL 1996).

Tab. 3: Wachstumskoeffizienten und Validierungsergebnisse (1975–2005) des implementierten SLEUTH-SVM Modells.

Wachstums-koeffizienten	<i>Slope</i>	90
	<i>Dispersion</i>	3
	<i>Breed</i>	4
	<i>Spread</i>	4
	<i>Road</i>	80
Accuracy Assessment	F_i Calibration *	0.96
	F_i Validation	0.93
	ROC	0.79
	Kappa	0.80
	κ_{loc}	0.93
	κ_{histo}	0.87

* F_i ist der durchschnittliche Übereinstimmungsfaktor über verschiedene Auflösungen der MRV

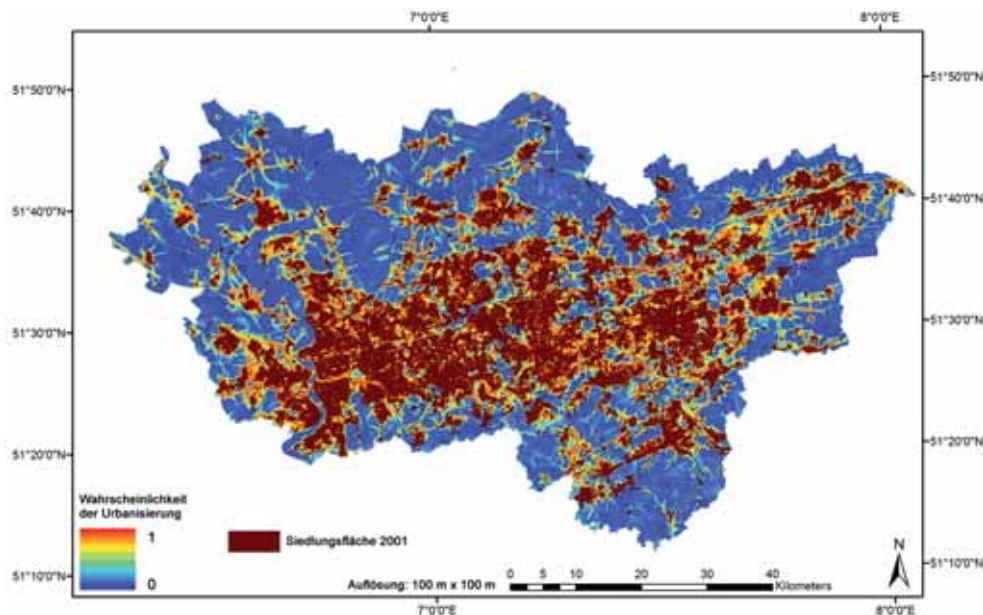


Abb. 3: Eignungskarte des Stadtwachstums im Ruhrgebiet.

5 Top-down – Land Use Scanner & PANTA RHEI REGIO

Aus der Perspektive eines „top-down“-Ansatzes benötigt ein Landnutzungsmodell Informationen darüber, wie viel Flächenänderung für den Simulationszeitraum angenommen werden kann. Während dies im „bottom-up“-CA rein rechnerisch durch die Modellkalibrierung anhand beobachteter Veränderungen in der Vergangenheit geschieht, benötigt ein „top-down“-Modell exogene Vorgaben. Das eigentliche Modell zur Simulation der Landnutzungsänderungen verortet diese Vorgaben zu regionalen Größenordnungen der Flächenänderung mit Hilfe von Eignungskarten und Transformationsregeln.

5.1 Quantitative Trendberechnung mit PANTA RHEI REGIO

Mit dem Modell PANTA RHEI REGIO (PRR) wurde für Deutschland die regionale SuV-Nachfrage bis 2025 ermittelt. PRR schätzt die Flächenentwicklung ökonomisch anhand vergangener Flächentrends und der sozio-ökonomischen Entwicklung (BMVBS 2011). Das Modell nutzt Zeitreihendaten der SuV-Entwicklung der Vergangenheit. Diese stammen aus der Flächenerhebung nach Art der tatsächlichen Nutzung der Statistischen Ämter des Bundes und der Länder. Mithilfe erklärender, in der Regel nachfragebezogener, Variablen zur regionalen Bevölkerungs-, Wohnungs-, Haushalts- und Wirtschaftsentwicklung werden statistische Zusammenhänge für die Nutzungsarten der SuV hergestellt. Für den Projektionszeitraum müssen dementsprechend auch Daten dieser erklärenden Variablen vorliegen. Die Bevölkerungs- und Haushaltsentwicklung entstammt der Raumordnungsprognose des BBSR (SCHLÖMER 2012). Die wirtschaftliche Entwicklung wurde mit dem makroökonomischen Modell INFORGE (Interindustry Forecasting Germany) und einem integrierten Regionalmodell abgebildet. Deutschlandweite Ergebnisse dieser Projektion sind in HOYMANN et al. (2012) und HOYMANN & GOETZKE (2014) veröffentlicht. Das Modell PRR modelliert die SuV nutzungsartendifferenziert, d. h. unterteilt in Gebäude-

und Freifläche (darunter Gebäude- und Freifläche Wohnen sowie Gewerbe und Industrie), Betriebsfläche ohne Abbauand, Erholungsflächen (darunter städtische Grünflächen) und Verkehrsflächen.

5.2 Land Use Scanner – Eignungskarten zur Integration regionaler Raumsprüche

Der Land Use Scanner ist ein operationelles GIS-basiertes Simulationsmodell, das mit Hilfe eines Optimierungsalgorithmus die Nachfrage nach Land räumlich explizit auf geeignete Rasterzellen verteilt (HILFERINK & RIETVELD 1999, KOOMEN et al. 2011). Das Land Use Scanner Framework basiert auf der Software GeoDMS (Geo Data and Model Server), auf dem auch die europäische Variante des Land Use Scanners, der EU-ClueScanner (LAVALLE et al. 2011) aufbaut. In diesem Modell sind die Modelllogik des Land Use Scanners und des Clue-Modellansatzes (VERBURG et al. 2002, VERBURG & OVERMARS 2009) verschmolzen. Die hier verwendete Variante des CC-LandStraD Land Use Scanners wurde entwickelt, um Maßnahmen im Bereich des Landmanagements zum Klimaschutz und zur Anpassung an den Klimawandel deutschlandweit zu bewerten. Gerade zur Evaluation von Klimawandelanpassung und Vulnerabilität findet der Modellansatz vermehrt Anwendung (KOOMEN et al. 2008, VERBURG et al. 2012).

Der Allokationsalgorithmus des Land Use Scanners basiert auf der Konkurrenz von Landnutzungsklassen: An jeder Rasterzelle herrscht eine gewisse Eignung für jede Landnutzung. Wenn sich aufgrund der Nachfrage und lokaler Antriebsfaktoren eine andere Landnutzung als die derzeit vorhandene an einer Rasterzelle als geeigneter erweist, findet eine Landnutzungsänderung statt. Dem Modell wird aus externen sektoralen Modellen die Nachfrage nach jeder modellierten Landnutzungsart jeweils auf NUTS-3-Ebene (Kreise und kreisfreie Städte) vorgegeben. Die Nachfrage nach SuV stammt aus der PRR-Projektion (Kap. 5.1). Neben den SuV erfährt auch der Wald in Deutschland eine Zunahme. Hier wurden die Zuwächse der letzten Jahre linear fortgeschrieben. Beide Land-

Tab. 4: Übersicht der verwendeten Eignungskarten zur Berechnung der statischen Eignung der Klasse „Flächen städtischer Prägung“ und deren Wirkrichtung (+ = wirkt fördernd auf die Siedlungsentwicklung, - = wirkt beschränkend auf die Siedlungsentwicklung).

Name	Beschreibung	Richtung
<i>Erreichbarkeiten</i>		
Oberzentren	PKW-Erreichbarkeit des nächsten Oberzentrums in Minuten	+
Fernbahnhöfe	PKW-Erreichbarkeit des nächsten Fernbahnhofs in Minuten	+
Straßen	Euklidische Distanz zur nächsten Straße niedriger Ordnung (Gemeinde-, Kreis-, Landes-, Bundesstraße)	+
<i>Geophysikalische Variablen</i>		
Geländehöhe	Geländehöhe aus Digitalem Geländemodell (Shuttle Radar Topography Mission, SRTM)	-
Hangneigung	Hangneigung in Grad abgeleitet aus Digitalem Geländemodell	-
<i>Sozioökonomische Variablen</i>		
Soziale / kulturelle Infrastruktur	Index zur Ausstattung mit sozialer und kultureller Infrastruktur (Kultur, Einkaufen, Tourismus) auf Ebene der Gemeindeverbände	+
<i>Restriktionen</i>		
Windkraftanlagen	Abstandsregelungen zu Windkraftanlagen	-
Kraftwerke	Abstandsregelungen zu Kraftwerken	-
Freileitungen	Abstand zu Freileitungen	-
Friedhöfe	Als Friedhof genutzte Flächen	-
Truppenübungsplätze	Militärische Nutzung	-
Fluglärm	Fluglärmzonen (60 dB – 65 dB und über 65 dB) um Flughäfen mit mehr als 60.000 Flugbewegungen pro Jahr	-
Bahnlärm	Umgebungsärmkartierung an Bahnstrecken des Bundes (Kartierungsstufe 1)	-
<i>Naturschutz</i>		
Schutzgebietskategorien	Naturschutzgebiete, Landschaftsschutzgebiete, etc. (jeweils mit unterschiedlicher Gewichtung der Schutzfunktion)	-
Großschutzgebiete	Nationalparke, Biosphärenreservate (jeweils mit unterschiedlicher Gewichtung der Schutzfunktion)	-
Natura2000-Gebiete	Schutzgebiete gemäß der FFH-Richtlinie und Vogelschutzgebiete	-
<i>Regionalplanerische Festlegungen</i>		
Hochwasserschutz	Vorrang-, Eignungs- und Vorbehaltsgebiete: vorbeugender Hochwasserschutz	-
Freiraumschutz	Vorrang- und Eignungsgebiete zum Schutz von Naturgütern, naturbezogener Nutzung, ökologischer Funktionen	-
Grünzüge, Grünzäsuren	Vorrang-, Eignungs- und Vorbehaltsgebiete: Zusammenhängende nicht bebaute Gebiete, die in Städteagglomerationen Naturfunktionen übernehmen	-
Rohstoffsicherung	Zur Rohstoffsicherung ausgewiesene oder ausgeschlossene Gebiete	-
Siedlungsbereich	Vorrang- und Eignungsgebiete: vorrangige Siedlungsfunktion	+
Wohnbereich	Vorranggebiete: besondere Förderung der Wohnfunktion	+
Natur- und Landschaft	Vorbehalts-, Vorrang und Eignungsgebiete zum Erhalt von Natur und Landschaft.	-

nutzungsklassen wachsen vor allem zu Lasten der Landwirtschaftsfläche. Das Modell identifiziert für Landnutzungsänderungen geeignete Rasterzellen dort, wo die Nachfrage entsprechend gegeben ist und eine gewisse lokale Eignung herrscht. Die lokale Eignung ergibt sich aus der aktuellen Landnutzung (Kap. 3.2), physischen Gegebenheiten, ökonomischen Bedingungen, d. h. in der Regel Erreichbarkeit von Infrastrukturen, und planerischen Festlegungen (statische Eignungsfaktoren). Zudem spielt der Einfluss der benachbarten Landnutzung eine Rolle, der sich in jedem Modellschritt mit sich ändernder Landnutzung anpasst (dynamische Eignungsfaktoren). Ökonomische Eignungsfaktoren wie Transformationskosten komplettieren die Einflussmöglichkeiten im Modell. Für jede zu modellierende Landnutzungs-kategorie werden spezifische Eignungen errechnet. Der Allokationsalgorithmus optimiert die Verortung der Landnutzungsarten so, dass die Summe der Eignungswerte der von Landnutzungswandel betroffenen Zellen maximiert wird (KOOMEN et al. 2011):

$$\max_x \sum_{cj} S_{cj} X_{cj} \quad (2)$$

unter der Bedingung, dass:

$$X_{cj} \geq 0$$

für jedes c und j ,

$$\sum_j X_{cj} = 1$$

für jedes c ,

$$L_{jr} \leq \sum_c X_{cj} \leq H_{jr}$$

für jedes j und jedes r für das regionale Raumansprüche definiert sind;

mit

X_{cj} = Menge Land, die in Zelle c für die Landnutzungsart j verortet wird,

S_{cj} = Eignung für Zelle c und die Landnutzungsart j ,

L_{jr} = minimaler Raumanspruch für eine Landnutzungsart y in Region y ,

H_{jr} = maximaler Raumanspruch für eine Landnutzungsart y in Region r .

Die statische Eignung basiert auf den Ergebnissen einer logistischen Regression, in die Variablen aus den Bereichen der physischen Gegebenheiten und der Infrastrukturausstattung eingeflossen sind. Dieses Verfahren wird in der Landnutzungsmodellierung häufig eingesetzt, um eine dichotome Verteilung, d. h. Landnutzungsänderung ja oder nein, anhand erklärender Variablen zu bestimmen (MERTENS & LAMBIN 1997, VERBURG et al. 2004b). Die logistische Regression wurde mit Hilfe der Methode der Receiver Operating Characteristic (ROC) bewertet (PONTIUS & SCHNEIDER



Abb. 4: Eignungskarte für die Landnutzungs-kategorie „Flächen städtischer Prägung“ (Kombination aller Eignungsfaktoren).

2001), die eine vorhergesagte Wahrscheinlichkeit von 87,2% für die Klasse „Flächen städtischer Prägung“ ergab. Alle in der Regression verwendeten Variablen befinden sich im Bereich des 5%-Signifikanzniveaus. Der Beitrag von Erreichbarkeitsvariablen ist im statistischen Modell besonders stark. Planerische Festlegungen wurden nicht in die logistische Regression mit einbezogen, da sie nicht zur nachfrageseitigen Erklärung von Landnutzungsänderungen beitragen, sondern die Angebotsseite steuernd beeinflussen. Außerdem lagen die Festlegungen nicht flächendeckend einheitlich vor, was zu Verzerrungen in der Statistik geführt hätte. Die Eignungsgewichte der nicht in der logistischen Regression geschätzten Faktoren wurden anhand von Expertenwissen festgelegt. In Tab. 4 ist beispielhaft eine Auswahl jener Faktoren aufgelistet, die die lokale Eignung der Klasse „Flächen städtischer Prägung“ beeinflussen. Eine ausführliche Darstellung der Eignungsfaktoren findet sich bei HOYMANN & GOETZKE (2014).

Auch der Berechnung der dynamischen Eignung liegt eine logistische Regression zugrunde. Allerdings wurde hier das Nachbarschaftspotenzial (VERBURG et al. 2004a) aller Landnutzungsklassen als erklärende Variab-

len verwendet, um die Eignung für jede einzelne Landnutzungsklasse zu errechnen. Eine Karte, in der alle Eignungsfaktoren kombiniert sind, ist beispielhaft in Abb. 4 dargestellt.

6 Siedlungs-Projektion 2025: „Bottom-up“- und „top-down“ Modelle im Vergleich

6.1 Quantität

6.1.1 SLEUTH & Support Vector Machines

Mit der entwickelten SVM-Eignungskarte konnte SLEUTH für das Jahr 2005 implementiert werden. Anschließend wurde die Siedlungsflächenentwicklung im Ruhrgebiet für das Jahr 2025 simuliert. Zusätzlich wurden 100 Monte-Carlo Simulationen bis zum Jahr 2025 durchgeführt. Sie schwächen die stochastische Variabilität und damit die Simulationsunsicherheit des CA ab. Das Ergebnis ist eine Karte, die anzeigt, wie oft ein Pixel als neue urbane Zelle ausgewählt worden ist. Ein Schwellenwert bestimmt, wie viele Zellen im Endeffekt als urbane Zellen auszuwählen

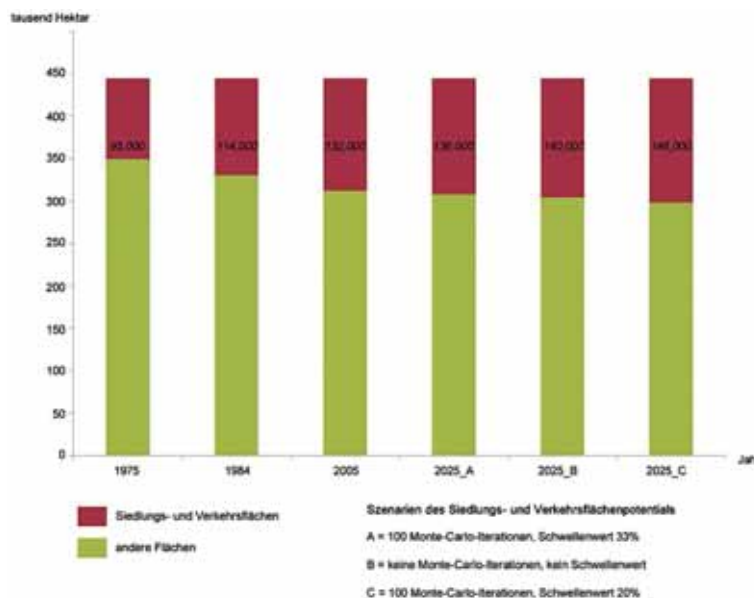


Abb. 5: Entwicklung von Siedlungs- und Verkehrsflächen im Ruhrgebiet 1975 bis 2025 in drei mit SLEUTH-SVM simulierten Szenarien.

sind. Die Wahl des Schwellenwertes hat also erhebliche Auswirkungen auf die Quantität neuer Siedlungspixel. Je höher der Schwellenwert, desto besser die Verortungssicherheit, aber desto geringer die quantitative Übereinstimmung mit der Realität. Abb. 5 zeigt den Anteil von versiegelten SuV-Zellen für das Jahr 2025 in drei Szenarien, die die Quantität potenzieller Flächenneuanspruchnahmen widerspiegeln. Die Szenarien repräsentieren unterschiedliche Volumen an neuen SuV-Flächen. Szenario A gibt an, wie viel Flächen neu in Anspruch genommen werden, wenn dem Modell SLEUTH ein Schwellenwert von 33% Auswahlwahrscheinlichkeit zugrunde gelegt wird. Dies war der Schwellenwert, der bei der Validierung (Tab. 3) die beste Balance zwischen Verortungssicherheit und Simulation der Quantität zeigte. Im Szenario C wurde dieser Schwellenwert auf nur 20% herabgesetzt. In Szenario B wiederum wurden keine Monte-Carlo Simulationen durchgeführt. SLEUTH wurde hierbei also nur einmal bis zum Jahr 2025 laufen gelassen.

Die Quantität von neu in Anspruch genommenen Flächen oszilliert in den drei Szenarien von 4.000 (2,5% der Katasterfläche) ha

bis 14.000 ha (8,75% der Katasterfläche). Die Schwankung bei der täglichen Flächeninanspruchnahme liegt also zwischen 0,52 ha und 1,9 ha. Szenario A ist das Szenario mit der höchsten Verortungssicherheit von SLEUTH. In Szenario B wurde das Modell nur einmal ohne Schwellwert laufen gelassen. Daher kann es als dasjenige mit der besten quantitativen Sicherheit angesehen und am ehesten mit einem „business-as-usual“ verglichen werden. Im Gegensatz dazu zeigt Szenario C auf, wie sich die Quantität neu in Anspruch genomener Flächen verändert, wenn sich der Bedarf nach SuV-Nutzungen so erhöht, dass auch weniger gut geeignete Flächen urbanisiert werden würden.

6.1.2 Land Use Scanner & PANTA RHEI REGIO

Anhand der Projektion mit dem Modell PRR wird die SuV im Untersuchungsraum bis 2025 um mehr als 8.000 ha zunehmen. Das entspricht einem Zuwachs von 5% bzw. 2% der Katasterfläche. Der prozentuale Zuwachs liegt damit leicht unter dem Bundesdurchschnitt von etwa 6,5%. Der Rückgang der täg-

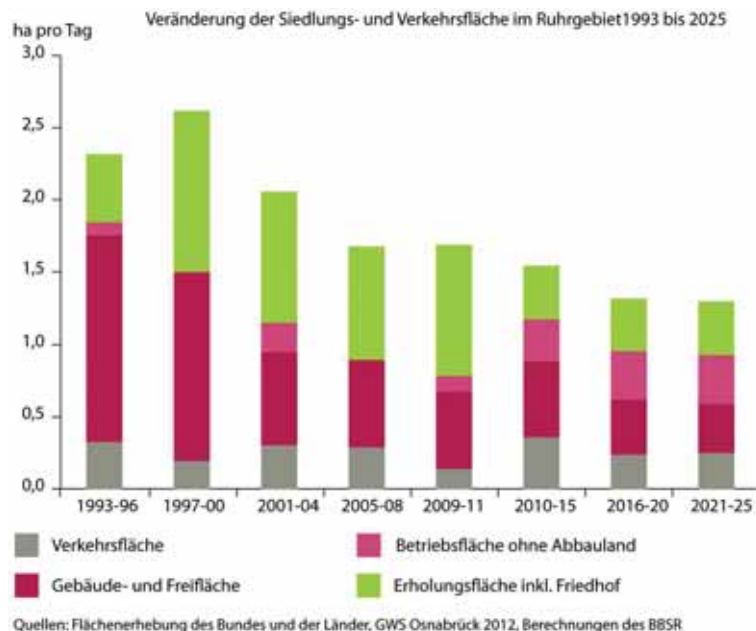


Abb. 6: Siedlungs- und Verkehrsflächenentwicklung im Ruhrgebiet 1993 bis 2025 (Land Use Scanner-PRR).

lichen Flächeninanspruchnahme von 1,7 ha im Zeitraum 2005–2008 auf 1,3 ha im Zeitraum 2020–2025 wird von einem Rückgang des Zuwachses der Gebäude- und Freiflächen und der Erholungsflächen getragen (Abb. 6). Die in weiten Teilen ländlich geprägten Kreise am nördlichen Rand des Ruhrgebietes (Wesel, Recklinghausen, Unna) haben auch 2025 noch die höchsten Wachstumsraten, während die hoch verdichteten und erheblich mit dem Strukturwandel konfrontierten Kernstädte im Zentrum des Ruhrgebietes, vor allem Oberhausen, Gelsenkirchen und Herne, die geringsten Zuwachsraten aufweisen, gefolgt von den ebenfalls vom Strukturwandel geprägten Kernstädten am südlichen Rand des Ruhrgebietes, Mülheim an der Ruhr, Bochum und Hagen, die aufgrund der im Vergleich wirtschaftlich erfolgreicherer Nachbarstädte, Düsseldorf, Essen und Dortmund, unter zunehmendem Bedeutungsverlust leiden.

6.2 Verortung

Mit dem Land Use Scanner und SLEUTH werden zwei Modellierungstechniken mit sehr unterschiedlichen Allokationsmethodiken verwendet. Während sich der Land Use Scanner die Konkurrenz von Landnutzungs-klassen und deren Eignung für eine Zelle zu Nutze macht, verortet SLEUTH neue Siedlungszellen mit einem Zufallswert und im Abgleich mit der örtlichen Hangneigung. Es lohnt sich also, die simulierten Muster der

Modelle zu analysieren und zu vergleichen. Eine Möglichkeit, solche raumstrukturellen Unterschiede zu messen, bieten Landschaftsmaße (LEITÃO 2006). Hier werden Maße zur Charakterisierung der Dichte (Patch Density, PD), Fläche (Largest Patch Index, LPI; Mean Patch Area, AREA) und Form (Mean Radius of Gyration, GYRATE; Mean Patch Shape, SHAPE) der zusammengehörigen Siedlungselemente angewendet. Zum Vergleich werden die Ergebnisse des Land Use Scanners sowie SLEUTH in den Szenarien A und B, den Szenarien also, die die höchste Verortungssicherheit aufweisen, herangezogen (Abb. 7).

Das Ergebnis macht eine Grundtendenz sichtbar, die sich in den Modellen allerdings sehr unterschiedlich ausdrückt: Sowohl im SLEUTH-Modell Szenario A als auch im Land Use Scanner führt der Siedlungsflächenzuwachs zu einer Verdichtung bestehender Siedlungskörper, die sich vor allem im Rückgang der Elementdichte (PD) und der mittleren Siedlungsfläche widerspiegelt. Der LPI macht allerdings deutlich, dass sich die Verortung neuer Siedlungszellen in SLEUTH auf den von West nach Ost durchziehenden zentralen Agglomerationsraum des Ruhrgebietes konzentriert. Der Land Use Scanner hingegen fokussiert das Wachstum eher entlang von Straßen bestehender Siedlungspixel, u. a. weil in den Eignungskarten Erreichbarkeiten und Distanzen zu Straßen berücksichtigt werden. Die Abnahme der PD sowie die Zunahme der AREA_MEAN und der GYRATE_Mean sind dementsprechend stärker als bei SLEUTH

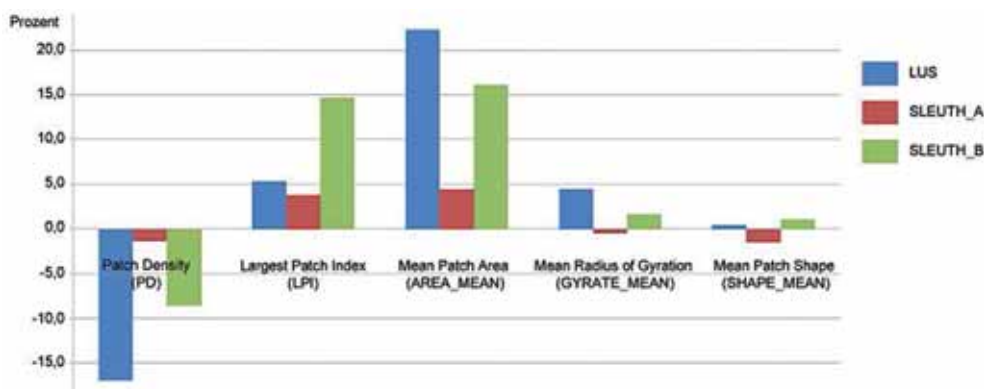


Abb. 7: Veränderung von ausgesuchten Landschaftsmaßen von 2009 bis 2025 im Land Use Scanner (LUS) und von 2005 bis 2025 in SLEUTH mit und ohne Monte Carlo Iterationen (MC).

ausgeprägt. SHAPE_MEAN als Maß zur Quantifizierung der Komplexität der Form des Siedlungsmusters steigt in beiden Modellen an. Dies ist ein Hinweis darauf, dass sich das räumliche Wachstum ebenfalls im sub- und exurbanen Raum abspielt und zu dispersen Mustern führt. Die Grundtendenz der Verdichtung ist umso mehr für die SLEUTH-Version mit Monte-Carlo Simulationen (Szenarien A und C) gültig. Hier nimmt die Komplexität der Form entsprechend ab, und die Verortung findet ausnahmslos entlang des Siedlungskörpers statt.

Betrachtet man die Distanz, mit der neue Siedlungspixel von bestehenden urbanen Zellen verortet worden sind, so wird dieser Befund unterstrichen (Abb. 8). Der Land Use Scanner verteilt für das Ruhrgebiet bis 2025 90% der neuen Siedlungsflächen nicht weiter als 100 m von bestehenden entfernt, SLEUTH im Szenario B nur geringfügig weniger und SLEUTH im Szenario A fast zu 100%. Unterschiede in der Verortung des SuV-Zuwachses ergeben sich gerade dort, wo im Land Use Scanner zusätzliche Daten eingeflossen sind, die den Flächenzuwachs in bestimmten Gebieten stark einschränken. So werden mit dem Land Use Scanner nur etwa 100 ha Siedlungsfläche in Gebieten verortet, die bei einem

100-jährlichen Hochwasser an den Flüssen Rhein, Lippe, Ruhr und Lenne gefährdet sind. Im SLEUTH Szenario A sind es 150 ha und in SLEUTH Szenario B 500 ha. Hier macht sich die steuernde Wirkung der regionalplanerischen Ausweisungen zum Hochwasserschutz bemerkbar, die als Eignungsfaktor in die Berechnung eingeflossen sind. Diese ließen sich in SLEUTH allerdings im Zusammenhang mit der in Kapitel 4.2 genannten SVM-Eignungskarte ebenfalls implementieren.

7 Fazit und Ausblick

In der vorliegenden Studie wurden zwei unterschiedliche Modellansätze zur räumlich-expliziten Simulation der zukünftigen Siedlungsflächenentwicklung im Ruhrgebiet hinsichtlich ihrer Verortungs- und Quantitätskalkulation von Flächenneuanspruchnahme miteinander verglichen. Während es sich bei SLEUTH-SVM als Modell der künstlichen Intelligenz um einen „bottom-up“ Ansatz handelt, kann die Kombination aus Land Use Scanner und PANTA RHEI REGIO als „top-down“ Methodik bezeichnet werden. Die beiden Modellierungsansätze unterscheiden sich also deutlich hinsichtlich ihrer Modelllogik

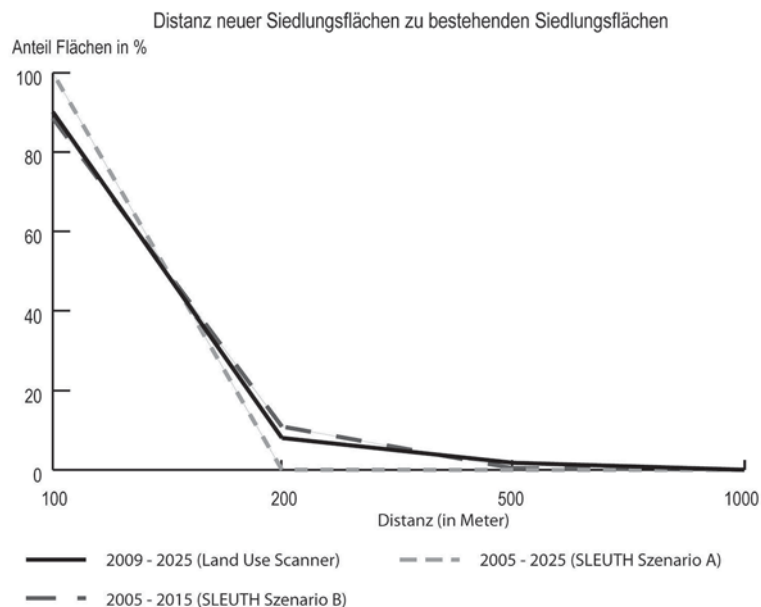


Abb. 8: Entfernung neuer Siedlungs- und Verkehrsflächen zu bestehenden Siedlungskörpern.

und der Komplexität ihrer Eingangsinformationen.

Dennoch ergeben sich auffällige Gemeinsamkeiten. So ist der Zuwachs an SuV mit ca. 8.000 ha im Land Use Scanner und im SLEUTH Szenario B annähernd gleich. Die Unterschiede in den Szenarien A und C ergeben sich aus den Monte Carlo-Iterationen, die logischerweise zu deutlich mehr Zuwachs führen (Szenario C), bzw. so eingegrenzt wurden, dass nur die am häufigsten ausgewählten Zellen verwendet wurden, wodurch sich die geringere Flächenzahl in Szenario A erklären lässt. Sowohl der Land Use Scanner, als auch SLEUTH verorten unmittelbar angrenzend an bestehenden Siedlungsflächen neue Flächen. Dies ist kein Zufall, sondern ergibt sich aus der Kalibrierung der beiden Modelle. Im Fall von SLEUTH ist es die Betrachtung der Entwicklung der vergangenen 17 Jahre, die zu entsprechenden Parametereinstellungen führt. Im Fall des Land Use Scanners sind es die Berücksichtigung von Nachbarschaftseffekten, Erreichbarkeiten und regionalplanerischer Festlegungen, die die Siedlungsentwicklung in diese Richtung steuern.

Eine Validierung beider Modelle mit jüngsten Datensätzen war nicht Teil der hier präsentierten Studie, würde aber weitere Einblicke in ihre Simulationsfähigkeiten und -grenzen versprechen. Für eine Validierung und einen quantitativen Vergleich mit der heutigen Landnutzung wären aktuelle Landnutzungsdaten notwendig. Im Fall der im Land Use Scanner verwendeten Daten aus dem DLM-DE und dem Urban Atlas, welche die Landnutzung im Zeitraum um 2009 repräsentieren, wird eine Veröffentlichung der Aktualisierung für das Jahr 2012 im Laufe des Jahres 2015 erwartet. Erste qualitative Stichproben und der enge Austausch mit Planern auf kommunaler Ebene bestätigen jedoch die Plausibilität der Ergebnisse. Ein quantitativer Vergleich der Simulationsergebnisse mit aktuellen Daten wäre allerdings sehr wünschenswert und ein sehr wichtiger nächster Schritt.

Modelle, die zukünftige Entwicklungstrends der Landnutzung simulieren wie SLEUTH oder der Land Use Scanner, bieten ein breites Spektrum an Einsatzmöglichkeiten: bei der Analyse des Landnutzungswandels und seiner ökologischen Auswirkungen,

zum besseren Verständnis städtischer Wachstumsprozesse, als Entscheidungsunterstützungssysteme bei der Vorbereitung politischer Maßnahmen oder auch zur Unterstützung von Beteiligungsprozessen in der Planung. Während SLEUTH sehr gut geeignet ist, um die generelle Struktur des Siedlungswachstums mit relativ einfachen Mitteln abzubilden, liefert der Land Use Scanner zahlreiche „Stellschrauben“, um konkrete planerische Entscheidungen nachvollziehbar zu implementieren. Das kann bei beiden Modellen in ähnlichen Raummustern resultieren. Bei der Verwendung solcher Modelle im politischen oder planerischen Umfeld ist es jedoch wichtig, dass Einfluss und Wirkung bestimmter mit dem Modell simulierter Maßnahmen erkennbar und nachvollziehbar sind. Hier sind die Möglichkeiten von SLEUTH limitiert. Der hier vorgestellte Ansatz, eine SVM-basierte Eignungskarte zu integrieren, kann jedoch ein erster Schritt sein, dies zu überwinden. Die Simulation der Landnutzungsdiversität kann nur vom Land Use Scanner geleistet werden, da SLEUTH lediglich zur Modellierung von zwei Klassen entwickelt worden ist.

Die hier vorgestellte Studie hat einen methodischen Fokus und verfolgt das Ziel einer Metaanalyse, mit der Unterschiede und Gemeinsamkeiten von Modellierungsansätzen herausgearbeitet werden sollen. Wissenschaftler neigen dazu, ein ihnen vertrautes Modell immer wieder für unterschiedliche Fragestellungen einzusetzen. Zwischendurch ist es jedoch sinnvoll, den Blick über den eigenen Tellerrand zu erheben und durch einen Vergleich mit anderen Modellansätzen neue Erkenntnisse für die eigene Arbeit zu erlangen und die Stärken und Schwächen des eigenen Modellansatzes zu erkennen. Durch die Anwendung unterschiedlicher Modellierungstechniken und Eingangsdaten für das gleiche Untersuchungsgebiet lassen sich zudem wichtige Erkenntnisse darüber herausarbeiten, welche räumlichen Veränderungen der Siedlungsstruktur „wahrscheinlicher“ sind, da sie von beiden Modellen wiedergegeben werden, und wo sich Modelle widersprechen. Daher können die Ergebnisse einer solchen Studie dazu beitragen, ein klareres Bild über die Siedlungsflächenentwicklung im Untersu-

chungsraum, hier dem Ruhrgebiet, zu erlangen und Handlungsbedarfe offen zu legen.

Dieser Studie lagen zwei voneinander verschiedene Forschungsansätze zugrunde, die zwar beide die Siedlungsveränderung im Ruhrgebiet erfasst haben, aber eigenständig angelegt waren. Aus diesem Grund bedienen sie sich auch unterschiedlicher Eingangsdatensätze. Um die Vorhersagekraft der beiden Modelle noch besser studieren zu können, wäre es sinnvoll, in einem nächsten Schritt gleiche räumliche Eingangsdaten zu verwenden (Landnutzung, Eignungskarten). Dadurch könnten jene Unterschiede in den Ergebnissen extrahiert werden, die ausschließlich auf den Unterschieden in den Modellalgorithmen beruhen. In diesem Zusammenhang sollte auch schrittweise geprüft werden, wie stark der Einfluss jedes einzelnen Eignungsfaktors auf die Siedlungsentwicklung ist. Somit ergibt sich aus dem hier vorgestellten Modellvergleich weiterer Forschungsbedarf.

Danksagung

Die vorliegende Studie wurde in der Arbeitsgruppe Fernerkundung am Geographischen Institut der Universität Bonn und am Bundesinstitut für Bau-, Stadt- und Raumforschung im Bundesamt für Bauwesen und Raumordnung (BBSR) durchgeführt. Die Autoren bedanken sich bei den Mitarbeitern des Projektes „Visualisierung der Landnutzung und des Flächenverbrauchs in Nordrhein-Westfalen auf der Basis von Satellitenbildern“, welches vom Ministerium für Klimaschutz, Umwelt, Landwirtschaft, Natur- und Verbraucherschutz des Landes Nordrhein-Westfalen gefördert worden ist. Die Arbeiten mit dem Modell Land Use Scanner erfolgten im Rahmen des Verbundprojektes CC-LandStraD „Wechselwirkungen zwischen Landnutzung und Klimawandel – Strategien für ein nachhaltiges Landmanagement in Deutschland“, das mit Mitteln des Bundesministeriums für Bildung und Forschung (BMBF) unter dem Förderkennzeichen 01LL0909A-F gefördert wird.

Literatur

- BATTY, M., 2008: Fifty years of urban modeling: macro-statics to micro-dynamics. – ALBEVERIO, S., ANDREY, D., GIORDANO, P. & VANCHERI, A. (Hrsg.): *The dynamics of complex urban systems*. – Springer, Berlin.
- BATISTA E SILVA, F., LAVALLE, C. & KOOMEN, E., 2013: A procedure to obtain a refined European land use/cover map. – *Journal of Land Use Science* **8** (3): 255–283.
- BLOTEVOGEL, H.H., 2006: Gemeindetypisierung Nordrhein-Westfalens nach demographischen Merkmalen. – DANIELZYK, R. & KILPER, H. (Hrsg.): *Räumliche Konsequenzen des Demographischen Wandels Teil 8: Demographischer Wandel in ausgewählten Regionaltypen Nordrhein-Westfalens – Herausforderungen und Chancen für die regionale Politik*. – ARL Arbeitsmaterial: 17–33, Hannover.
- BENENSON, I. & TORRENS, P.M. 2004: *Geosimulation: Automata-Based Modeling of Urban Phenomena*. – John Wiley & Sons, West Sussex, UK.
- BMVBS (BUNDESMINISTERIUM FÜR VERKEHR, BAU UND STADTENTWICKLUNG), 2011: 30-ha-Ziel realisiert – Konsequenzen des Szenarios Flächenverbrauchsreduktion auf 30 ha im Jahr 2020 für die Siedlungsentwicklung. – Unter Mitarbeit von DISTELKAMP, M., MOHR, K., SIEDENTOP, S., ULRICH, P. & DOSCH, F.: Bundesamt für Bauwesen und Raumordnung, Forschungen / Bundesministerium für Verkehr, Bau und Stadtentwicklung **148**, Bonn.
- BÜTTNER, G., 2014: CORINE Land Cover and Land Cover Change Products. – MANAKOS, I. & BRAUN, M. (Hrsg.): *Land Use and Land Cover Mapping in Europe*. – Practices & Trends: 55–74, Springer, Berlin.
- CLARKE, K.C., HOPPEN, S. & GAYDOS, L., 1997: A self-modifying cellular automaton model of historical urbanization in the San Francisco Bay area. – *Environment and Planning B: Planning and Design* **24**: 247–262.
- CORTES, C. & VAPNIK, V., 1995: Support-vector networks. – *Machine learning* **20** (3): 273–297.
- COUCH, C., KARECHA, J., NUISSL, H. & RINK, D., 2005: Decline and sprawl: an evolving type of urban development – observed in Liverpool and Leipzig. – *European Planning Studies* **13** (1): 117–136.
- DANIELZYK, R., 2006: Demographische Entwicklungen in Nordrhein-Westfalen. Befunde – Prognosen – Erklärungsansätze. – DANIELZYK, R. & KILPER, H. (Hrsg.): *Räumliche Konsequenzen des Demographischen Wandels Teil 8: Demographischer Wandel in ausgewählten Regional-*

- typen Nordrhein-Westfalens – Herausforderungen und Chancen für die regionale Politik, ARL Arbeitsmaterial: 8–16, Hannover.
- DESTATIS (STATISTISCHES BUNDESAMT)(Hrsg.), 2015: Bautätigkeit. – <https://www.destatis.de/DE/ZahlenFakten/Wirtschaftsbereiche/Bauen/Bauen.html> (8.4.2015).
- EEA (EUROPEAN ENVIRONMENT AGENCY) (Hrsg.), 2006: Urban sprawl in Europe: The ignored challenge. – Office for Official Publications of the European Communities, Luxembourg.
- GOETZKE, R., OVER, M. & BRAUN, M., 2006: A method to map land-use change and urban growth in North Rhine-Westphalia (Germany). – 2nd Workshop of the EARSeL SIG on Land Use and Land Cover: 102–110, Bonn.
- GOETZKE, R., 2012: Entwicklung eines fernerkundungsgestützten Modellverbundes zur Simulation des urban-ruralen Landnutzungswandels in Nordrhein-Westfalen. – disserta Verlag, Hamburg.
- GOETZKE, R., 2014: Modeling Urban Sprawl. – MANAKOS, I. & BRAUN, M. (Hrsg.): Land Use and Land Cover Mapping in Europe. – Practices & Trends: 217–233, Springer, Berlin.
- GRÜBER-TÖPFER, W., KAMP-MURBÖCK, M. & MIELKE, B., 2008: Demographische Entwicklung in NRW. – DANIELZYK, R., MEYER, C. & GRÜBER-TÖPFER, W. (Hrsg.): Demographischer Wandel in Nordrhein-Westfalen. – 2. Auflage, Institut für Landes- und Stadtentwicklungsforschung und Bauwesen des Landes Nordrhein-Westfalen (ILS NRW): 7–31, Dortmund.
- HILFERINK, M. & RIETVELD, P., 1999: LAND USE SCANNER: An integrated GIS based model for long term projections of land use in urban and rural areas. – Journal of Geographic Information Systems 1 (12): 155–177.
- HIRSCHLE, M. & SCHÜRT, A., 2008: Suburbanisierung... und kein Ende in Sicht? Intraregionale Wanderungen und Wohnungsmärkte. – Informationen zur Raumentwicklung 3/4: 211–226.
- HOMMEL, M., 1984: Raumnutzungskonflikte am Nordrand des Ruhrgebietes. – Erdkunde 38 (2): 114–124.
- HOVENBITZER, M., EMIG, F., WENDE, C., ARNOLD, S., BOCK, M. & FEIGENSPAN, S., 2014: Digital Land Cover Model for Germany – DLM-DE. – MANAKOS, I. & BRAUN, M. (Hrsg.): Land Use and Land Cover Mapping in Europe. – Practices & Trends: 255–272, Springer, Berlin.
- HOYMAN, J., BECKMANN, G., DOSCH, F. & DISTELKAMP, M., 2012: Trends der Siedlungsflächenentwicklung. Status quo und Projektion 2030. – BBSR (Bundesinstitut für Bau-, Stadt- und Raumforschung), Bonn.
- HOYMAN, J. & GOETZKE, R., 2014: Die Zukunft der Landnutzung in Deutschland – Darstellung eines methodischen Frameworks. – Raumforschung und Raumordnung 72 (3): 211–225.
- KOOMEN, E., LOONEN, W. & HILFERINK, M., 2008: Climate-Change Adaptations in Land-Use Planning, A Scenario-Based Approach. – BERNARD, L., FRIIS-CHRISTENSEN, A. & PUNDT, H. (Hrsg.): The European Information Society: 261–282, Springer, Berlin.
- KOOMEN, E., HILFERINK, M. & BORSBOOM-VAN BEURDEN, J., 2011: Introducing Land Use Scanner. – KOOMEN, E. (Hrsg.): Land-use modelling in planning practice: 3–21, Springer, Berlin.
- LAUF, S., HAASE, D., HOSTERT, P., LAKES, T. & KLEIN-SCHMIT, B., 2012: Uncovering land-use dynamics driven by human decision-making – A combined model approach using cellular automata and system dynamics. – Environmental Modelling & Software 27–28: 71–82.
- LAVALLE, C., BARAZZELLI, C., BATISTA E SILVA, F., MUBAREKA, S., ROCHA GOMES, C., KOOMEN, E. & HILFERINK, M., 2011: A High Resolution Land Use/Cover Modelling Framework for Europe: Introducing the EU-ClueScanner100 Model. – Computational science and its applications – International Conference on Computational Science and Its Applications (ICCSA) 2011, Part 1: 60–75, Springer, Berlin.
- LEITÃO, A., 2006: Measuring Landscapes: A Planners Handbook. – Island Press, Washington D.C., USA.
- LESSCHEN, J.P., VERBURG, P.H. & STAAL, S.J., 2005: Statistical methods for analysing the spatial dimension of changes in land use and farming systems. – LUCC Report Series 7 (IGBP), Wageningen, The Netherlands.
- MERTENS, B. & LAMBIN, E.F., 1997: Spatial modelling of deforestation in southern Cameroon: Spatial disaggregation of diverse deforestation processes. – Applied Geography 17 (2): 143–162.
- MESSINA, J.P., EVANS, T.P., MANSON, S.M., SHORTRIDGE, A.M., DEADMAN, P.J. & VERBURG, P.H., 2008: Complex systems models and the management of error and uncertainty. – Journal of Land Use Science 3 (1): 11–25.
- MIELKE, B. & MÜNTER, A., 2008: Demographischer Wandel und Flächeninanspruchnahme. – DANIELZYK, R., MEYER, C. & GRÜBER-TÖPFER, W. (Hrsg.): Demographischer Wandel in Nordrhein-Westfalen: 58–64, 2. Auflage, Institut für Landes- und Stadtentwicklungsforschung und Bauwesen des Landes Nordrhein-Westfalen (ILS NRW), Dortmund.
- MONTERO, E., VAN WOLVELAER, J. & GARZÓN, A., 2014: The European Urban Atlas. – MANAKOS, I. & BRAUN, M. (Hrsg.): Land Use and Land Cover

- Mapping in Europe. – Practices & Trends: 115–124, Springer, Berlin.
- PLATT, J.C., 1999: Probabilistic Outputs for Support Vector Machines and Comparisons to Regularized Likelihood Methods. – *Advances in Large Margin Classifiers*: 61–74.
- POELMANS, L. & VAN ROMPAEY, A., 2010: Complexity and performance of urban expansion models. – *Computers, Environment and Urban Systems* **34** (1): 17–27.
- PONTIUS, R.G. & SCHNEIDER, L.C., 2001: Land-cover change model validation by an ROC method for the Ipswich watershed, Massachusetts, USA. – *Agriculture, Ecosystems & Environment* **85** (1–3): 239–248.
- PONTIUS, R.G., HUFFAKER, D. & DENMAN, K., 2004: Useful techniques of validation for spatially explicit land-change models. – *Ecological Modelling* **179** (4): 445–461.
- PONTIUS, R.G., BOERSMA, W., CASTELLA, J.-C., CLARKE, K., NIJS, T., DIETZEL, C., DUAN, Z., FOTSING, E., GOLDSTEIN, N., KOK, K., KOOMEN, E., LIPPITT, C., MCCONNELL, W., SOOD, A.M., PIANOWSKI, B., PITHADIA, S., SWEENEY, S., TRUNG, T., VELDKAMP, A. & VERBURG, P., 2008: Comparing the input, output, and validation maps for several models of land change. – *The Annals of Regional Science* **42** (1): 11–37.
- RAFIEE, R., MAHINY, A.S., KHORASANI, N., DARVISHSEFAT, A.A. & DANEKAR, A., 2009: Simulating urban growth in Mashad City, Iran, through the SLEUTH model (UGM). – *Cities* **26** (1): 19–26.
- REGIONALVERBAND RUHR (Hrsg.), 2011: ruhrFIS-Flächeninformationssystem Ruhr. Erhebung der Siedlungsflächenreserven 2011 in den Flächennutzungsplänen und im regionalen Flächennutzungsplan. – metropol Ruhr, Essen.
- RIENOW, A. & STENGER, D., 2014: Geosimulation of Urban Growth and Demographic Decline in the Ruhr – A Case Study for 2025 using the Artificial Intelligence of Cells and Agents. – *Journal of Geographical Systems* **16** (3): 311–342.
- RIENOW, A., STENGER, D. & MENZ, G., 2014: Sprawling Cities and Shrinking Regions – Forecasting Urban Growth in the Ruhr for 2025 by Coupling Cells and Agents. – *Erdkunde – Archive for Geography* **68** (2): 85–107.
- RIENOW, A. & GOETZKE, R., 2015: Supporting SLEUTH – Enhancing a Cellular Automaton with Support Vector Machines for Urban Growth Modeling. – *Computers, Environment and Urban Systems* **49**: 66–81.
- RUIZ, M., LOPEZ, F. & PAEZ, A., 2012: Comparison of thematic maps using symbolic entropy. – *International Journal of Geographical Information Science* **26**: 413–439.
- RYKIEL, E.J., 1996: Testing ecological models: the meaning of validation. – *Ecological Modelling* **90** (3): 229–244.
- SCHLÖMER, C., 2012: Raumordnungsprognose 2030. Bevölkerung, private Haushalte, Erwerbspersonen. – Steiner, Stuttgart.
- SCHÖTTKER, B., OVER, M., BRAUN, M., Siegmund, A. & Menz, G., 2003: Monitoring statewide urban development using multitemporal, multisensoral satellite data covering a 40-year time span in North Rhine-Westphalia (Germany). – SPIE 10th International Symposium on Remote Sensing: 252–261, Barcelona, Spain.
- SCHOLTEN, H.J., VAN DE VELDE, R.J., RIETVELD, P. & HILFERINK, M., 1999: Spatial information infrastructure for scenario planning: the development of a Land Use Planner for Holland. – STILLWELL, J., GEERTMAN, S. & OPENSHAW, S. (Hrsg.): *Geographical Information and Planning*: 112–134, Springer, Berlin.
- SCHOTTEN, C.G.J., GOETGELUK, R., HILFERINK, M., RIETVELD, P. & SCHOLTEN, H.J., 2001: Residential construction, land use and the environment. Simulations for the Netherlands using a GIS-based land use model. – *Environmental Modelling and Assessment* **6** (2): 133–143.
- SCHWARZ, N., HAASE, D. & SEPPELT, R., 2010: Omnipresent sprawl? A review of urban simulation models with respect to urban shrinkage. – *Environment and Planning B: Planning and Design* **37** (2): 265–283.
- SIEDENTOP, S., 2006: Urban Sprawl – verstehen, messen, steuern. Ansatzpunkte für ein empirisches Mess- und Evaluationskonzept der urbanen Siedlungsentwicklung. – *DISP* **160**: 23–35.
- SIEDENTOP, S. & FINA, S., 2008: Urban Sprawl beyond Growth: from a growth to a decline perspective on the costs of sprawl. – 44th Isocarp Congress 2008: http://www.uni-stuttgart.de/ireus/publikationen/ISOCARP_Paper_Siedentop-Fina.pdf(30.7.2014).
- SIEDENTOP, S. & FINA, S., 2010: Monitoring urban sprawl in Germany: towards a GIS-based measurement and assessment approach. – *Journal of Land Use Science* **5** (2): 73–104.
- SILVA, E.A. & CLARKE, K.C., 2005: Complexity, emergence and cellular urban models: lessons learned from applying SLEUTH – to two Portuguese metropolitan areas. – *European Planning Studies* **13** (1): 93–115.
- VAPNIK, V., 1998: *Statistical Learning Theory*. – John Wiley & Sons, New York, NY, USA.
- VERBURG, P.H., SOEPBOER, W., VELDKAMP, A.T., LIMPIADA, R., ESPALDON, V. & MASTURA, S.S.A., 2002: Modeling the Spatial Dynamics of Re-

- gional Land Use: The CLUE-S Model. – *Environmental Management* **30** (3): 391–405.
- VERBURG, P.H., DE NIJS, T.C.M., VAN RITSEMA ECK, J.R., VISSER, H. & DE JONG, K., 2004a: A method to analyse neighbourhood characteristics of land use patterns. – *Computers, Environment and Urban Systems* **28** (6): 667–690.
- VERBURG, P.H., VAN RITSEMA ECK, J.R., DE NIJS, T.C.M., DIJST, M.J. & SCHOT, P., 2004b: Determinants of land-use change patterns in the Netherlands. – *Environment and Planning B: Planning and Design* **31** (1): 125–150.
- VERBURG, P.H. & OVERMARS, K.P., 2009: Combining top-down and bottom-up dynamics in land use modeling: exploring the future of abandoned farmlands in Europe with the Dyna-CLUE model. – *Landscape Ecology* **24** (9): 1167–1181.
- VERBURG, P.H., KOOMEN, E., HILFERINK, M., PÉREZ-SOBA, M. & LESSCHEN, J.P., 2012: An assessment of the impact of climate adaptation measures to reduce flood risk on ecosystem services. – *Landscape Ecology* **27** (4): 473–486.
- WEGENER, M., 2011: From Macro to Micro – How Much Micro is too Much? – *Transport Reviews* **31** (2): 161–177.
- WIECHMANN, T. & PALLAGST, K.M., 2012: Urban shrinkage in Germany and the USA: A Comparison of Transformation Patterns and Local Strategies. – *International Journal of Urban and Regional Research* **36** (2): 261–280.
- WU, X., HU, Y., HE, H.S., BU, R., ONSTED, J. & XI, F., 2008: Performance Evaluation of the SLEUTH Model in the Shenyang Metropolitan Area of Northeastern China. – *Environmental Modeling & Assessment* **14** (2): 221–230.
- XIE, C., 2006: Support Vector Machines for Land Use Change Modeling. – UCGE Reports, Calgary, AB, Kanada.

Adressen der Autoren

Dr. ANDREAS RIENOW & Prof. Dr. GUNTER MENZ, Geographisches Institut der Universität Bonn, Meckenheimer Allee 166, D-53115 Bonn, Tel.:+49-228-73-9706, Fax: +49-228-73-9702, e-mail: a.rienow@geographie.uni-bonn.de, g.menz@uni-bonn.de

Dr. ROLAND GOETZKE & Dr. JANA HOYMANN Bundesinstitut für Bau-, Stadt- und Raumforschung (BBSR) im Bundesamt für Bauwesen und Raumordnung (BBR), Deichmanns Aue 31-37, D-53179 Bonn, e-mail: {roland.goetzke} {jana.hoymann}@bbr.bund.de

Manuskript eingereicht: Juli 2014
Angenommen: April 2015