

Frauke Anders

**Mustererkennung in Straßennetzwerken
– Verfahren zur Interpretation von Vektordaten –**

München 2007

Verlag der Bayerischen Akademie der Wissenschaften
in Kommission beim Verlag C. H. Beck

ISSN 0065-5325

ISBN 3 7696 5046 8

Diese Arbeit ist gleichzeitig veröffentlicht in:
Wissenschaftliche Arbeiten der Fachrichtung Geodäsie und Geoinformatik der Leibniz Universität Hannover
ISSN 0174-1454, Nr. 267, Hannover 2007

Mustererkennung in Straßennetzwerken
– Verfahren zur Interpretation von Vektordaten –

Von der Fakultät für Bauingenieurwesen und Geodäsie
der Gottfried Wilhelm Leibniz Leibniz Universität Hannover
zur Erlangung des Grades
Doktor-Ingenieur (Dr.-Ing.)
genehmigte Dissertation

von

Dipl.-Ing. Frauke Anders geb. Heinzle
aus Hermsdorf/Thüringen

München 2007

Verlag der Bayerischen Akademie der Wissenschaften
in Kommission bei der C. H. Beck'schen Verlagsbuchhandlung München

Adresse der Deutschen Geodätischen Kommission:

Deutsche Geodätische Kommission

Alfons-Goppel-Straße 11 • D – 80 539 München

Telefon +49 – 89 – 23 031 113 • Telefax +49 – 89 – 23 031 - 283/ - 100

e-mail hornik@dgfi.badw.de • <http://dgk.badw.de>

Prüfungskommission

Hauptberichter: Prof. Dr.-Ing. habil. Monika Sester

Mitberichter: Prof. Dr. Robert Weibel

Prof. Dr.-Ing. Christian Heipke

Tag der mündlichen Prüfung: 15.06.2007

© 2007 Deutsche Geodätische Kommission, München

Alle Rechte vorbehalten. Ohne Genehmigung der Herausgeber ist es auch nicht gestattet,
die Veröffentlichung oder Teile daraus auf photomechanischem Wege (Photokopie, Mikrokopie) zu vervielfältigen

ISSN 0065-5325

ISBN 3 7696 5046 8

Inhaltsverzeichnis

Zusammenfassung	7
Abstract	8
1 Einleitung	9
1.1 Allgemeine Einführung	9
1.2 Motivation: Mustererkennung in Vektordaten	10
1.3 Ausgangssituation	11
1.4 Zielsetzungen der Arbeit	12
1.5 Inhalt dieser Arbeit	12
2 Grundlagen und verwandte Arbeiten	15
2.1 Wahrnehmung von Mustern	16
2.2 Anwendungsgebiete der Mustererkennung	18
2.3 Verfahren zur Ableitung impliziten Wissens aus räumlichen Daten	19
2.3.1 Mustererkennung in Bildern	19
2.3.2 Mustererkennung in Datenbanken	21
2.3.3 Graphentheorie	22
2.3.4 Graphics Recognition	24
2.4 Abgrenzung zu anderen Arbeiten	25
3 Städtebauliche Straßenanordnungen	27
4 Prozeßkette zur Extraktion von Mustern in Straßennetzwerken	35
4.1 Übersicht	35
4.2 Aufbereitung des Datensatzes	36
4.2.1 Detektion von Siedlungsgebieten	36
4.2.2 Diskussion der gewählten Parameter und Bedingungen	37
4.2.3 Gewährleistung der zentralen Lage eines Stadtgebietes im Datensatz mithilfe der Datentiefe nach Tukey	39
4.2.4 Ergebnis der Detektion von Siedlungsgebieten	42
4.3 Datenstrukturierung	43
4.4 Detektion von Straßenmustern	43
4.5 Verifizierung der neuen Strukturen	44
4.6 Anwendung des impliziten Wissens	44

5	Typische Muster in Straßennetzwerken	45
5.1	Verschiedene Knotentypen	45
5.1.1	Beschreibung der Struktur	46
5.1.2	Beispiele	47
5.2	Strokes	49
5.2.1	Beschreibung der Struktur	49
5.2.2	Beschreibung des Detektionsprozesses von Strokes	50
5.2.3	Beispiel	54
5.2.4	Zusammenfassende Bemerkungen zum Algorithmus	54
5.3	Gitterstruktur	57
5.3.1	Beschreibung der Struktur	57
5.3.2	Beschreibung des Detektionsprozesses von Gitterstrukturen	58
5.3.3	Beispiele	60
5.3.4	Zusammenfassende Bemerkungen zum Algorithmus	63
5.4	Sternstruktur	65
5.4.1	Beschreibung der Struktur	66
5.4.2	Beschreibung des Detektionsprozesses von Sternstrukturen	67
5.4.3	Beispiele	73
5.4.4	Zusammenfassende Bemerkungen zum Algorithmus	73
5.5	Ringstruktur	75
5.5.1	Beschreibung der Struktur	75
5.5.2	Theoretische Voraussetzungen für das Detektionsverfahren	75
5.5.3	Ablauf der Detektion von Ringstrukturen	80
5.5.4	Beispiele	85
5.5.5	Zusammenfassende Bemerkungen zum Algorithmus	89
6	Bewertung der Ergebnisse durch Probanden	93
6.1	Ausgangssituation	93
6.2	Mustererkennung der Probanden	93
6.2.1	Übereinstimmung der Probandenergebnisse	100
6.2.2	Vergleich der Probandenergebnisse mit den Ergebnissen des Detektionsalgorithmus	102
6.3	Einschätzung der Güte der Muster durch Probanden	103
6.4	Schlußfolgerungen	104
7	Nutzung der Muster für weitere Anwendungen	105
7.1	Lokalisierung des Zentrums einer Stadt	106
7.2	Automatisierte Anreicherung von Geoinformationssystemen	108
7.3	Erweiterung von Ontologien	109
7.4	Generalisierung	110
7.5	Typifizierung	111
7.6	Historischer Vergleich von Datenbeständen	112
7.7	Anwendung der Algorithmen auf andere Daten	113

<i>INHALTSVERZEICHNIS</i>	5
8 Zusammenfassung und Ausblick	115
8.1 Möglichkeiten zur Verbesserung der Extraktionsmethoden und Erweiterung des Struktursortiments . .	116
8.2 Möglichkeiten zur weiteren Fortführung und Anwendung dieses Themas	117
Literaturverzeichnis	117
Dank	125
Lebenslauf	127

Zusammenfassung

Räumliche Daten sind Basisinformationsträger für ein breites Spektrum von Anwendungen. Die Qualität und Quantität der Daten hat in den letzten Jahrzehnten stark zugenommen, so dass im Bereich der Geoinformation riesige Datenmengen existieren. Die Daten selbst liegen dabei in den unterschiedlichsten Formaten vor, angefangen von Bildinformation bis hin zu attribuierten Vektordaten.

Aufgrund der Informationsmenge wurden in den vergangenen Jahren verstärkt Verfahren zur automatischen Interpretation großer Datenmengen untersucht und entwickelt. In dieser Arbeit konzentrieren wir uns auf die Interpretation von Vektordaten. In ihnen ist ein großes Wissenspotential gespeichert, welches sich nicht nur durch die explizit enthaltenen geometrischen Elemente und deren Attribute ausdrückt, sondern vielmehr auch als implizites Wissen im Hinblick auf topologische Zusammenhänge und typische Strukturen bzw. Anordnungen der geometrischen Merkmale gegeben ist. Derartige Informationen werden normalerweise in den Datenbanken nicht ausdrücklich gespeichert, so dass ein Bedarf für die automatisierte Interpretation solcher Vektordaten besteht.

Die Arbeit konzentriert sich auf die Untersuchung von Straßendaten, insbesondere auf das Straßennetzwerk innerhalb von Stadtgebieten und führt in das Gebiet der Erkennung von typischen Mustern in Straßennetzwerken ein. Straßen- und Wegeverbindungen spielen eine wichtige Rolle in der Entwicklung von Städten, Regionen und verschiedenen Landnutzungen. Sie stellen das Geflecht dar, mit dessen Hilfe Parzellen, Stadtgebiete und Landstriche miteinander verbunden sind und bilden somit die Grundlage für Nachbarschafts- und andere topologische Beziehungen zwischen den Landschaftselementen. Ökonomische, physikalische und stadtplanerische Aspekte sind für diese Beziehungen von großer Bedeutung. Aus diesem Grunde folgt der Aufbau der Städte häufig bestimmten strukturellen Schemata, welche sich in typischen Mustern im Straßennetzwerk widerspiegeln.

Die automatische Detektion solcher Muster ist der Ausgangspunkt für weitergehende Analysen, sie stellt den Schwerpunkt der Arbeit dar. Wir nutzen Liniengeometrien, welche die Straßenverbindungen repräsentieren und untersuchen sie mithilfe graphengestützter Ansätze. Es werden zunächst elementare Basisstrukturen vorgestellt, z.B. auf dem Erscheinungsbild verschiedener Straßenkreuzungen beruhende Muster und sogenannte Strokes. Anschließend wird der Fokus auf die Identifikation von komplexeren Straßenmustern gerichtet, welche durch das Zusammenspiel von vielen Elementen eines Straßennetzwerkes entstehen. Im einzelnen werden gitter-, stern- und ringförmige Strukturen beschrieben und analysiert sowie Algorithmen für deren automatische Detektion entwickelt und vorgestellt. Zu diesem Zweck werden Methoden und Ansätze aus dem Bereich der Mustererkennung, der Graphentheorie, des Data Mining und des Graphics Recognition erläutert und für die automatische Extraktion von Straßenmustern in Vektordaten angewendet. Anhand realer Straßendatensätze werden die Ansätze diskutiert und die Ergebnisse durch Beispiele belegt.

Die Gewinnung impliziter Information aus Vektordaten ist für viele weiterführende Aufgaben und Anwendungen von Bedeutung. Die extrahierten Straßennetzwerkstrukturen und ihre typischen Charakteristiken bieten insbesondere die Möglichkeit der Wissensanreicherung für Themengebiete wie z.B. Stadtplanung, Architektur, Kartengeneralisierung, automatische Kartenerstellung, Datenvisualisierung, automatische Annotation von Datenbanken oder Informationsgewinnung aus dem Internet. Am Beispiel der computergestützten Lokalisierung des Zentrums einer Stadt, welches eine zwar wichtige, aber häufig nicht explizit in den Daten gespeicherte Information ist, wird die Nutzbarkeit der gewonnenen Strukturinformationen veranschaulicht.

Abstract

Spatial data plays a major role in many areas. It is an important source of information for a wide range of applications. The quality and quantity of data have increased in the last decades, resulting in a huge amount of data in the field of geoinformation. The data itself may be available in different formats, for instance as image representations or vector data annotated with attributes.

As a result of the multitude of information, various techniques for the automatic interpretation of large quantities of data have been investigated and implemented. In this thesis we will concentrate especially on the interpretation of vector data. Vector data contains a great potential of knowledge, which is given not only by means of explicitly stored geometric elements and their predicates but rather encoded as implicit knowledge in terms of topological connections, relations between elements, and typical structures or configurations of single geometric features. The databases usually do not explicitly store such implicit information on patterns. Thus, a considerable need for interpretation of this data exists.

The study will concentrate on the investigation of road data, especially on the road network within urban areas. The subject of recognition of typical patterns in road networks will be introduced. Roads or transport routes are important for the development of towns, regions and different land uses. They form the network to connect single land parcels, districts or zones, thus constituting the basis of neighbourhoods and topological relations between different structural components in the landscape. For this reason the design of cities often follows certain structural schemes, which are reflected in typical patterns of the road network.

The automatic detection of such patterns is the main focus of this study. We use line geometries, which represent the roads, and analyse them with use of graph theoretical approaches. At first fundamental basic structures are introduced, e.g. patterns based on the varying appearance of junctions or the so called strokes. Subsequently the emphasis will be concentrated on the identification of more complex road patterns, which result from the combination of larger regions or many single features of the road network. Especially gridlike, starlike and ring-shaped structures will be described and analysed in detail. Furthermore, we will show and implement algorithms in order to detect them automatically. For these purposes we will familiarise the reader with different methods and approaches established in the field of pattern recognition, graph theory, data mining and graphics recognition and we will apply them to the automatic extraction of road patterns in vector data. The approaches and their results will be discussed by application to real data sets.

The extraction of implicit information from vector data is an important factor for further tasks and applications. The detected road network structures and their typical characteristics provide an opportunity for knowledge enhancement in domains like town planning, architecture, map generalisation, automatic map generation, visualisation of data, automatic annotation of databases, as well as information retrieval from the internet. The usability of the gained road structures is illustrated on the example of a computer-assisted localisation of a city centre.

Kapitel 1

Einleitung

1.1 Allgemeine Einführung

In vielen Bereichen der Wirtschaft spielen heute Datenbanken eine entscheidende Rolle, um mit sehr großen Datenmengen effizient und sicher umgehen zu können. Auch im Bereich der Geoinformation existieren riesige Datenmengen, welche in den letzten Jahrzehnten erzeugt und gespeichert wurden. Die Daten selbst liegen dabei in den unterschiedlichsten Formaten vor, angefangen von Bildinformation bis hin zu attribuierten Vektordaten.

Aufgrund der Informationsmenge wurden in den vergangenen Jahren verstärkt Verfahren zur Visualisierung und zur Interpretation großer Datenmengen untersucht und entwickelt. Im Bereich der Geoinformatik kommen bei der Visualisierung unterschiedliche Methoden und Endgeräte zum Einsatz. Die Vielfalt reicht von einer herkömmlichen auf Papier gedruckten Karte über Darstellungen im Internet bis hin zur Anwendung von mobilem Equipment wie PDAs oder „Augmented Reality“-Systemen (Bimber & Raskar 2005, Schöning 2007). Für unterschiedliche Ausgabegeräte müssen jeweils differenzierte Verfahren zur Darstellung der Daten angewendet werden. In diesem Zusammenhang spielen Selektionsmöglichkeiten und potentielle Interpretationen der Daten eine große Rolle, da mit zunehmender Digitalisierung und der Forderung nach benutzerspezifischer Darstellung der Daten „On Demand“ (Reichenbacher 2004) die Auswahl der zu liefernden Information das Maß an Kundenzufriedenheit und Einsetzbarkeit des Systems wesentlich beeinflusst.

In herkömmlichen Karten wurde diese Interpretationsarbeit von Kartographen vorgenommen, z.B. mit den allgemein bekannten Verfahren zur Generalisierung der Daten, aber auch durch semantische Auswahl von spezieller Information wie z.B. für eine Fahrrad- oder Wanderkarte. Der Trend der vergangenen Jahre zeigt, dass immer häufiger der Benutzer selbst entscheiden will und soll, welche Information er zu sehen bekommt und welche nicht (Reichenbacher 2004). Dies ist durch die digitale Speicherung jeglicher Geoinformation und den direkten Zugriff auf Datenbanken prinzipiell möglich geworden. Allerdings besteht hier ein immenser Bedarf an Vorverarbeitung, Interpretation und Selektion der Rohdaten - bezüglich der semantischen Information wie auch der geometrischen Detailtreue. Die Notwendigkeit der Visualisierung auf kleinen Displays (Brenner & Sester 2005) und die gleichzeitig stetig wachsende Flut an erhältlichen Informationen zeigt, dass diese Aufgabe von essentieller Bedeutung ist.

Die Interpretation von Geodaten spielt aber nicht nur bei der Visualisierung von Information eine große Rolle. Sie ist ebenso ein wesentlicher Baustein für die Anreicherung von in Geoinformationssystemen (GIS) vorhandenen Daten mit Zusatzinformationen oder für die Suche nach spezifischen Geodaten z.B. im Internet. Ähnlich dem intuitiven Vorgehen des Betrachters einer Karte, der während des Sehprozesses gleichzeitig kognitive Fähigkeiten einsetzt, um die dargestellten Linien, Flächen, Symbole, Texte etc. zu einem Gesamtbild zu vereinigen und Schlußfolgerungen bezüglich seiner „Suchanfrage“ an die Karte zu ziehen, sollten für digitale Datenbestände, seien sie in einem GIS oder auch im Internet gespeichert, Möglichkeiten bestehen, derartige Analysen durchzuführen, um über rein attributive Suchanfragen hinaus auch höherwertige Information abfragen zu können.

Eine über die explizit vorliegende Information - wie z.B. einen Linienverlauf mit den gespeicherten Attributen Bedeutung, Breite und Zustand der Linie oder ein Bild mit Farb- bzw. Grauwertpixeln - hinausgehende höherwertige Information werden wir im folgenden als implizite Information bezeichnen. Diese läßt sich häufig nicht aus den einzelnen Daten, wie z.B. einer Linie oder einem Pixel, ableiten. Die Entdeckung von impliziter Information hängt vielmehr

von dem Zusammenspiel der einzelnen Elemente ab. Man kann sie mit Methoden der geometrisch-thematischen Datenanalyse in einem GIS inspizieren und aufdecken.

In diesem Zusammenhang spielen auch Lernverfahren eine große Rolle, da sie die Voraussetzung sind, um neues Wissen nicht nur zu erwerben und zu speichern, sondern auch als erlangtes Vorwissen in weitere Interpretationsprozesse einzubauen. Letztendlich mündet diese Aufgabe in die Übertragung der menschlichen kognitiven Fähigkeiten und Lernprozesse in die Computersprache. Das „Denken in Mustern“ des Menschen muß zum Bestandteil von Computerprogrammen werden, um höherwertige Information automatisch erkennen und weiterverarbeiten zu können. Allerdings sollen kognitive Untersuchungen nicht Bestandteil dieser Arbeit sein, auf sie wird nur am Rande eingegangen. Ziel dieser Arbeit ist es vielmehr, basierend auf bereits bekannten Mustern Algorithmen zu entwickeln, um diese Muster automatisch in Datenbeständen zu detektieren.

1.2 Motivation: Mustererkennung in Vektordaten

Die Motivation für diese Arbeit entsprang zu einem großen Teil aus unserer Beteiligung am EU-Projekt *SPIRIT*¹. SPIRIT ist ein Forschungsprojekt, welches sich zum Ziel gesetzt hat, eine Internet-Suchmaschine mit der Fähigkeit zur „intelligenten“ raumbezogenen Suche zu entwickeln. Speziell wurden von uns Techniken und Methoden zur semantischen Anreicherung von vektorbasierten Webseiteninhalten und von geographischen Datensätzen untersucht. Als Beispiel soll hier die Suche nach Innenstädten dienen. Für eine derartige Fragestellung müssten explizit Informationen über das Stadtzentrum in den weltweit verteilten Datensätzen gespeichert sein. Dies wiederum würde eine begrifflich einheitliche Speicherung solcher Information erfordern, so dass an diesem Punkt sogenannte Ontologien² zum Einsatz kommen, welche für verschiedene Begrifflichkeiten und Bedeutungen aufgrund unterschiedlicher Sprachen, Kulturen etc. eine semantische Verbindung herstellen.

Eine derartige umfassende Ontologie müsste manuell erstellt werden und ist selbst für Teilgebiete häufig nicht existent. Aus diesem Grunde konzentriert sich diese Arbeit auf eine zweite Möglichkeit, Informationen aus den Datensätzen abzuleiten - durch automatische Detektionsalgorithmen, die in den geographischen Daten aktuell Strukturen und Muster aufdecken, welche als Grundlage für die gestellte Suchanfrage dienen können. Die Arbeit konzentriert sich hierbei ausschließlich auf die Untersuchung von Vektordaten, speziell auf die Untersuchung, inwieweit Vektordaten über das herkömmliche Maß hinaus aufbereitet und genutzt werden können, indem automatisch zusätzliche Informationen aus den Daten abgeleitet werden. Es handelt sich dabei um die Erkennung von typischen Mustern in linienhaften Netzwerken, speziell in Straßennetzen. Für diese Analysen wurden Datensätze aus verschiedenen Geodatenbanken verwendet.

Der übliche Aufbau von Geodatenbanken zur Speicherung geometrischer und attributiver Information erfolgt durch Erfassung der Elemente mit Meßverfahren sowie durch zumeist manuelle Anreicherung mit Zusatzinformationen. Typische Beispiele sind hier *ATKIS*³ oder auch Datenbestände zur Fahrzeugnavigation, beispielsweise von den Firmen *NAVTEQ* und *TeleAtlas*. Die beschreibenden Informationen wie Bedeutung der Straßen, topographisch und thematisch wichtige Punkte oder Angaben bzgl. der Nutzung müssen hier zumeist mit einem entsprechend hohen Aufwand separat erfaßt, in das System eingespeist, verwaltet und aktuell gehalten werden. Die Nutzbarkeit der Datenbestände steigt allerdings erheblich durch derartige Attributierungen, da der Anwender hieraus wesentliche Informationen schöpfen kann. Die manuelle Anreicherung der Datenbestände ist jedoch zeit- und kostenintensiv. Dies ist zweifellos ein wesentlicher Impuls für die Untersuchung der Möglichkeit einer automatischen Extraktion von impliziter Information aus Vektordaten.

Darüber hinaus liefert aber auch die Tatsache Motivation, dass bestimmte Informationen nicht immer offensichtlich zu Tage treten müssen und sich dementsprechend einer manuellen Anreicherung entziehen. Derartiges inhärentes Wissen läßt sich aber durch die Analyse einer Vielzahl von geometrischen und topologischen Daten mithilfe statistischer Verfahren, Algorithmen aus der Bildverarbeitung u.v.a.m. durchaus aufdecken. Auf diese Weise können unbekannte Regelmäßigkeiten und Muster erkannt werden. Die detektierten Strukturen wiederum können Grundlage für weiteren Erkenntnisgewinn sein. Am Beispiel von typischen Straßenanordnungen, welche spezifische Muster in der Struktur einer Siedlung darstellen, sowie deren automatischer Detektion soll aufgezeigt werden, dass durch Algorithmen der Mustererkennung implizite Information aufgedeckt werden kann. Auf eine weitere Nutzung solcher impliziten

¹SPIRIT: Spatially-Aware Information Retrieval on the Internet. Als Resultat wurde ein Prototyp einer Suchmaschine entwickelt, welcher neue Techniken zur räumlichen Suche einsetzt (<http://www.geo-spirit.org>).

²Ontologien stellen im Bereich der Wissensrepräsentation ein System zur formalen Beschreibung von Begriffen und Relationen dar. Nach Gruber (1993) ist eine Ontologie „die explizite Spezifikation einer Konzeptualisierung“.

³Amtliches Topographisch-Kartographisches Informationssystem (<http://www.adv-online.de/produkte/atkis.htm>)

Information wird zudem am Beispiel der Festlegung von Stadtzentren eingegangen. Die Analyse der Straßendaten sowie der detektierten Muster läßt uns zu der Annahme kommen, dass die Geometrie der Straßenführung ausreichend Informationen enthält, um eine Lokalisierung des Kerns einer Stadt vornehmen zu können.

Die vorgestellten Untersuchungen und Ergebnisse können vielfältig genutzt werden. Obwohl die Interpretation von Vektordaten im Forschungsbereich bisher in nur geringem Maße beachtet wurde, spielt sie in der Praxis oft eine große Rolle. Beispielsweise sind GIS-Analysen, wie z.B. typische Standortanalysen in herkömmlichen Geoinformationssystemen, auf die Auswertung der Informationen, die die Vektordaten liefern, angewiesen. Auch andere Automationsaufgaben, wie z.B. die Generalisierung, setzen die Interpretation der Daten voraus. Allerdings wird in derartige Prozesse nach wie vor häufig das Wissen des Menschen durch manuelle Tätigkeiten und Anreicherungen eingebracht. Diese Arbeit soll ein Beitrag sein, derartige und ähnliche Aufgabenstellungen durch automatisierte Interpretation zu unterstützen oder zu ersetzen.

1.3 Ausgangssituation

Die Arbeit konzentriert sich ausschließlich auf die Untersuchung von Straßendaten innerhalb von Stadtgebieten. Die Datenquelle der Ausgangssituation ist dabei unerheblich, es muß sich lediglich um linienhafte Objekte handeln, die den Straßenverlauf widerspiegeln. Ein weiterer wesentlicher Gesichtspunkt ist die völlige Unabhängigkeit von Straßen- bzw. Linienattributierungen, wie man sie in typischen Geoinformationssystemen oder Datensätzen zur Navigation vorfindet. Die vorgestellten Verfahren benötigen keinerlei den linienhaften Objekten zugehörige Attribute, wie z.B. Straßennamen, Routing-Informationen, Breitenangaben oder Straßenklassifizierungen. Obwohl heutige Datenbanken solche Informationen bereits enthalten können, wurde bewußt auf eine Verwendung derartiger Attribute verzichtet. Folgende Gründe möchten wir dafür anführen:

- Ein erster wesentlicher Gesichtspunkt besteht darin, dass viele der von uns untersuchten Muster überhaupt nicht bzw. nicht hinreichend durch die Berücksichtigung von Attributierungen entdeckt werden könnten. Z.B. sind Ringstraßen als solche aus topographischer Sicht keine gesonderte Kategorie und werden daher nicht speziell attribuiert. Ebenso müssen sie nicht ausschließlich aus höherrangigen Straßen bestehen, oder es müssen nicht alle Teilstücke denselben Straßennamen aufweisen. Vorliegende Objekteigenschaften könnten daher den Suchprozeß zwar unterstützen, aber nicht die Verfahren zur Detektion ersetzen.
- Für die Untersuchung wurden Datensätze aus unterschiedlichen Quellen herangezogen, z.B. ATKIS-Daten, Datensätze der Firma *TeleAtlas*⁴, die französischen topographischen Daten BDTopo. All diese Datenbestände weisen sehr unterschiedliche Attributierungen auf. Dies betrifft einerseits die Art, Menge und Speicherungsart (z.B. verbal - non-verbal, klassifiziert - unklassifiziert oder verschlüsselt - unverschlüsselt) der erfaßten Attribute, aber andererseits auch die Differenzierung in der Bedeutung ein und desselben Attributs in unterschiedlichen Datensätzen. So liegen z.B. die Straßen in den Daten der Firma TeleAtlas differenziert in 9 verschiedene Klassen (00 - Autobahn bis 08 - kleiner Weg) vor, dagegen weisen die französischen Daten lediglich zwei Attribute auf („tronçon route“ - Straße sowie „tronçon chemin“ - Weg).
- Zudem weisen nicht alle Datensätze Attributierungen auf. Reine Digitalisierungen können genauso untersucht werden wie auch Datensätze unbekannter Herkunft, für welche kein Attributschema vorliegt.
- Die Motivation für diese Arbeit entsprang zu einem großen Teil aus dem EU-Projekt SPIRIT. An diesem Projekt beteiligten sich 6 Gruppen aus 5 Ländern, so dass Übersetzungen notwendig wären, um nominale Attribute zu verstehen und zu vereinheitlichen. Auf die manuelle Erstellung einer Ontologie, um im voraus dieses und oben genanntes Problem zu bewältigen, wurde bewußt verzichtet. Das Ziel dieser Arbeit ist darin zu sehen, dass durch die Entdeckung von Mustern in attributfreien Daten allgemeingültige Regeln und Strukturen erkannt werden, welche automatisch hilfreiche Anreicherungen hervorbringen und den Aufbau einer Ontologie unterstützen können.
- Ein weiterer Grund liegt in der Möglichkeit zur Übertragung der Methoden und Forschungsergebnisse auf andere Anwendungen wie z.B. die Bildverarbeitung. Der Feature-Extraktion aus Bilddaten schließt sich gewöhnlich eine Interpretation der extrahierten Objekte an. Diese sind normalerweise nicht mit Attributen wie den oben

⁴Gegründet 1984, ist TeleAtlas ein weltweit führender Anbieter für digitale Karten und dynamische Positionierungsinhalte für eine Vielzahl von Navigationsanwendungen, Location-based Services und GIS-Lösungen. Die Datenbasis von TeleAtlas ist eine sehr präzise Repräsentation des aktuellen Straßennetzes. (<http://www.teleatlas.com>)

erwähnten ausgestattet. Die entwickelten Algorithmen ließen sich also problemlos auf unattributierte linienförmige Elemente der extrahierten Objekte anwenden.

Die oben genannten Gründe haben uns bewogen, Attributierungen der Straßendaten nicht zu nutzen. Obwohl dadurch sicherlich wertvolle Information verworfen wird, birgt diese Vorgehensweise aber gleichzeitig den Vorteil, dass die entwickelten Verfahren allgemein anwendbar und auf andere Fragestellungen übertragbar sind, ohne den Ursprung der Daten kennen zu müssen. Umgekehrt leistet die Erkennung der Straßenstrukturen einen Beitrag, um automatische Attributierungen vornehmen zu können.

1.4 Zielsetzungen der Arbeit

Die allgemeine Zielsetzung dieser Arbeit besteht in der automatischen Ableitung von zusätzlichen räumlichen Informationen aus Vektordaten. Es handelt sich dabei um die Erkennung von typischen Mustern in Straßennetzwerken. Im Rahmen eines konzeptionellen Entwurfs zur Analyse der linienhaften Straßendaten und der Implementierung von automatischen Detektionsalgorithmen soll die Arbeit generell aufzeigen, dass die Auswertung von Vektordaten implizite Information hervorbringen und die Wertigkeit der Daten wesentlich erhöhen kann. Diese Forschungsarbeit zielt darauf ab, eine neue Thematik in die Wissenschaft einzubringen insofern, als dass nicht nur die Mustererkennung in Bild-daten, sondern ebenso in Vektordaten von großem Nutzen sein kann. Die folgende Liste beschreibt die spezifischen Ziele dieser Arbeit:

- Entwicklung eines allgemeinen Rahmens zur automatisierten Untersuchung von Straßennetzwerken
- Entwurf und Implementierung von Algorithmen zur automatischen Detektion von typischen Mustern in Straßennetzwerken. Es werden in dieser Arbeit speziell komplexe lineare, gitterförmige, sternförmige und ringförmige Strukturen untersucht.
- Aufzeigen der Anwendungsmöglichkeiten solcher automatisch extrahierten Muster

1.5 Inhalt dieser Arbeit

Die vorliegende Arbeit stützt sich auf zwei wesentliche Säulen,

- die städtebauliche Entstehung von typischen in Straßennetzwerken vorhandenen Mustern sowie
- Algorithmen und Techniken zur Mustererkennung und Interpretation von Daten, wie sie z.B. aus der Bildverarbeitung, dem Data Mining und der Graphentheorie bekannt sind.

In Kapitel 2 werden deshalb zunächst kurze Einführungen in das Thema der Kognition bzw. Wahrnehmung von Mustern und in grundlegende Verfahren zur Ableitung impliziten Wissens, wie z.B. die Mustererkennung, das Data Mining, die Anwendung der Graphentheorie oder die Interpretation von Graphiken gegeben, und es wird auf verwandte Arbeiten bezüglich der Interpretation von Daten, speziell von Vektor- bzw. Straßendaten, eingegangen.

Ein wesentlicher Gesichtspunkt dieser Arbeit ist die ausschließliche Betrachtung von Straßendaten und deren Strukturen innerhalb von Siedlungsgebieten. Das Verkehrswegenetz einer Stadt - dessen Entstehung, struktureller Aufbau und Erscheinungsbild - ist stark geprägt von ökonomischen Zwängen und menschlichem Planen. Nachbardisziplinen wie die Stadtgeographie, der Städtebau, die Architektur oder die Wirtschaftsgeographie beschäftigen sich u.a. mit der Erklärung und Klassifizierung stadtgeschichtlicher und -struktureller Phänomene. Kapitel 3 beleuchtet daher diese Wissenschaftsgebiete, beschreibt wichtige städtebauliche Straßenanordnungen näher und identifiziert einige grundlegende Muster.

Kapitel 4 zeigt das dieser Arbeit zugrundeliegende generelle Vorgehen zur Extraktion impliziten Wissens auf, bevor dann in Kapitel 5 auf die Erkennung expliziter Muster eingegangen wird. Dieser Teil illustriert für jedes spezielle Muster - verschiedene Knotentypen, Strokes, Gitter, sternförmige und ringförmige Strukturen - dessen Eigenschaften, die Vorgehensweise zu deren Extraktion, verwendete Algorithmen, die technische Umsetzung sowie verschiedene Beispiele in Straßendatensätzen.

Kapitel 6 dient dem Vergleich der Ergebnisse der funktionellen/algorithmischen Umsetzung mit menschlichen Mustererkennungsfähigkeiten und der Evaluation anhand von ausgewählten Beispielen.

Die extrahierten Muster sind Grundlage für die Entdeckung weiteren impliziten Wissens, wofür Szenarien entworfen und zusätzliche Anwendungen in Kapitel 7 aufgezeigt werden.

Kapitel 8 liefert eine Zusammenfassung aller durch diese Forschungsarbeit gewonnenen Erkenntnisse und einen Ausblick für weitere Untersuchungsmöglichkeiten.

Kapitel 2

Interpretation räumlicher Daten - Grundlagen und verwandte Arbeiten

Den Ausspruch von Aristoteles: „Das Ganze ist mehr als die Summe seiner Teile“ kann man als Motto für die vorliegende Arbeit verstehen. Es soll untersucht werden, ob und inwieweit Vektordaten, die per se zunächst nur geometrische Informationen repräsentieren, so interpretiert werden können, dass darüber hinausgehende Informationen gewonnen werden können. Insofern könnte man das Zitat auf das Untersuchungsziel gerichtet abwandeln: Der Inhalt eines räumlichen Datensatzes ist mehr als die Summe der geometrischen Daten.

Abbildung 2.1 beruht auf einem ATKIS-Datensatz, wobei ausschließlich linienhafte Darstellungen des Straßenverkehrs abgebildet sind. Man erkennt Straßen in unterschiedlicher Dichte, so dass wir selbstverständlich schlußfolgern, dass in der Mitte der Darstellung eine Ortschaft abgebildet ist. Letztendlich ist auch diese Aussage schon eine Interpretation des Datensatzes, die ein Mensch aufgrund der Anhäufung von Gelerntem vornehmen kann. Jedoch soll eine derartige Aussage nicht das alleinige Ziel dieser Arbeit sein, sondern vielmehr sollen tiefergehende Erkenntnisse über das Zusammenspiel der Daten gewonnen werden. In diesem Zusammenhang soll hier von Mustererkennung gesprochen werden, da typische Muster eine große Rolle in unserem kognitiven Leistungsvermögen spielen.



Abbildung 2.1: Verkehrsnetz ohne Information über die Straßenklassifikation

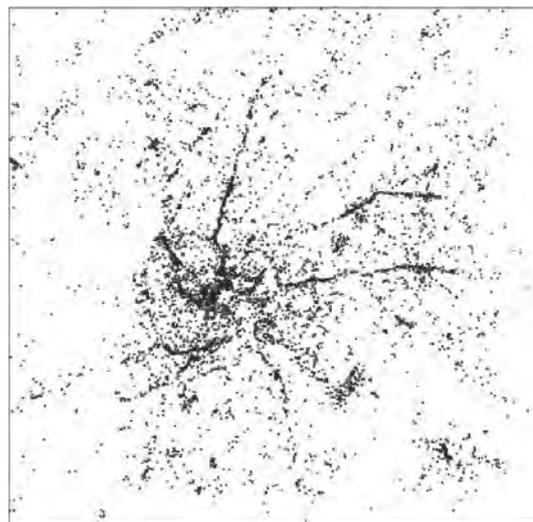


Abbildung 2.2: Verteilung der Postadressen von kommerziellen Nutzungen in Bristol/England - jeder Punkt stellt die Postanschrift eines Gebäudes, welches zu Gewerbezwecken genutzt wird, dar (entnommen aus (Mesev 2005))

Obwohl die Darstellung lediglich aus einer Anzahl Linien besteht, gibt es eine Reihe von Informationen, die wir ihr entnehmen. Wir können mögliche Hauptstraßen identifizieren, indem wir den Verlauf der Linien in Betracht ziehen, deren Geradlinigkeit, die Häufigkeit von Kreuzungen mit anderen Wegen sowie die Form der Kreuzungen betrachten. Auch scheint es möglich zu sein, den Stadtkern abzugrenzen. Die Dichte des Straßennetzes sowie die Tatsache, dass dort viele und auch größere Straßen zusammentreffen, sind für den Betrachter eine starke Informationsquelle. Selbst Aussagen zur Siedlungsstruktur und damit indirekt zur Entstehungsgeschichte der Stadt sind anhand des Straßennetzes möglich. So unterscheidet sich ein Haufendorf erheblich von einem langgestreckten Straßendorf. Auch eine Hafenstadt hat ein wesentlich anderes Erscheinungsbild als eine zentral im Land gelegene oder eine in einem engen Tal eingeschlossene Stadt. Diese Annahmen bilden die Veranlassung für die Untersuchung von Vektordaten mit dem Ziel der Detektion solchen impliziten Wissens.

Die Aufdeckung impliziten Wissens basiert auf der Untersuchung von Regelmäßigkeiten, gewissen Strukturen bzw. Regeln in den Vektordaten. Bei Mustern spiegeln Charakteristiken wie Form, Orientierung, Konnektivität, Dichte, Verteilung, Häufigkeit oder reguläre Wiederholungen einzelner Elemente oder Objektgruppen die Qualität des Musters wider und bestimmen dessen Erscheinungsbild (Mackaness & Edwards 2002).

Einfache Muster beschränken sich zumeist auf eine Objektart bzw. einen Elementtyp (Punkte, Linien, Flächen), wobei die einzelnen Objekte so angeordnet sind, dass darin ein Schema erkennbar wird. Andere Muster dagegen können sehr komplex sein. Häufig spielen in derartigen Mustern mehrere Objektarten eine wichtige Rolle. Die Anordnung und das Zusammenwirken der einzelnen Objekte verschiedener Typen wie Straßen und Gebäude ergeben ein neues Muster. Z.B. ist es sicherlich ein typisches Phänomen, dass die Entwicklung von Siedlungsgebieten bandförmig entlang von Verkehrsstraßen fortschreitet. Abbildung 2.2 zeigt die Verteilung der Adresspunkte von kommerziellen Nutzungen in Bristol/England, wobei jeder Punkt die Postanschrift eines Gebäudes, welches zu Gewerbezwecken genutzt wird, darstellt. Man kann deutlich erkennen, dass sich die Gewerbe- und Industriestandorte in bestimmten Gegenden häufen und teilweise lineare Anordnungen bilden. Somit liegt die Vermutung nahe, dass die linearen Strukturen entlang von größeren Straßen entstehen, da sich dort normalerweise gewerbliche Betriebe ansiedeln und die Häufungen das Stadtzentrum und Unterzentren darstellen. Beim Anblick einer Karte wird ein Mensch solche Strukturen augenblicklich erfassen. Andererseits wird bei Abweichungen von derartigen Mustern nach Ursachen gesucht und es wird vermutet, dass hier Zwänge vorliegen, die die bekannten Strukturen nicht zulassen (natürliche oder künstliche Barrieren). Ein weiteres Beispiel eines komplexen Musters ist in den Kreuzungen von Schiene und Straße zu finden. Sobald sich zwei derartige Linien schneiden, ziehen wir sofort die Möglichkeit in Erwägung, dass hier eine Über- oder Unterführung vorhanden sein könnte.

Einige Charakteristiken der Daten können durch simple GIS-Funktionalitäten bestimmt werden, wie z.B. die Fläche bzw. Größe eines Objektes oder die Anzahl des Auftretens gleichartiger Objekte. Allerdings liegt hier auch schon ein wesentliches Problem im Detail - welche Objekte/Elemente sind gleichartig? Die Bewertung anderer Eigenschaften wie z.B. der Dichte, Verteilung, Distanz oder Nachbarschaft der Objekte ist dagegen schon aufwendiger, da sich in diesen Fällen topologische Beziehungen auswirken und räumliche Abgrenzungen getroffen werden müssen. Die Dateninterpretation sollte möglichst unabhängig von absoluten Schrankenwerten oder a priori festgelegten Größen sein, die nur für spezielle Daten in einem bestimmten Kontext gelten und die Anwendbarkeit der Algorithmen auf beliebige Datensätze einschränken. Letztendlich ist aber für die Mustererkennung bzw. Informationsgewinnung wesentlich, dass gerade die Analyse der Attribute und Eigenschaften erst aufzeigen muß, welche Charakteristiken für den jeweiligen Datensatz herausragend sind. Dieses Wissen ist nicht von vornherein gegeben, da unterschiedliche Eigenschaften verschieden stark den einen Datensatz von einem anderen, bzw. das Muster von dem „Nicht-Muster“, unterscheiden können. Darüberhinaus wird erst die Kombination von einzelnen Werten und spezifischen Merkmalen, die Berücksichtigung von topologischen Beziehungen und das Zusammenspiel von (zu detektierenden) Grundmustern Schlußfolgerungen über den Informationsgehalt eines Datensatzes zulassen - Schlußfolgerungen, zu denen ein Mensch durch sein angeleitetes Wissen in der Lage ist.

2.1 Wahrnehmung von Mustern

In dieser Arbeit verstehen wir unter dem Begriff Muster eine aus der Kombination bestimmter Motive bestehende Struktur oder Anordnung, welche einem bestimmtem Schema folgt. Viele bedeutsame Dinge weisen Muster auf, deren wahrnehmbare Eigenschaften durch ein Mindestmaß an Wiederholung gekennzeichnet sind, wobei die Wiederholungen exakt oder stochastisch sein können. Diese Wiederholungen in den Strukturen sind dafür verantwortlich, dass sich Muster gut erkennen lassen. Die Komplexität von Mustern kann in einem weiten Bereich zwischen perfekter Symmetrie und schon fast strukturlosem Rauschen schwanken, ihre quantitative Bewertung ist ein spezielles Problem

der Mustererkennung. Die Erforschung komplexer Strukturen sowie die Möglichkeiten der Beschreibung und quantitativen Charakterisierung komplexer Strukturen mit Hilfe verschiedener Entropie- und Informationsmaße beschreiben Ebeling, Freund & Schweitzer (1998).

Die Wahrnehmung von Mustern durch den Menschen ist Bestandteil der Gestalttheorie ebenso wie der Kognitionswissenschaft. Die Entstehung von Ordnung im psychischen Geschehen, d.h. in der Wahrnehmung, im Denken, Fühlen und Verhalten, ist Gegenstand der Untersuchungen der Gestalttheorie bzw. -psychologie (Wertheimer 1925). Sie geht davon aus, dass Menschen ihre Wahrnehmungen in bestimmten Mustern organisieren (Metzger 1953). Beispiele der Gestaltpsychologie in der optischen Wahrnehmung beinhalten die Wahrnehmung eines unvollständigen Kreises als Ganzes oder einer Ansammlung von Punkten als Form. Das Gehirn vervollständigt dabei die fehlenden Teile durch Extrapolation.

„Unsere Sinnesorgane und unser Zentralnervensystem sind als Ergebnis einer stammesgeschichtlichen Entwicklung genetisch so programmiert, dass sie in der Lage sind, Regelmäßigkeiten und damit Ordnung zu erkennen. Dass es solche Regelmäßigkeiten gibt, die man entdecken kann, ist wohl eine Primärhypothese, auf der sich unsere Existenz gründet. Wir sind so gebaut, dass wir sie erwarten. Erfüllt sich die Erwartung, dann erleben wir dies als Entdeckungserlebnis. Unsere Sinneswahrnehmung ist aktiv auf der Suche nach gestalthaft Erfassbarem. Das haben die Gestaltpsychologen schon früh heraus gefunden. Haben wir etwas wahrgenommen und erkannt, dann fragt unsere Wahrnehmung häufig nach: Was gibt es noch zu sehen? Sie löst sich dabei von dem bereits Wahrgenommenen. Das geschieht vor allem bei Bildern, die verschiedene Möglichkeiten der Interpretation zulassen.“ (I. Eibl-Eibesfeldt in (Haeckel, Breidbach & Eibl-Eibesfeldt 1998))

Beispiele für die Suche nach Ordnung sind in den Abbildungen 2.3 und 2.4 zu sehen. Der Neckersche Würfel ist ein bekanntes Modell für eine Wahrnehmung, die verschiedene Möglichkeiten der Interpretation zulässt. Sobald das Bild erfaßt wurde, beginnt die Suche nach weiterer Information, wodurch nach einem kurzen Zeitraum das Bild umspringt, so dass Hinter- und Vordergrund wechseln. Ein ähnliches Phänomen erkennt man am Beispiel von Abbildung 2.4. Zunächst führt das Streben nach Ordnung zu einer Fixierung auf für uns dominante, regelmäßige Strukturen, z.B. kleine Kreise mit schwarzem Mittelpunkt. Sind diese Strukturen erfaßt, können detailreichere Analysen durchgeführt werden, wodurch sich andere regelmäßige Strukturen, z.B. größere Kreise oder Rosetten, erkennen lassen. Die Qualität und Quantität der erkannten Muster ist subjektiv sehr unterschiedlich. Die wechselnde Interpretation kann bei genügend Übung zwar willkürlich herbeigeführt werden, die Wahrnehmungsvarianten können aber weder willkürlich verändert, noch gleichzeitig erfaßt werden.

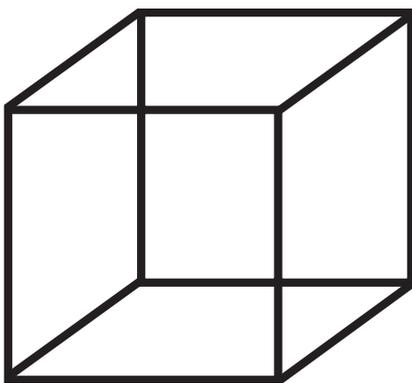


Abbildung 2.3: Der Neckersche Würfel - ein Beispiel für ein sog. Umspringbild, das die suchende Leistung der Wahrnehmung belegt.

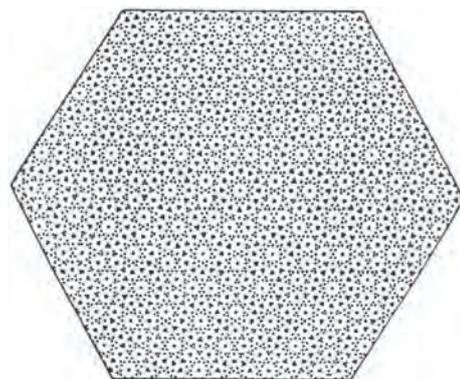


Abbildung 2.4: Suche nach Ordnung. Unsere Wahrnehmung strukturiert das Wahrgenommene und interpretiert es auf wechselnde Weise (entnommen aus (Marr 1982)).

Durch die Gestalttheorie wurden verschiedene Gesetzmäßigkeiten der Wahrnehmung in den sogenannten Gestaltgesetzen festgeschrieben (Wertheimer 1923):

- Gesetz der Prägnanz:
Es werden bevorzugt Gestalten wahrgenommen, die sich von anderen durch ein bestimmtes Merkmal abheben.

- Gesetz der Nähe:
Elemente mit geringen Abständen zueinander werden als zusammengehörig wahrgenommen.
- Gesetz der Ähnlichkeit:
Einander ähnliche Elemente werden eher als zusammengehörig erlebt als einander unähnliche.
- Gesetz der Kontinuität / guten Fortsetzung:
Reize, die eine Fortsetzung vorangehender Reize zu sein scheinen, werden als zusammengehörig angesehen.
- Gesetz der Geschlossenheit:
Linien, die eine Fläche umschließen, werden unter sonst gleichen Umständen leichter als eine Einheit aufgefaßt als diejenigen, die sich nicht zusammenschließen.
- Gesetz des gemeinsamen Schicksals:
Zwei oder mehrere sich gleichzeitig in eine Richtung bewegende Elemente werden als eine Einheit oder Gestalt wahrgenommen.

Diese Gesetzgebungen können in visueller, attributiver wie auch topologischer Sicht verwendet werden. D.h. es ist möglich, derartige Regelmäßigkeiten in Bildern wiederzufinden, aber auch teilweise in den attributiven Informationen der Daten einer Datenbank oder in den topologischen Strukturen von Vektordaten.

Unter abstrakter Kognition versteht man die Prinzipien der Erkennensprozesse, die mit Hilfe der formalen Wissenschaften, insbesondere der Philosophie der Sprache und des Geistes, der Informatik, der mathematischen Logik und der angewandten Mathematik erforscht werden. Auch die Erkennung von Mustern ist ein Kognitionsvorgang, die Prinzipien der Kognitionstheorie können auch hier Anwendung finden (Barkowsky 2002). Die Kognition ist ein individueller Prozeß, welcher die Wahrnehmung beschreibt, sobald sie in Verbindung mit dem Gedächtnis und mit Gefühlen gerät. Nach wie vor besteht eine hohe Diskrepanz zwischen der kognitiven Fähigkeit eines Menschen und dem Erkennungsvermögen eines Computers. Das menschliche Wahrnehmungssystem kann aus visualisierten Daten räumliche Muster und deren Zusammenhänge sehr schnell identifizieren. Die Bemühungen um automatisierte Verfahren, derartige Erkennungsprozesse und Schlußfolgerungen im Computer nachzuvollziehen, sind vielfältig und werden mit großen Anstrengungen vorangetrieben, um die immer größer werdenden Datenmengen schnell und effektiv verarbeiten zu können.

2.2 Anwendungsgebiete der Mustererkennung

Die Mustererkennung kann man als Wissensanreicherung und Entscheidungsfindung aufgrund der Auswertung von mehr oder weniger komplexen Informationsmustern beschreiben. Die Art der Muster und der darin enthaltenen Information kann dabei die unterschiedlichsten Formen annehmen. Idealerweise soll die automatische Mustererkennung ähnliche Ergebnisse liefern, wie sie der meist unbewußte Vorgang der Interpretation durch den Menschen hervorbringt. Das Einsatzfeld bewegt sich von Anwendungen im Maschinenbau, der Medizin, der Astronomie, der Schrifterkennung, der land- und forstwirtschaftlichen Klassifikation bis hin zu militärischen Anwendungen.

Einige beispielhafte Anwendungsgebiete der Mustererkennung sind:

- visuelle Qualitätskontrolle und Produktionsüberwachung, Robotik
(Materialprüfung, Oberflächenanalyse, Schadenfrüherkennung, Bestückungsprüfung, Werkstückerkennung, Navigation)
- Bilddatenübertragung mit Datenkompression (Bildcodierung)
(Videokonferenz, Bildtelefon, Internet-Anwendungen)
- Zeichenerkennung und automatische Dokumentauswertung
(Adressenleser, Handschrifterkennung, Verifikation von Unterschriften, Briefsortieranlagen, Symbolerkennung)
- Sprach- und Musikerkennung
(Spracherkennung, automatische Auskunftssysteme, automatisches Erstellen von Noten aus Musikaufnahmen)
- Medizinische Bildauswertung
(Elektrokardiogramm(EKG)-Interpretation, Elektroenzephalogramm(EEG)-Interpretation)

- Satelliten- und Luftbildauswertung
(Fernerkundung, Photogrammetrie, Umweltüberwachung, Meteorologie, Ozeanographie, Geologie, Stadtplanung)
- Kriminalistik
(Fingerabdrücke, Erkennung von Gesichtern, Geschößspuren, Kreditkartenbetrug)
- Kundensegmentierung im Marketing
(Kaufverhalten von Konsumenten, Interessengruppierung, kundenorientierte Werbemaßnahmen)
- Warenkorbanalyse
(Preisoptimierung, Produktplatzierung im Supermarkt)
- Analyse von medizinischen Daten
(Gendatenbanken, Vererbung von speziellen Merkmalen, Krankheiten, Auftreten bestimmter Krankheiten/Mangelercheinungen in Abhängigkeit von anderen Faktoren, Klassifikation von Tumortypen)
- Analyse von Textdokumenten
(Anwendung von statistischen Verfahren auf große Mengen von Textdokumenten)
- Risiken- und Ressourcenabschätzung
(Kreditgewährung, Energiebedarfsanalyse, Wettervorhersagen)
- Interpretation von Strichzeichnungen
(Skizzeninterpretation, Tabellen- und Diagrammerkennung, Interpretation von technischen bzw. Maschinenzeichnungen)

2.3 Verfahren zur Ableitung impliziten Wissens aus räumlichen Daten

Wie aus den genannten Anwendungsbereichen der Mustererkennung deutlich wird, ist die Interpretation von räumlichen Daten Bestandteil vieler Wissenschaftsbereiche. Zunächst soll deshalb ein kurzer Überblick über vier Themengebiete gegeben werden, welche sich mit der Analyse (räumlicher) Daten beschäftigen. Es handelt sich hierbei um die Bereiche:

- Mustererkennung in Bildern (pattern recognition)
- Data Mining als Synonym für die Mustererkennung in Datenbanken
- Auffinden topologischer Muster mithilfe graphentheoretischer Ansätze
- Mustererkennung in Graphiken (graphics recognition)

Sie stellen ein theoretisches Grundgerüst für diese Arbeit dar und liefern Grundlagen und Basisalgorithmen, welche in dieser Arbeit angewendet und auf die automatische Interpretation von Straßendaten adaptiert werden.

2.3.1 Mustererkennung in Bildern

Die Mustererkennung in Bildern, welche man auch als Bildinterpretation oder Klassifikation von Bildern bezeichnen kann, ist ein Teilbereich der Digitalen Bildverarbeitung. Die Digitale Bildverarbeitung (Bähr & Vögtle 1998) beschäftigt sich nicht nur mit der Interpretation von Bildinhalten, sondern auch mit Themen wie Bildspeicherung, Digitalisierung von Bildern, Modifikation von digitalen Bildern oder räumlichen und frequenzabhängigen Filtern.

Ein weiterer Teil der Digitalen Bildverarbeitung und wesentlicher Schritt für die Mustererkennung in Bildern ist das Gebiet der Segmentierung von Bildern. Sie dient dazu, Objekte in den Bildern zu extrahieren bzw. eine symbolische Beschreibung des Bildes zu gewinnen. Da der Mustererkennungsprozeß auf derartigen Objekten oder Beschreibungen aufbaut, besteht ein großer Teil des Aufwandes zur Bildinterpretation darin, die interessierenden Features in den

Bildern zu detektieren. Häufig ist der Aufwand des Erkennens und Auswählens der "richtigen" Features sehr viel höher, als die folgende Interpretation der Strukturen. Dementsprechend wurden in der Forschung zur Bildverarbeitung zahlreiche spezielle Verfahren entwickelt, z.B. Verfahren zur Trennung von Vordergrund und Hintergrund (Otsu 1979), Verfahren zur Kantendetektion (Duda & Hart 1972, Canny 1986, Deriche 1990), Verfahren zur Extraktion von Merkmalspunkten und zum Matchen von Bildern (Förstner 1991, Förstner 1986, Lowe 2004), Algorithmen zur Interpretation von Punktwolken (Hough 1959), Clusteralgorithmen (Hartigan 1975, Bock 1980, Kaufmann & Rousseeuw 1990) u.v.a.m.

Dabei werden zunächst Merkmale extrahiert, welche hohe Relevanz für eine Äquivalenzklasse oder eine hohe Diskriminierfähigkeit besitzen. Desweiteren wird dadurch eine Reduktion der Dimension des Musterraumes erreicht, so dass der nachfolgende Schritt der Klassifikation bzw. Interpretation unter vertretbarem Aufwand erfolgen kann. Eine Gliederung der Verfahren zur Mustererkennung kann nach (Liedtke & Ender 1989) folgendermaßen vorgenommen werden:

1. Statistisch-numerische Mustererkennung

- Entscheidungstabellen, Entscheidungsbäume
- Nächster-Nachbar-Klassifikation
- Bayes-Klassifikator
- Merkmalsauswahl
- Clusteranalyse
- Neuronale Netze

2. Syntaktische Mustererkennung

- Klassifikation durch Parsen

3. Kontextabhängige Mustererkennung

- Graphvergleichende Verfahren: Relaxation, Dynamische Programmierung, Heuristische Suche
- Modellauswertende Verfahren: Wissensbasierte Verfahren

Die statistisch-numerische Mustererkennung verwendet Methoden aus der Statistik und dem maschinellen Lernen zur Charakterisierung von Objektklassen. Sie geht davon aus, dass sich alle Objekte/Muster in einem Merkmalsraum beschreiben lassen. D.h. jedem Objekt werden Merkmale in einem definierten Merkmalsvektor zugeordnet, wobei die Merkmale bestimmte Eigenschaften des Objektes darstellen. Die Klassifikation zu einer Klasse erfolgt aufgrund einer Zuordnungsvorschrift, welche anhand bekannter Beispiele gelernt wurde. Hierfür wird die Annahme getroffen, dass die räumliche Nähe zweier Muster im Merkmalsraum deren Ähnlichkeit bedeutet. Insofern müssen geeignete Abstandsmaße für eine derartige Klassifikation gefunden sowie Entscheidungsregeln auf der Grundlage statistischer Modelle abgeleitet werden, z.B. durch Anwendung der Maximum-Likelihood-Klassifikation.

Die syntaktische Mustererkennung sucht i.d.R. probabilistische Grammatiken für formale Sprachen, die bestimmte Klassen von Objekten beschreiben. Diese Art der Mustererkennung kann man auch als Beschreibung durch Symbolketten bezeichnen, wobei die Symbole Objektteile als auch Verknüpfungsoperatoren bezeichnen. Die Formulierung von Regeln führt zu einer formalen Sprache, welche eine Klasse beschreibt und zum Ziel hat, eine Bedeutungszuweisung aller Objekte derselben Klasse zu gewährleisten. Insofern wird überprüft, welcher formalen Beschreibung ein unbekanntes Objekt am ähnlichsten ist. Hierzu ist ebenfalls ein geeignetes Ähnlichkeitsmaß notwendig. Das wohl bekannteste Abstandsmaß ist der Levenshtein-Abstand (Levenshtein 1965). Er bezeichnet die minimale Anzahl von Operationen, die notwendig ist, um eine Symbolkette in eine andere zu überführen.

Die kontextabhängige Mustererkennung ergänzt Methoden der statistischen Mustererkennung durch semantische Netzwerke zur probabilistischen Inferenz. Bei der kontextabhängigen Mustererkennung wird ein Objekt im Kontext mit anderen Objekten klassifiziert. Die Muster sind dementsprechend als eine strukturelle Repräsentation (Zeichenkette, Baum, Graph) gegeben. Die Struktur wird durch die jeweiligen Objekte und die zwischen ihnen vorliegenden Relationen beschrieben. In Abhängigkeit von der Form bzw. Variabilität der Struktur werden verschiedene Ansätze unterschieden.

Sind die Strukturen, die zu einer Klasse gehören, relativ variabel, befindet man sich im Bereich der Relaxation. Die

Strukturen werden durch einige wenige invariante Relationen beschrieben. Den zu klassifizierenden Objekten werden anfänglich mehrere Bedeutungen mit entsprechender Wahrscheinlichkeit zugewiesen. In einem iterativen Prozeß werden die Objekte so klassifiziert, dass die vorgegebenen Relationen erfüllt werden.

Im anderen Fall spricht man von Prototypen. Hier sind die Strukturen der Objekte bekannt, da Hypothesen über das Vorkommen bestimmter Strukturen existieren. In diesem Fall besteht das Problem in der Bewertung der Ähnlichkeit von Strukturen. Dazu werden einerseits die aus der numerischen Mustererkennung bekannten Merkmalsräume genutzt, andererseits werden die Strukturen selbst verglichen. Durch systematische Änderungen der Struktur, wie z.B. Weglassen, Einfügen oder Vertauschen von Knoten kann die Ähnlichkeit mittels der Anzahl der nötigen Modifikationen ausgedrückt werden.

2.3.2 Mustererkennung in Datenbanken

Ein weiteres umfangreiches Forschungsgebiet zur Erkennung impliziten Wissens ist das Auffinden von Regelmäßigkeiten, unbekanntem Zusammenhängen und versteckten Informationen in Daten, welche in großer Zahl gesammelt und in Datenbanken gespeichert werden. Diese Form der Mustererkennung wird häufig mit dem Begriff des Data Mining verbunden, wobei als besonderes Merkmal des Data Mining die Suche in *großen* Datenbeständen hervorgehoben wird.

Definition des Data Mining nach (Berry & Linoff 1997):

Data mining is the exploration and analysis, by automatic and semiautomatic means, of large quantities of data in order to discover meaningful patterns and rules.

Eine weitere Definition ist in (Frawley, Piatetsky-Shapiro & Matheus 1991) gegeben:

Data Mining oder Knowledge Discovery in Databases ist ein Prozess zur Gewinnung interessanter (potentiell nützlicher), impliziter und vorher unbekannter Informationen aus großen Datenbanken.

In der Praxis werden die Begriffe Knowledge Discovery in Databases und Data Mining häufig synonym verwendet. Eine abgrenzende Definition der Begriffe liefern (Fayyad, Piatetsky-Shapiro & Smyth 1996). Das Data Mining benutzt verschiedene Werkzeuge aus mehreren Wissenschaftsbereichen, dazu gehören Methoden des Maschinellen Lernens (Michalski, Carbonell & Mitchell 1984) und der Künstlichen Intelligenz, Verfahren der Statistik, Datenbanken und die Informationstheorie wie auch Verfahren zur Datenvisualisierung. Es gibt zahlreiche Aufgabenstellungen, welche mit Data Mining gelöst werden können. Eine gute Systematisierung liefern (Fayyad, Piatetsky-Shapiro, Smyth & Uthurusamy 1996). Sie untergliedern die Fragestellungen in Beschreibungsprobleme und Prognoseprobleme. Typische Vertreter sind Clusteranalyse, Abhängigkeitsanalyse, deskriptive Datenanalyse, Abweichungsanalyse sowie Klassifikation und Regressionsanalyse.

Eine davon vollständig verschiedene Einteilung der Data Mining Verfahren richtet sich nach dem Grad des Vorwissens, welches in die Lösung der Problemstellung einfließt. Dieses Vorwissen wird häufig in Form von Regeln gefaßt und in den Data Mining Prozeß eingebracht. Je mehr Regeln den Analyseprozeß stützen, desto stärker ist das Ergebnis an diesen Vorgaben ausgerichtet. Das Gegenstück dazu sind Data Mining Prozesse, in denen kein Vorwissen zum Einsatz kommt. Es wird kein Regelwerk auf die Daten angewendet, sondern versucht, durch statistische Datenanalysen u.ä. Regelmäßigkeiten, Muster bzw. implizite Information zu entdecken.

Analog zu den Einsatzgebieten im Maschinellen Lernen oder in der Klassifikation spricht man dann von

- supervised learning (überwachtes Lernen) bzw. supervised classification (überwachtes Klassifizieren): Überwachte Lern- oder Klassifikationsverfahren bedienen sich vorgegebener Beispiele, welche schon klassifiziert sind, um daraus ein Konzept zu lernen. Anhand dieser Daten werden Lern- bzw. Klassifikationsschemata abgeleitet, z.B. durch die Anwendung von Verfahren des Maschinellen Lernens (Michalski, Bratko & Kubat 1998) oder der Maximum-Likelihood-Klassifikation (Lillesand & Kiefer 1994). Prinzipiell können beliebige Formen der Wissensrepräsentation gewählt werden, um das Gelernte abzubilden, z.B. regelbasierte Systeme oder semantische Netzwerke.
- unsupervised learning (unüberwachtes Lernen) bzw. unsupervised classification (unüberwachtes Klassifizieren): Diese Methode zielt darauf ab, ohne die Einführung vordefinierter Beispielklassifikationen Muster, Regelmäßigkeiten bzw. Ähnlichkeiten in den Datensätzen aufzudecken oder unterschiedliche Datenkategorien aufzuspüren. Es wird dabei für die eingegebenen Daten ein Modell vorgegeben, welches sie möglichst vollständig

beschreibt und Vorhersagen ermöglicht. Die Ergebnisse sind insofern unüberwacht, als sie vom vorgegebenen Modell abhängig sind und nicht direkt durch klassifizierte Beispiele überprüft werden können. Die Güte der Vorhersagen bzw. Klassifikationen wird unmittelbar durch die Güte des angesetzten Modells bestimmt. Anwendungen sind z.B. Parameterschätzung mittels Expectation-Maximization-Algorithmus (Dempster, Laird & Rubin 1977) oder die Hauptkomponentenanalyse (Principal Component Analysis) (Pearson 1901).

2.3.3 Graphentheorie

Für die Erkennung von Mustern in Vektordatensätzen spielt neben der Geometrie der Daten die Topologie eine wesentliche Rolle. Die Nachbarschaften bzw. die Strukturen der Verbindungen zwischen den einzelnen Elementen stellen einen Großteil der Information eines Datensatzes dar, die über das reine geometrische Maß wie Abstände, Formen oder Größen hinaus Aussagen über den Zusammenhang der Daten zulassen. Im Falle der zu untersuchenden Straßendaten ist dies ein wesentlicher Faktor, da nur das zusammenhängende Netzwerk bzw. die Topologie des Netzwerkes Schlußfolgerungen über die Verbindungsmöglichkeiten, die Funktionsfähigkeit, die Ersatzwege, die Effizienz der Verbindungen und generell über den Aufbau der Organisationsstruktur „Straße“ zulassen.

Die topologischen Eigenschaften eines Datensatzes lassen sich hervorragend in Graphen darstellen. Eine Einführung in die Graphentheorie liefert u.a. (Diestel 2005) und (Aigner 1984). Topologien werden graphisch mit Knoten und Kanten dargestellt, die Knoten (nodes, vertices) werden durch die Kanten (edges) miteinander verbunden. Bei einem Graphen (im Sinne der Graphentheorie) kommt es nicht auf die Lage der Knoten und die Form der Kanten an.

Graphdefinition nach (Diestel 2005):

Ein Graph ist ein Paar der disjunkten Mengen $G = (V, E)$, so dass $E \subseteq [V]^2$. Die Elemente von V sind die Knoten (Vertices V) von G , die Elemente von E sind die Kanten (Edges E) von G .

Ein Knoten v ist inzident mit einer Kante e , wenn $v \in e$. Die beiden mit einer Kante (x, y) inzidenten Knoten x und y heißen Endknoten. Anstelle von (x, y) schreibt man auch kurz xy .

Zwei Knoten x, y von G sind *benachbart* oder *adjazent* und heißen *Nachbarn* voneinander, wenn xy eine Kante in G ist. Zwei Kanten $e \neq f$ heißen *benachbart*, wenn sie einen gemeinsamen Endknoten besitzen. Paarweise nicht benachbarte Kanten und Knoten von G heißen *unabhängig*.

Die Darstellungen in Abbildung 2.5 geben alle denselben Graphen wieder.

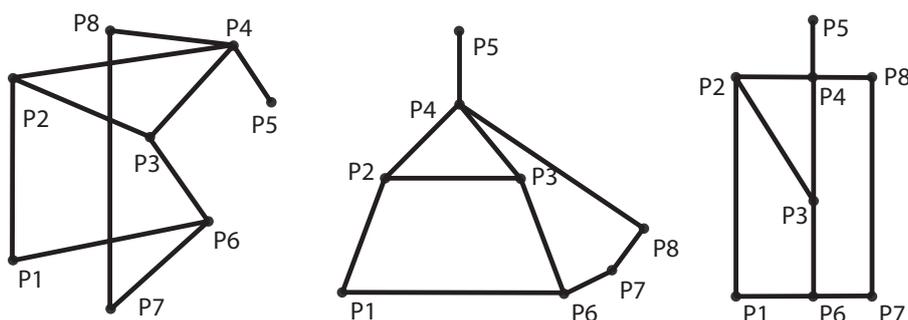


Abbildung 2.5: Verschiedene Darstellungen desselben Graphen

Eigenschaften von Graphen:

- planare (plättbare) Graphen: Ein in der Ebene ohne Überschneidungen von Kanten darstellbarer Graph heißt *plättbar*.
- Grad eines Knotens: Die Anzahl der Kanten, für die ein Knoten inzident ist, bezeichnet man als Grad dieses Knotens (Abbildung 2.6a).

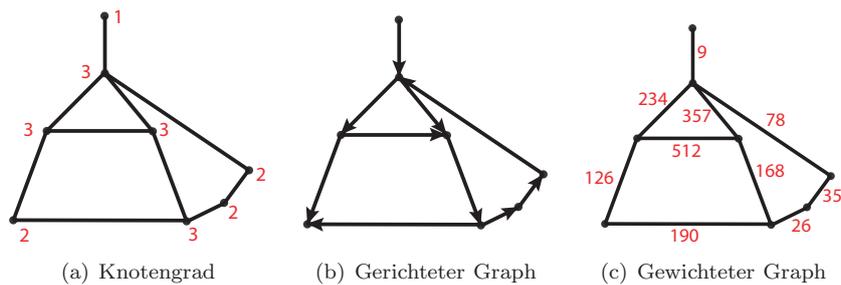


Abbildung 2.6: Eigenschaften von Graphen

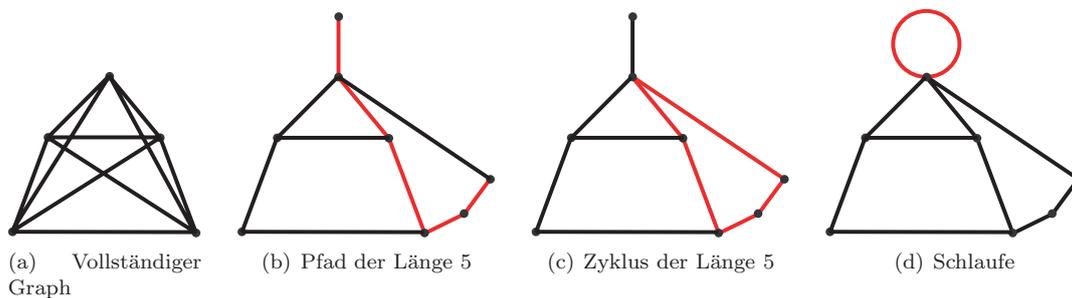


Abbildung 2.7: Eigenschaften von Graphen

- gerichtete Graphen: Ein Graph heißt gerichtet, wenn seine Kanten eine Orientierung (von einem Knoten zu einem Knoten) aufweisen. Ein gerichteter Graph wird auch als Digraph (directed graph) bezeichnet (Abbildung 2.6b).
- gewichtete Graphen: Ein Graph heißt gewichtet, wenn seinen Kanten Attribute (Gewichte) zugeordnet sind, z.B. die Anzahl der Fahrzeuge pro Tag in einem Straßennetz oder die Streckenlänge (Abbildung 2.6c).
- vollständige Graphen: Ein Graph heißt vollständig, wenn jeder Knoten mit jedem anderen durch eine Kante verbunden ist (Abbildung 2.7a).
- Pfade: Eine Folge von n Kanten, die zwei Knoten miteinander verbinden, wird als Weg oder Pfad der Länge n bezeichnet (Abbildung 2.7b).
- Zyklen: Ein geschlossener Pfad, der zu seinem Startknoten zurückführt und eine Länge $n \geq 3$ hat, ist ein Zyklus (Abbildung 2.7c).
- Schleifen: Eine Kante, die einen Knoten mit sich selbst verbindet, heißt Schlaufe (Abbildung 2.7d).

Die in den Abbildungen 2.6 - 2.7 genannten Eigenschaften von Graphen sind nur einige wenige, welche aus der Vielfalt von Charakteristiken herausgegriffen wurden. Sie sollen später in den Analyseprozeß zur Interpretation der Vektordaten einfließen.

Eine übliche Implementierung einer Graphstruktur erfolgt mithilfe einer sogenannten doppelt verketteten Kantenliste (doubly connected edge list (DCEL) bzw. half edge structure (de Berg, van Kreveld, Overmars & Schwarzkopf 2000)). Sie ist eine Datenstruktur zur effizienten Speicherung der topologischen Information bezüglich der Verknüpfungen zwischen den Knoten, Kanten und angrenzenden Maschen. Hierbei wird eine Kante e mit den Endknoten x, y durch die beiden (orientierten) Halbkanten $h(e) = (x, y)$ und $h'(e) = (y, x)$ dargestellt. Es werden die zu einem Knoten inzidenten Halbkanten, der zu einer Halbkante gehörige Anfangsknoten, die zu einer Halbkante h gehörige Zwillingkante h' , die zu einer Halbkante gehörige Masche (Fläche, welche sich zur linken Seite der Halbkante befindet) sowie Vorgänger- und Nachfolgerkanten gespeichert. Auf der Grundlage einer solchen Datenstruktur sind effiziente Zugriffe, Suchroutinen und Einfüge- sowie Löschkaktionen innerhalb einer großen Datenmenge unter Aufrechterhaltung der topologischen Eigenschaften möglich.

Die Mustererkennung in Graphen kann vielfältig sein. Typische Aufgabenstellungen sind das Finden des kürzesten Weges im Graphen oder auch die in Kapitel 2.3.1 bereits angesprochenen Methoden zum Graph-Matching bzw. graphvergleichende Verfahren. Bei diesen Problemen spielen topologische Muster (z.B. Pfade, Zyklen, Schleifen, Ketten, Sterne und verschiedene Baumklassen) eine große Rolle.

2.3.4 Graphics Recognition

Graphics recognition ist ein Themengebiet, welches sich mit der Erforschung von Techniken zur automatischen Interpretation von Linienzeichnungen und Symbolen beschäftigt. Prinzipiell handelt es sich bei den Ausgangsdaten ebenfalls um Bilder, die aber hauptsächlich aus Strichzeichnungen, Tabellen, Text, Diagrammen oder Symbolen bestehen. Problemstellungen des graphics recognition beinhalten Methoden wie die Vektorisierung, Symbolerkennung, Texterkennung, Tabellen- und Diagramminterpretation oder Klassifizierungen von Formen, welche sich durch linienförmige Zeichnungen ergeben. Anwendungsgebiete sind u.a. Konstruktionszeichnungen, Schemata, aber auch Fließtext, Karten, Skizzen und umrißförmige Darstellungen im medizinischen, biologischen oder mathematischen Bereich.

Shimasaki & Watanabe (1999) stellen eine Methode zur Erkennung von Beziehungen zwischen benachbarten Hausgrundstücken vor. Sie nutzen dafür Karten von Häuserblöcken, in denen die Grundstücksgrenzen linienhaft dargestellt sind. Die Identifizierung der Grenzen (Vektorisierung) sowie die Zuordnung und Verknüpfung angrenzender Grundstücke führt zu einem Nachbarschaftsnetzwerk innerhalb eines Häuserblockes.

Kwon (1999) beschäftigt sich mit der Detektion von Häusern in kleinmaßstäbigen, gescannten topographischen Karten. Die Häuser werden dabei durch schwarze Punkte repräsentiert und sollen trotz Überlappungen mit Gitterlinien, Symbolen, Straßen, Grenzlinien u.ä. erkannt werden. Zunächst werden isolierte Häuser aufgrund ihrer Kontur detektiert und Gitterlinien mithilfe der „run-length encoding“-Methode eliminiert. Durch morphologische Operationen (Erosion, Dilatation) werden störende Buchstaben oder Symbole extrahiert und entfernt.

Hartog, Holtrop, Gunst & Oosterbroek (1999) beschreiben ein wissensbasiertes System zur Polygonklassifikation in geographischen Vektordaten (Katasterdaten). In einem ersten halbautomatischen Schritt werden die Vektoren zu geschlossenen Polygonen verbunden. Anschließend werden die räumlichen Relationen zwischen den Polygonen erfaßt (benachbart, ist enthalten in, enthält). Das wissensbasierte System beruht auf vordefiniertem Wissen über z.B. Vektorlabels, die Form der Polygone, Beziehungen zwischen den Polygonen oder enthaltenen Symbolen. Mithilfe dieses Wissens werden Regeln und Fakten abgeleitet, welche in das Programmsystem CLIPS (Giarratano 1993) einfließen. Die Klassifikation erfolgt in 7 nicht näher beschriebene Polygonklassen. Ein ähnliches semantisches Regelnetzwerk zur Erkennung und Klassifizierung von Flurstückstypen wird auch in (Anders 1997) vorgestellt.

Fonseca, Ferreira & Jorge (2005) präsentieren eine Klassifikationstechnik für Umrisse zur strukturellen Erkennung von zweidimensionalen Vektorzeichnungen. Deren geometrische Form wird durch einen elfdimensionalen Merkmalsvektor beschrieben. Die elf Dimensionen dieses Merkmalsvektors erlauben eine affin-invariante Formbeschreibung des Objektes und werden aus Verhältnissen von Grundmerkmalen des Polygons bestimmt, wie z.B. Umfang der konvexen Hülle, Fläche des umschließenden Rechteckes, Umfang des größten umschließenden Dreieckes, Umfang des Originalpolygons. Die Merkmale von in einer Datenbank gespeicherten Prototypen werden bei der Klassifikation mit den Werten des Merkmalsvektors verglichen (Skalarprodukt).

Thomson & Brooks (2001) nutzen „perceptual grouping“, insbesondere die Bildung von sogenannten Strokes, zur Generalisierung von Straßen- und Flußsystemen.

Arkin, Chew, Huttenlocher, Kedem & Mitchell (1991) vergleichen polygonale Formen mithilfe ihrer „turning functions“ und einem adäquaten Distanzmaß zwischen diesen.

Xiangyu, Wenying, Jianyoung & Sun (2002) schlagen einen Online-Algorithmus zur Formklassifizierung und Regularisierung von Skizzengraphiken vor. Die Handskizzen werden vorprozessiert, um geschlossene Polygonumrisse zu erhalten. Anschließend werden die Polygone 5 verschiedenen Basisklassen zugeordnet (Dreieck, Ellipse, Viereck, Fünfeck, Sechseck) und mithilfe der bestangepaßten Klassifikationsform regularisiert.

Viele weitere Artikel lassen sich in den zweijährlich erscheinenden Proceedings des IAPR (International Association on Pattern Recognition)-International Workshops on Graphics Recognition (GREC) finden. Diese bilden eine Sammlung aller Forschungsthemen des Bereichs graphics recognition. Weiterhin sind im International Journal on Document Analysis and Recognition (IJ DAR) einzelne Beiträge zu diesem Thema enthalten.

Die Mustererkennung in Graphiken bietet eine Reihe von Ansätzen, welche sehr gut auf die Untersuchung von Vektordaten adaptiert werden kann. Im Falle der Vektorisierung von Linienzeichnungen und einer anschließenden Herstellung der topologischen Beziehungen zwischen den Vektoren (Verbinden, Schließen von Konturen etc.), sind darauf angewendete Verfahren zur Formklassifizierung u.ä. durchaus mit den Problemstellungen der Interpretation von Vektordaten vergleichbar.

2.4 Abgrenzung zu anderen Arbeiten

Das Ziel der vorliegenden Forschungsarbeit ist die Erkennung impliziter Information. In Abgrenzung zu oben beschriebener Mustererkennung in Bildern ist der Inhalt dieser Arbeit jedoch ausschließlich auf die Erkennung und Interpretation von Strukturen in Vektordaten ausgerichtet, d.h. die zu bewertenden Merkmale liegen als geometrische Elemente in entsprechenden Datenbanken vor, eine Extraktion aus Bildern wird nicht vorgenommen. Häufig sind Vektordaten in einem GIS aber reine "Spaghettidaten". Die Objekte sind lediglich geometrische Grundelemente wie Punkt, Linie, Fläche, deren Lokalität bekannt ist. Insofern ist diese Arbeit zwar in erheblichem Maße von dem Thema der Mustererkennung geprägt, kann aber keinem der vorgestellten Themengebiete eindeutig zugeordnet werden, da wir aus allen Bereichen Verfahren und Methoden anwenden.

Speziell für die Untersuchung von Straßennetzwerken oder allgemein von Siedlungsstrukturen existieren weitere Veröffentlichungen, die aber z.T. andere Zielsetzungen verfolgen oder auf anderen Datenbeständen beruhen. Einige der Arbeiten bzw. deren Untersuchungsziele sollen kurz beschrieben werden.

Jiang & Claramunt (2004) führen eine topologische Analyse von städtischen Straßennetzwerken basierend auf einer Graphrepräsentation durch. Die Knoten des Graphen stellen dabei Straßenzüge mit demselben Namen dar, die Kanten repräsentieren die Straßenkreuzungen. Ihre Analyse soll die Selektion von charakteristischen Straßenzügen für die Generalisierung von Straßennetzwerken unterstützen sowie verschiedene Stufen der Clusterierung von Straßen charakterisieren. Hierfür werden typische Kennzahlen im Graphen untersucht, z.B. die Werte von Dichte- und Konnektivitätsmessungen, Pfadlängen und Clusterkoeffizienten.

Weitere Ansätze zur Mustererkennung in urbanen Netzwerken finden sich z.B. in (Zhang 2004) und (Faber & Förstner 1997). Zhang (2004) stellt einen Ansatz zur Generalisierung von Straßennetzwerken vor, mit dem Ziel, charakteristische Strukturen zu erhalten. Es werden reguläre Muster ausgearbeitet und deren Eigenschaften zum Zweck der Generalisierung betont. Die Modellierung von Dichteunterschieden (z.B. die Häufigkeit von Kreuzungen entlang einer Route) zeigt, dass die Erhaltung solcher Strukturen im Zuge einer Generalisierung wichtig für die Wahrung der übergeordneten Charakteristiken des Netzwerkes sind. Faber & Förstner (1997) setzen sich zum Ziel, aus Satellitenbildern die Siedlungsstruktur, speziell das Straßennetz, die Morphologie der baulichen Nutzung und die Verteilung der Vegetation, zu erfassen. Es sollen damit die kleinmaßstäbige Kartierung sowie die Identifikation von Änderungen unterstützt werden. Ein erster Ansatz bezieht sich auf die Segmentierung und Klassifikation orthogonaler Straßennetze mittels Richtungs-codierung. Die Partitionierung des Siedlungsgebietes in zusammenhängende Bereiche mit gleicher Ausrichtung des Straßennetzes beruht auf einer Linienextraktion in den Bildern, einer anschließenden Orientierungsbestimmung (Richtungs-codierung) der Straßen, der Auswertung des Vorliegens einer dominanten Orientierung mittels Histogramm sowie der Partitionierung anhand der Homogenität innerhalb einer Region.

Mesev (2005) untersucht ebenfalls Siedlungsstrukturen mithilfe von Fernerkundungsdaten. Sein Ziel besteht in der Identifizierung von Gebäudemustern auf der Grundlage von IKONOS-Bildern und Postadressen. Punktdaten, welche individuelle Gebäude repräsentieren, werden in zweidimensionale Strukturen gruppiert und mithilfe von Werten wie Dichte und Linearität der Punkte auf der Grundlage von Nächste-Nachbarschafts-Kennzahlen klassifiziert. Diese bilden die Grundlage für die Interpretation von Bilddaten und Identifizierung der Konfiguration verschiedener Gebietstypen mit Wohn- bzw. kommerzieller Nutzung.

Christophe & Ruas (2002) präsentieren eine Methode zur Detektion und Klassifikation von Gebäudereihen, um Generalisierungsprozesse wie Typifizierung und Verdrängung zu verbessern. Dabei werden zunächst Gebäudereihen untersucht, welche eine geradlinige Anordnung aufweisen. Das Maß an Regularität, basierend auf ihrer Lokalisierung in der Reihe und auf ihren Eigenschaften, bestimmt die qualitative Charakterisierung einer Gebäudereihe. Boffet & Rocca-Serra (2001) identifizieren und charakterisieren Freiraumflächen innerhalb städtischer Gebiete und untersuchen ebenfalls die räumliche Verteilung von Gebäuden.

Viele Beiträge gibt es auch im Bereich der Generalisierung von Straßennetzwerken, in denen Methoden zur Vereinfachung bzw. Ausdünnung der Straßendaten vorgestellt werden. Zu unterscheiden ist hier zwischen der modellbasierten

Generalisierung (also der Entscheidung, welche Information relevant ist) und der geometrischen Generalisierung (also der Vereinfachung graphischer Charakteristiken der Objekte) (Weibel 1995). D.h. wähle zunächst die Straßendaten aus, die relevant sind (modellbasiert) und vereinfache sie anschließend durch Liniengeneralisierungsalgorithmen (geometrisch-basiert). Beispielsweise argumentieren Mackaness & Edwards (2002), dass Muster allgemein als Objekte in einem objektorientierten Paradigma modelliert werden können und dementsprechend für die automatische Kartengeneralisierung genutzt werden können. Hierzu werden Muster bzw. deren Eigenschaften gesucht und deren Umwandlung bei größeren Maßstabsänderungen begutachtet. Thomson & Richardson (1999) streben die Ausdünnung der Straßendaten auf der Grundlage von sogenannten Strokes an. Strokes sind Straßenverbindungen, die möglichst geringe Richtungsänderungen an Kreuzungen bzw. einen kontinuierlichen Verlauf ohne große Krümmungswechsel aufweisen. Die Idee besteht darin, dass starke Krümmungen bzw. Abzweigungen an Kreuzungen eher untypisch für wichtige Verkehrsadern sind. Innerhalb eines unklassifizierten Straßennetzes kann man diese Eigenschaften nutzen, um anhand der Länge solcher Strokes das Straßennetz zu klassifizieren bzw. auszudünnen. Im Bereich der Liniengeneralisierung existiert eine große Anzahl von Veröffentlichungen, z.B. (Mustiere 1998, McMaster 1998). Sie verfolgen aber zumeist lediglich die Vereinfachung der Linienzüge durch Elimination einzelner Punkte ohne eine explizite Erkennung von Linienmustern durchzuführen.

Ein weiterer Schwerpunkt ist die semantische Modellierung von Straßennetzwerken. Li, Claramunt, Ray & Lin (2006) z.B. nutzen große Verkehrsdatenbanken und schlagen ein semantisches Repräsentationsmodell zur Charakterisierung signifikanter Punkte auf Netzwerktrajektorien vor. Aktuelle Kenntnisse über z.B. die Geschwindigkeit und die Bewegungsrichtung eines Verkehrsteilnehmers werden für diese Modellierung genutzt. Wang, Tieu & Grimson (2006) beschreiben ein unüberwachtes System zur Segmentierung von Bildszenen in semantische Regionen durch Langzeitbeobachtungen von sich bewegenden Objekten.

Topologische bzw. graphentheoretische Ansätze zur Analyse von Netzwerken findet man in (Röder 1997). Es werden graphentheoretische Grundlagen zur Netzwerkbeschreibung vorgestellt. Mithilfe von metrischen und topologischen Netzwerkanalysen sollen Transportnetzwerke analysiert und optimiert werden.

In dieser Forschungsarbeit wollen wir uns mit allgemein bekannten, gut definierbaren Strukturen beschäftigen. Auf deren Eigenschaften und Merkmale wird in den folgenden Kapiteln eingegangen. Insofern folgen wir zunächst der Auffassung, dass den einzelnen Strukturen oder Mustern direkt geometrische, topologische und semantische Eigenschaften zuzuordnen sind. Diese vordefinierten Einheiten sollen in ihren formalen, geometrischen, topologischen und semantischen Eigenschaften ganzheitlich beschrieben werden. Dazu werden in Kapitel 5 zunächst einfache Muster charakterisiert, bevor auf Strukturen höheren Ranges eingegangen wird. Auf die Detektion von komplexeren Mustern bzw. die weitere Verwendung der gefundenen Basisstrukturen wird im Kapitel 7 am Beispiel des Stadtzentrums eingegangen. Diese Vorgehensweise - höherwertige Strukturen aufbauend auf Mustern niedriger Kategorie zu finden - soll der oben beschriebenen Tatsache Rechnung tragen, dass der Mensch im Zuge der Wahrnehmung ebenso eine suchende Leistung vollbringt, beginnend bei bekannten bzw. einfachen Mustern bis hin zur Erschließung des kompletten Informationsgehaltes.

Kapitel 3

Städtebauliche Straßenanordnungen und Verkehrswegenetzplanung

Die Motivation für die Untersuchung von Straßennetzen nach impliziten Mustern resultiert aus der Erkenntnis, dass der Städtebau und damit einhergehend der Bau der Verkehrswege auf der Grundlage von typischen Strukturen erfolgte. Auch in der heutigen Zeit werden bei der Neuanlage von Siedlungen typische Anordnungen von Straßen geplant. Die Gründe und Denkweisen bezüglich der „Optimalität“ eines Straßennetzes mögen sich im Laufe der Jahrhunderte geändert haben. Allerdings können Grundstrukturen im Verkehrswegenetz in jedweder Epoche wiedergefunden werden, da die Gesetze der Ökonomie einen erheblichen Einfluß auf die Planung bzw. natürliche Entstehung von Siedlungen und deren Wegenetzen ausüben. Das Prinzip der kürzesten Wege, das Streben nach Sicherheit oder die bestmögliche Ausnutzung der Geländestruktur und der Flurstücksverhältnisse sind dabei nur einige bedeutende Beispiele.

Vor diesem Hintergrund haben sich viele Wissenschaftszweige mit der Entstehungsgeschichte von Siedlungen und der Ausprägung verschiedener Siedlungsformen bzw. bestimmter Siedlungsgebilde beschäftigt. Z.B. werden Dörfer nach ihrem Grundriß, der Lage, ihrer sozialökonomischen Funktion und Wirtschaftsweise klassifiziert. Begriffe wie „Reihendorf“ oder „Hufendorf“, „Straßendorf“, „Angerdorf“, „Rundling“, „Rundplatzdorf“ oder „Rundweiler“ und „Haufendorf“ verweisen durch ihren Namen schon auf die strukturelle Ausprägung ihres Wegenetzes (Abbildung 3.1) (Schwarz 1966).

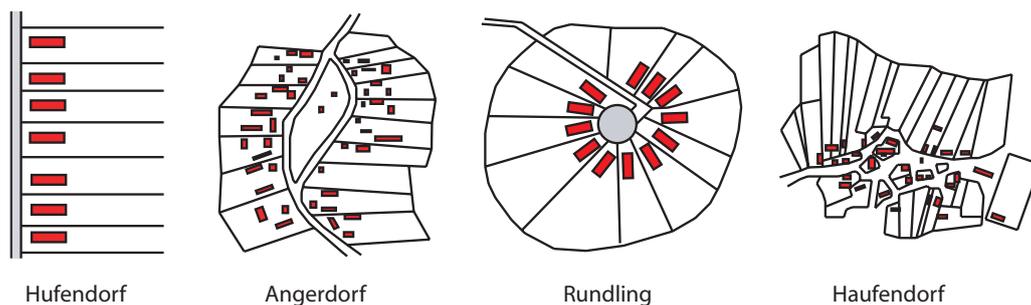


Abbildung 3.1: Schematische Darstellung verschiedener Dorfformen

Bei einem Reihen- oder auch Hufendorf reihen sich z.B. an einer Straße oder einem Entwässerungskanal in einem Abstand von ca. 100 m die Höfe aneinander. Der dem Gehöft zugehörige Acker (der Hufe) liegt direkt am Hof. Ein Straßendorf ist ein lineares, doppelzeiliges Dorf, dessen Häuser bzw. Gehöfte eine Straße in dichter Anordnung säumen. Straßendörfer gibt es sowohl geregelt (planmäßige Anlage) sowie ungeregelt (gewachsene Form). Straßendörfer sind weit verbreitet in Europa. Ein Angerdorf ist ein Dorf, dessen hervorstechendes Merkmal der Anger, ein im Gemeindebesitz befindlicher Platz, ist. Ein Rundling ist eine ländliche Siedlung in Rundform. Der rundliche Platz in der Mitte ist nur über einen Weg an das Verkehrsnetz angeschlossen. Um den Platz sind wenige Bauernhöfe angeordnet. Ein Haufendorf ist ein geschlossen bebautes Dorf mit unregelmäßigem Grundriß und häufig unterschiedlich großen Höfen. Im Dorfkern befindet sich häufig ein zentraler Teich oder Platz. Haufendörfer entstanden in Mittel-

europa durch Zusammenwachsen benachbarter Weiler oder Gehöfte in Verbindung mit Bevölkerungswachstum und Siedlungskonzentration.

Der Wissenschaftsbereich der Stadtgeographie hat die raumbezogene Erforschung städtischer Strukturen, Funktionen und Prozesse zum Gegenstand. Demnach können auch städtische Gebiete auf verschiedene Weise klassifiziert werden (Heineberg 2001). Ob es sich dabei um „Römerstädte“, „mittelalterliche Stadttypen“, „Gründungsstädte des Adels“, „Planstädte des Absolutismus“, „Verwaltungsstädte“ oder „Industriestädte“ handelt - sie alle weisen Kennzeichen und Merkmale des qualitativen Grundtyps „Stadt“ auf:

- große bebaute Flächen, Geschlossenheit der Siedlung
- Bündelung wichtiger Verkehrswege
- hohe Vielfalt und Dichte der Elemente baulicher Art (Verkehrswege, Kanäle, Leitungssysteme, Gebäude unterschiedlicher Größe und Funktionalität, gestaltete Freiflächen, Erholungsmöglichkeiten u.a.)
- typische Ausprägung einer Infrastruktur aufgrund der funktionalen und sozialräumlichen inneren Gliederung
- typische Anordnung von Funktionsgebieten, wie z.B. Wohn-, Arbeits- und Geschäftsviertel sowie Kultur- und Verwaltungszentren

Zudem weist der funktionelle Begriff der Stadt darauf hin, dass es sich immer um Siedlungen mit Zentralität handelt. In diesem Zusammenhang ist besonders auf den Begriff des „zentralen Ortes“ hinzuweisen (Christaller 1933). Das „Zentrale-Orte-Konzept“ geht von der Annahme aus, dass ein Optimum an Versorgungsqualität erreicht wird, wenn eine Idealverteilung des Angebots wichtiger Güter und öffentlicher Dienste gewährleistet ist. Hierzu wird eine Hierarchie von Orten unterschiedlicher Zentralität eingeführt, welche dann je nach ihrem Rang mit zentralen Einrichtungen zu versehen sind. Es ergibt sich daraus eine Art Wabensystem, welche die Hierarchie der Einzugsbereiche widerspiegelt. Auch in heutigen Raumplanungen finden wir die auf Christaller zurückgehenden Begriffe des „Oberzentrums“, „Mittelzentrums“ und „Unterzentrums“ wieder.

Theoretische Modelle für die Herausbildung typischer Merkmale von Städten sind ein Forschungsgegenstand der Wirtschaftsgeographie (Reichart 1999). So schreibt Reichart (1999): „Wird die räumliche Ordnung als statisches Konstrukt interpretiert, unterstellen wir, dass die Menschen immer wieder in einer bestimmten Art und Weise handeln, so dass sich langfristig konkrete räumliche Muster ausbilden. ... Der Wirtschaftsraum erfährt in Abhängigkeit von der Distanz zu einem gegebenen Marktort eine Ordnung.“

Auf der Grundlage von Modellen wie z.B. der Standortkalkulation mit dem „Varignonschen Gestell“ (Standortwaage in einer Ebene) (Weber 1909), dem Standortdreieck (Wheeler & Muller 1981) oder den Isodapanen (graphische Darstellung der optimalen Standorte, an denen die Arbeitskosten zuzüglich der Transportkosten am geringsten sind) werden Begriffe wie „Standortvorteil“ (ein seiner Art nach scharf abgegrenzter Vorteil, der für eine wirtschaftliche Tätigkeit dann eintritt, wenn sie sich an einem bestimmten Ort oder generell an Plätzen einer bestimmten Art vollzieht (Weber 1909)), „maximales Einzugsgebiet“ (außerhalb dieses Gebietes wird für die Produzenten die Teilnahme an der interregionalen Arbeitsteilung unrentabel, da die Wege zu lang sind), „Lagerente“ (bestimmt durch den Kostenfaktor, der sich aus der Entfernung zwischen Produktionsort und Verkaufsort ergibt), oder „Transportkostenminimalpunkt“ beschrieben und untersucht (siehe Abbildung 3.2).

Die Ökonomie des Wegebaus spielt bei all diesen Theorien eine wesentliche Rolle. Das Optimum für jeden einzelnen Verkehrswegebenutzer besteht darin, auf direktem Weg zu seinem Ziel kommen. Die Eigenschaften der Erdoberfläche, d.h. die räumlichen Bedingungen, bestimmen die Verkehrseignung eines Gebietes. Die Entwicklung der Infrastruktur ist aber auch eine Frage der finanziellen Situation des für den Ausbau Verantwortlichen. Sie führt zum von Lösch (1940) eingeführten Brechungsgesetz des Verkehrs. Die billigste Route stellt nicht immer eine Gerade dar, weil sie nach dem geringsten Widerstand sucht und dabei Unterschiede in der Wegsamkeit des Geländes berücksichtigt.

„Beim Vergleich verschiedener Analogmodelle (Karten, Globen etc. - Anm. d. Verf.) werden zunächst die individuellen Charakteristika deutlich: es kommt kaum jemals vor, dass die kartographische Aufnahme einer Stadt der einer anderen Stadt aufs Haar gleicht. Trotz aller Unterschiede zwischen verschiedenen Regionalsystemen können sich in einer vergleichenden Betrachtung aber auch räumliche Übereinstimmungen ergeben. ... Als Substrat solcher empirischer Verallgemeinerungen erhält man taxonomische Modelle. ... Sie zeigen uns etwa, welchem allgemeinen Aufbau die Städte in bestimmten Kulturen folgen. ... Um ein Beispiel zu nennen: Sobald wir den idealtypischen Aufbau einer US-amerikanischen Stadt kennen, sollte es uns keine Schwierigkeiten mehr bereiten, uns auch in einer bislang unbekanntem Stadt dieses Kulturkreises zurechtzufinden.“ (Reichart 1999)

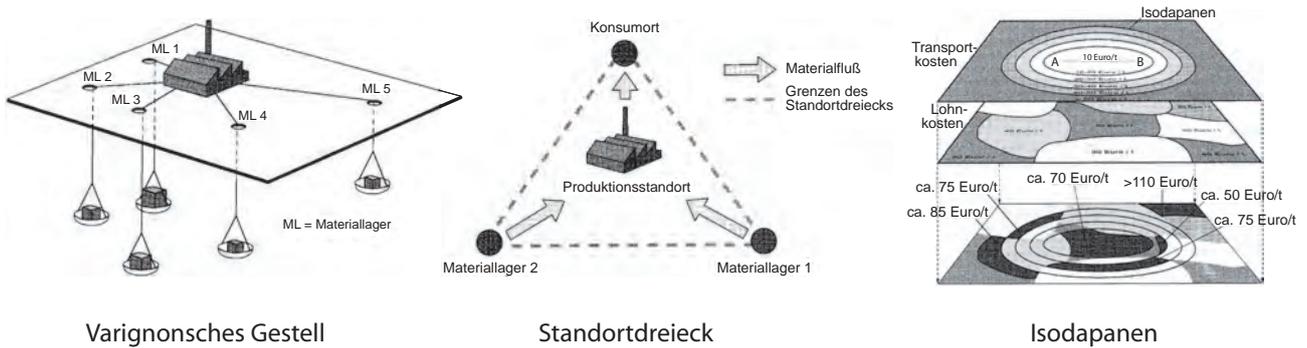


Abbildung 3.2: Modelle der Standortkalkulation (entnommen aus (Reichart 1999))

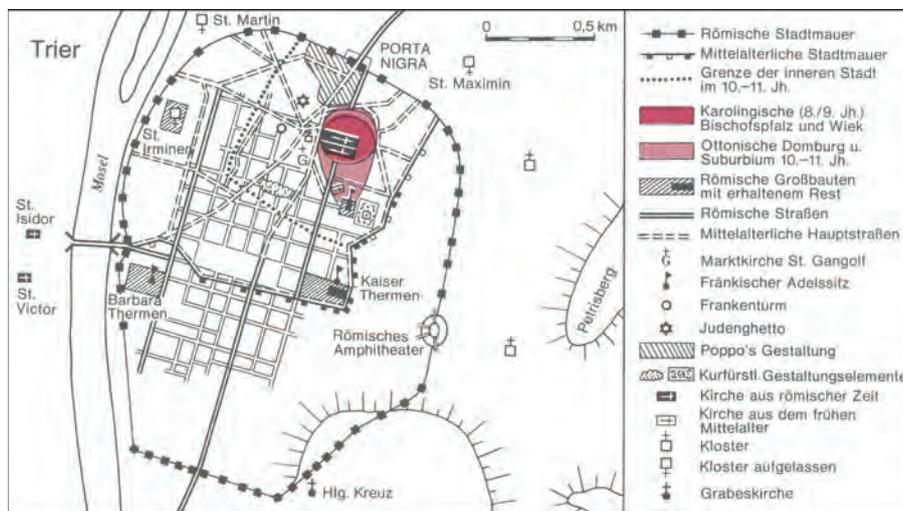


Abbildung 3.3: Trier - bedeutende römische Stadt in Deutschland (entnommen aus (Heineberg 2001))

Die historischen Stadtentwicklungen kann man heute in vielfältig differenzierten Stadtbildern wiederentdecken. In Anlehnung an die Klassifizierung nach (Heineberg 2001) sollen hier einige Stadttypen kurz charakterisiert werden.

- Römische Städte:**
 Die Städteneugründungen erfolgten normalerweise in regelmäßigen Schachbrettgrundrissen (Hippodamisches Schema). In Mitteleuropa sind sie häufig in der Ebene an den römischen Heerstraßen zu finden. Die Grundrißgestaltung der Straßen erfolgte in quadratischer oder rechteckiger Gitternetzordnung, soweit natürliche Gegebenheiten dies zuließen. Typischerweise wird die Stadt von einer alten Heerstraße durchquert, welche häufig von einer zweiten Hauptstraße gekreuzt wird. Das Forum, ein rechteckiger Platz meist am Schnittpunkt der beiden Hauptstraßen, war das Zentrum des öffentlichen Lebens. Ein bedeutendes Beispiel für eine römische Stadt in Deutschland ist Trier (Abbildung 3.3).
- Mittelalterliche Stadttypen:**
 Mittelalterliche Stadttypen können nach den Epochen, in denen sie entstanden sind, untergliedert werden. Wichtige Vertreter sind die sogenannten „Mutterstädte“ sowie die „Gründungsstädte älteren Typs“. Sie wurden meist in verkehrsgünstiger Lage angelegt und als Fernhandelsstädte von Kaufleuten geprägt. Bezeichnend für diesen Typ ist die explizite Ausprägung eines Marktes, da die Entwicklung des gewerblichen Marktwesens zu den bedeutendsten Errungenschaften dieser Zeit gehört. Die Markträume gingen im wesentlichen auf die alten Handelsstraßen zurück und können vielfältig gestaltet sein. Mutterstädte sind vielgliedrige und vielgestaltige Siedlungen, zumeist unsymmetrisch gegliederte, dicht bebaute Gebiete, die mit den benachbarten Fürstenpaläzen oder kirchlichen Burgen verschmolzen sind. Häufig trifft man auch in einer Stadt auf mehrere Märkte. Stadterweiterungen führten zudem zur Umgestaltung der Altstadt, aber auch zur Ansiedlung selbständiger Städte

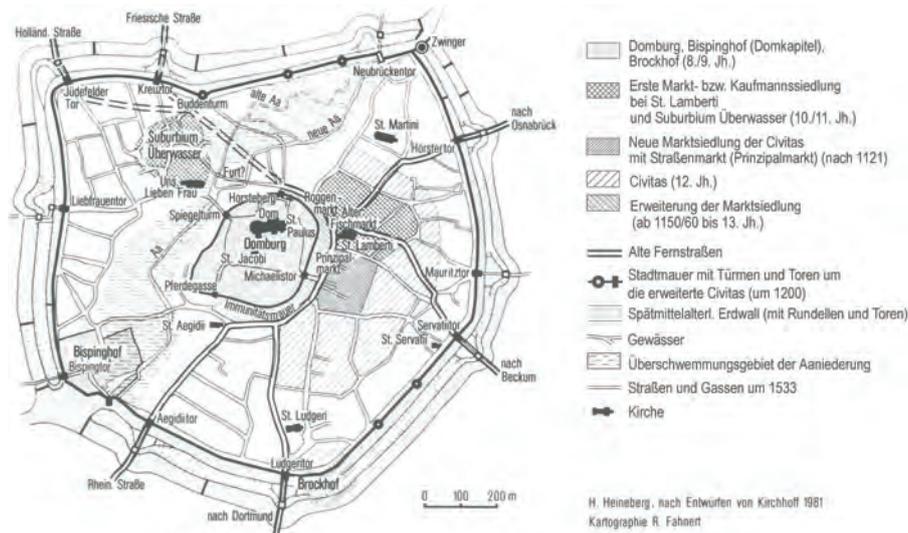
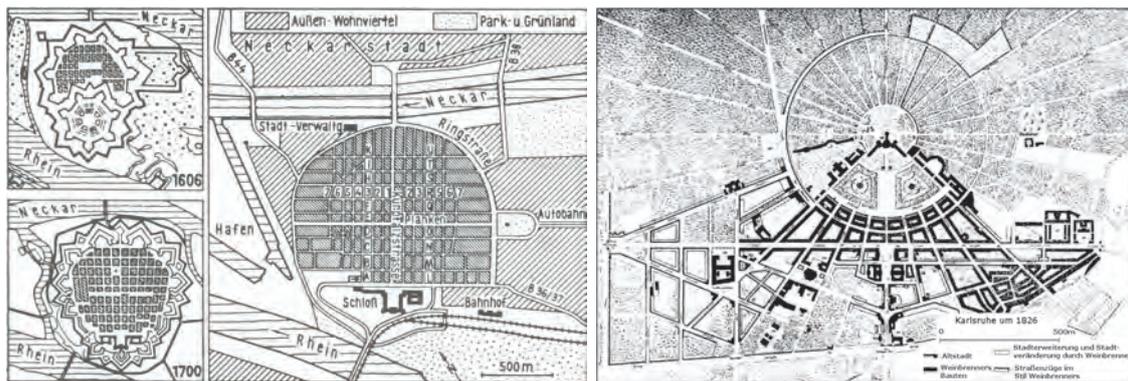


Abbildung 3.4: Münster - typische mittelalterliche „Mutterstadt“ (entnommen aus (Heineberg 2001))



(a) Mannheim - typischer Vertreter für eine Fürstenstadt zur Renaissancezeit

(b) Die Barockstadt Karlsruhe 1826

Abbildung 3.5: Frühneuzeitliche Stadttypen: Fürstenstädte (entnommen aus (Heineberg 2001))

neben der mittelalterlichen Stadt, welche dann als Neustadt bezeichnet wurden. Beispiele für diesen Stadttyp sind Braunschweig und Münster (Abbildung 3.4).

- Frühneuzeitliche Stadttypen:
Ein bedeutender Vertreter des frühneuzeitlichen Stadttyps ist die „Fürstenstadt“, welche als administratives Zentrum (Residenzstadt) oder militärische Festungs- bzw. Garnisonsstadt geplant und gegründet wurde. Diese Städte weisen symmetrisch-horizontale gegliederte, weitläufige Strukturen und geometrische Raumaufteilungen auf. Der Entstehungszeit entsprechend unterscheidet man Renaissancestadt und Barockstadt. Sie unterscheiden sich in ihrer Grundkonzeption der Raumaufteilung, da im Barock zusätzlich die Ausrichtung auf eine Schloßanlage zu finden ist. Ein bedeutendes Beispiel für eine Renaissancestadt ist Mannheim (Abbildung 3.5a), für eine Barockstadt ist es Karlsruhe (Abbildung 3.5b).
- Stadttypen des Industriezeitalters:
Während des Industriezeitalters kam es zu einem erheblichen Wachstum und einer Wohnverdichtung der Städte in Mitteleuropa. Aus Großbritannien sind die typischen Industriesiedlungen bekannt, welche zu dieser Zeit entstanden. Die vorherrschende Bauform waren Reihenhäuser, wodurch eine zeilenförmige Straßenführung zustande kam. In Deutschland ist der Mietskasernenbau typisch, welcher gleichzeitig große Straßenbaumaßnahmen bedingte. Rationale Verkehrsgesichtspunkte traten stärker in den Vordergrund, wie die gute Erreichbarkeit des

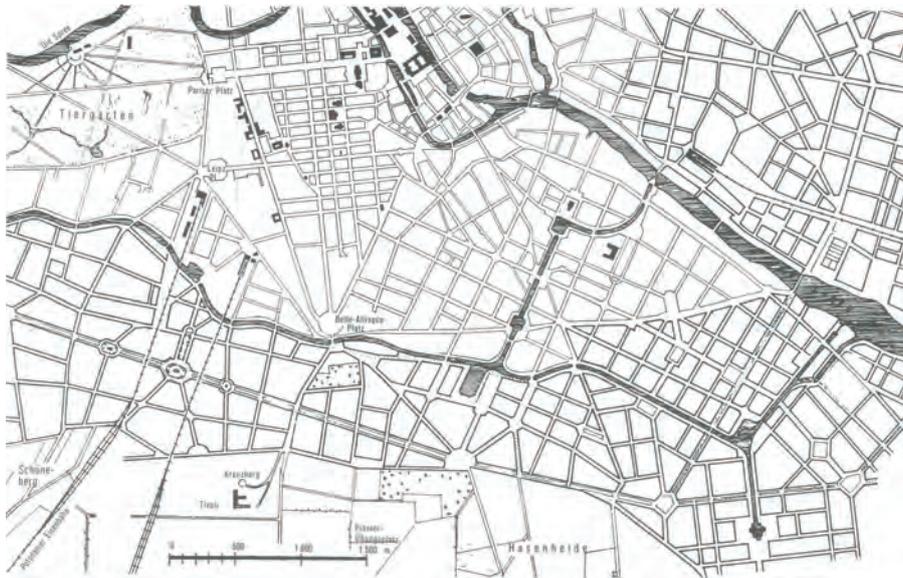
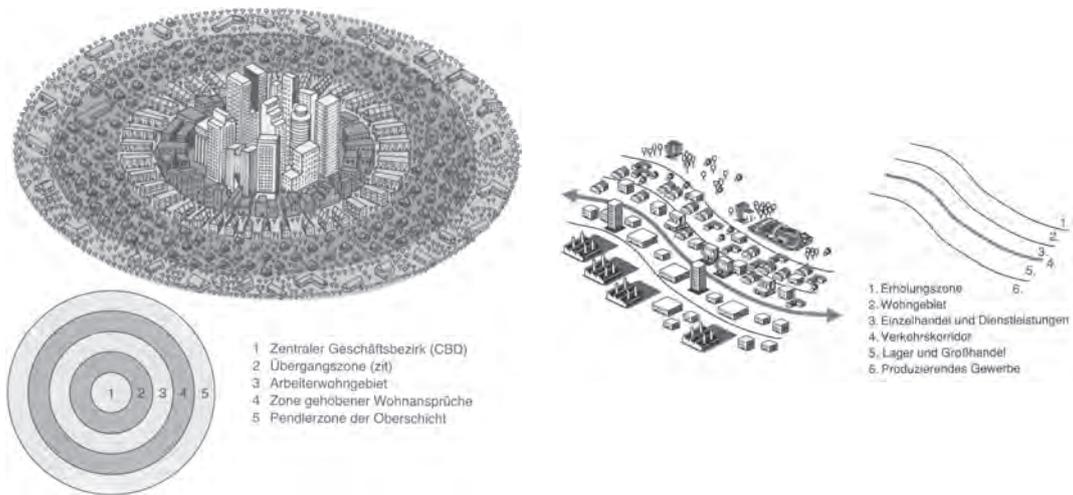


Abbildung 3.6: Der Berliner Bebauungsplan von 1862 (Hobrecht-Plan) (entnommen aus (Heineberg 2001))

Stadtzentrums, von Plätzen und öffentlichen Gebäuden. Ein Beispiel hierfür ist der Berliner Bebauungsplan von 1862, der einen Straßenfluchtlinienplan darstellt (Abbildung 3.6). Es entstanden in dieser Zeit auch Villensiedlungen und Werkskolonien, für die die Reihenhausbauweise typisch ist.

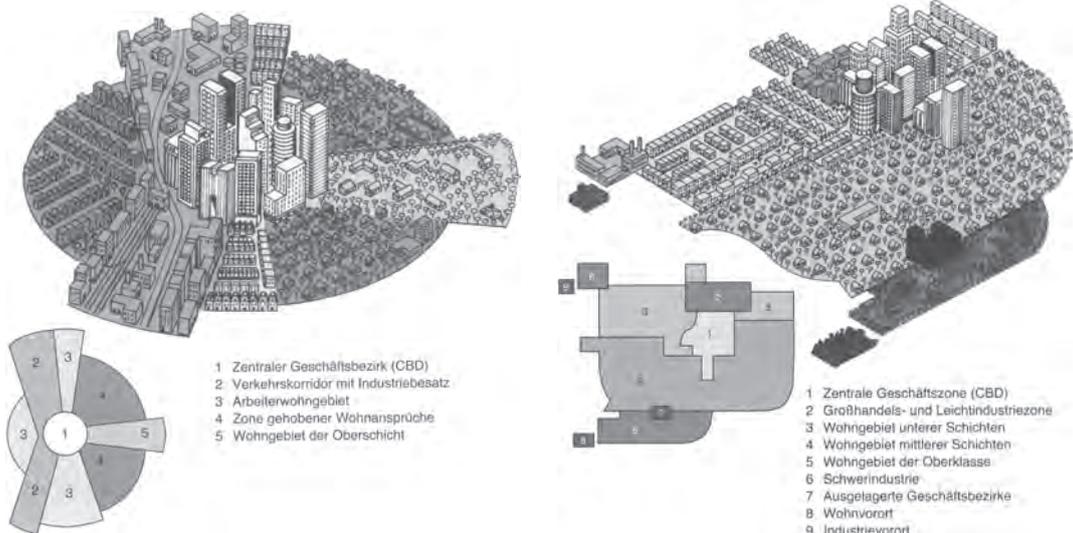
Andere Klassifizierungen von Städten richten sich nach dem heutigen Erscheinungsbild bzw. der Aufteilung der Stadt bezüglich ihrer funktionalen und sozialen Gliederung (Abbildung 3.7):

- radial konzentrisches Stadtmodell von E.W. Burgess:
In zentraler Lage, im Gebiet von wichtigen Verkehrsknotenpunkten, entsteht aufgrund der Standortvorteile das Hauptgeschäftszentrum. An diesen zentralen städtischen Raum schließen sich ringförmige Zonen an, deren Nutzungsintensität und Dichte nach außen hin abnimmt. Diesem Stadtmodell liegt die Hypothese des konzentrischen Wachstums zugrunde, welche besagt, dass sich eine Stadt von innen nach außen ausdehnt und die Ausdehnung tendenziell in alle Richtungen gleichmäßig erfolgt.
- Bandstadt von A. Soria y Mata:
Dieses Stadtmodell wurde entwickelt, um auf die Nachteile des raschen Städtewachstums zu reagieren. Die Probleme der zu hohen Dichte und der schlechten Verkehrsinfrastruktur führten zu der Idee einer Dezentralisierung und eines Stadt- Land-Ausgleichs durch die Anlage einer linearen Siedlungsstruktur entlang eines leistungsfähigen Verkehrskorridors, in dem auch alle öffentlichen und sozialen Einrichtungen angesiedelt sein sollten. Die Flächen beiderseits des Verkehrsbandes dienen Wohn- und Gewerbezwecken sowie der Naherholung.
- Sektorenmodell von H. Hoyt:
Im Gegensatz zur Theorie der radial konzentrischen Ausdehnung der Stadt entstand dieses Modell unter der Annahme, dass die Ausbreitung von Oberschicht-Wohngebieten nicht konzentrisch, sondern sektoral erfolge. Das Modell wurde allerdings in der Zwischenzeit angepaßt, da die Expansion der Stadt weniger durch Verlagerung der Wohnstandorte der Oberschicht gesteuert wird, sondern eher Verlagerungen von Produktionsstandorten und die Ausdehnung des Dienstleistungsbereiches für eine sektorale Ausprägung verantwortlich sind.
- Modell der Mehrkernstadt von C.D. Harris und E.L. Ullman:
Die oft sehr komplexe reale Stadtstruktur führte zur Definition des Mehrkernmodells, welches der Tatsache Rechnung trägt, dass die stark expandierenden Großstädte im Zuge ihrer Entwicklung kleinere Vororte eingemeinden. Deren alte Siedlungskerne führen zu Teilstädten bzw. Geschäftsbezirken, die sich außerhalb der zentralen Stadtlage befinden. Es entstehen aufgrund moderner Verkehrsmittel und der Tendenz zur Funktionsentmischung separierte Stadtbereiche mit unterschiedlichen Nutzungsschwerpunkten.



(a) Das radial konzentrische Stadtmodell nach Burgess

(b) Das Konzept der Bandstadt nach Soria



(c) Das Sektorenmodell nach Hoyt

(d) Das Modell der Mehrkernstadt nach Harris und Ullman

Abbildung 3.7: Stadtmodelle (entnommen aus (Reichart 1999))

Die verschiedenen Modellkonzepte konnten in zahllosen Beispielen verifiziert werden. An einzelnen Beispielen ließen sich sogar „idealtypische“ Ausprägungen nachweisen. Mit der Anwendung immer komplexerer statistischer Verfahren und dem Trend zu quantitativen Methoden in der Geographie wurden die Modellannahmen verfeinert sowie einzelne Strukturelemente detailliert untersucht.

Stephen Marshall (2005) untersucht in seinem Buch „Streets and Patterns“ speziell das Straßennetz von Städten und dessen Strukturen. Seine Klassifizierung von typischen Erscheinungsbildern städtischer Gebiete basiert auf den bekannten und oben erwähnten Stadttypen, welche nach ihrer historischen Entstehungsgeschichte differenziert werden können. Er unterscheidet bei Stadtgebilden sogenannte „ABCD“-Typen (Tabelle 3.1).

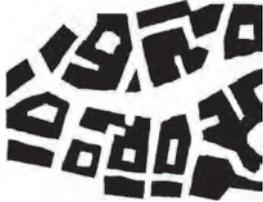
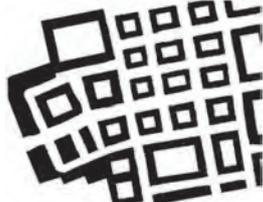
Typ	Beispiel	örtliche Spezifizierung	Transport-Ära
A-Typ: Altstadt		historisches Zentrum	Fußgänger und Pferde
B-Typ: Bilateral		zentral, Stadterweiterungen oder stadtweit	Pferde und Kutschen
C-Typ: Charakteristisch		überall, auch Vorstädte	öffentlicher Verkehr, Auto
D-Typ: Distributiv		peripher oder innerhalb von Stadtblöcken	Auto

Tabelle 3.1: Stadtstrukturen klassifiziert in „ABCD“-Typen (entnommen aus (Marshall 2005))

Ein wesentlicher Gesichtspunkt zur Klassifizierung urbaner Straßennetze ist für Marshall die Berücksichtigung der Bedingungen für den Transport. In diesem Zusammenhang untersucht er die Frage, ob sich die Stadtmuster nicht nur zeitlich, also bestimmten historischen Epochen, sondern auch räumlich, d.h. bestimmten funktionalen Stadtgebieten zuordnen lassen, in denen normalerweise solche Strukturen auftreten. Im Ergebnis der Untersuchungen wird deutlich, dass diese Frage im allgemeinen bejaht werden kann. Diese Tatsache liefert uns eine weitere Motivation zur Untersuchung und Detektion von typischen Mustern in Straßennetzwerken, da sich aus erkannten Strukturen eines realen Straßennetzes in Verbindung mit dem Wissen über charakteristische Straßenanordnungen und die beschriebenen Details der Stadtentwicklung offenbar neue Informationen über eine Stadt gewinnen lassen, die gewissermaßen implizit im geometrischen Straßennetz enthalten sind.

Zur Gewinnung quantitativer Unterscheidungsgrößen der von ihm definierten Strukturtypen führte Marshall (2005) Untersuchungen von Merkmalen wie Kontinuität, Konnektivität und Tiefe einzelner Routen im Straßennetz sowie von deren Gesamtwerten in einem Stadtgebiet durch. Hierzu benutzt er die im Kapitel 2.3.3 beschriebene Graphentheorie. Einschränkend ist zu bemerken, dass diese Analysen auf vordefinierten Stadtgebietsausschnitten beruhen. Desweiteren benutzt er Routen, das sind durchgehende Straßenverbindungen über einzelne Straßenkreuzungen hinaus. Ein solcher Graph setzt bereits ein bestimmtes Modell einer Verkehrskonstellation voraus.

Die von Marshall benutzten Merkmale sollen hier kurz beschrieben werden. Kontinuität bedeutet in diesem Zusammenhang die Länge der Route, gemessen in Straßenabschnitten zwischen einzelnen Kreuzungen, durch die die Route kontinuierlich verläuft. Konnektivität ist die Anzahl der Routen, mit denen die untersuchte Route verbunden ist. Die Tiefe ist wiederum ein Maß für die Distanz einer Route von einer als Datum festgelegten Basisroute. Die unterschiedlichen Straßenanordnungen in den verschiedenen Stadtgebieten liefern unterschiedliche quantitative Werte dieser Merkmale. Z.B. weisen gitterförmige Straßenformationen eine relativ hohe Konnektivität, baumartige Stra-

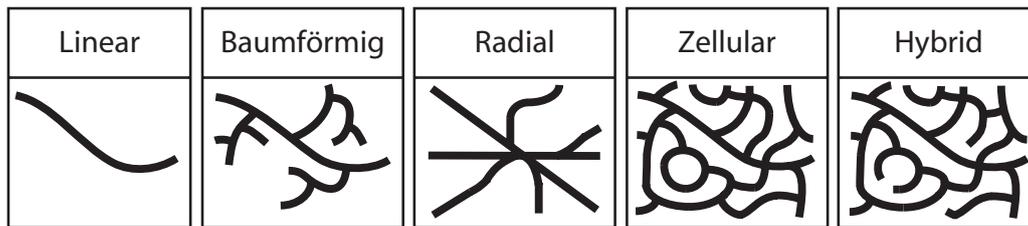


Abbildung 3.8: Straßenmuster (entnommen aus (Marshall 2005))

ßenkonfigurationen dagegen eine eher niedrige Konnektivität auf. Dementsprechend ergeben sich für die genannten ABCD-Typen folgende Werte relativer Konnektivität (Netzwerk-konnektivität geteilt durch die Summe aus Netzwerk-kontinuität, Netzwerk-konnektivität und Netzwerk-tiefe): A-Typ = 0.39, B-Typ = 0.49, C-Typ = 0.385, D-Typ = 0.265.

Die unterschiedlichen Werte für Kontinuität, Konnektivität und Tiefe widerspiegelnd, unterscheidet Marshall (2005) ebenfalls einzelne Straßenmuster. Er klassifiziert und beschreibt fünf verschiedene Hauptkategorien (Abbildung 3.8):

- lineare Konfigurationen
- baumförmige Konfigurationen
- radiale Konfigurationen
- zellförmige Konfigurationen
- hybride Konfigurationen

Die Untersuchungen von Marshall (2005) und seine Systematisierung von Straßenmustern bilden eine wesentliche Grundlage für die Detektion dieser Strukturen in unserer Arbeit. Wir werden auf eine weitere Begründung bezüglich ihrer Signifikanz bzw. Bedeutung verzichten und uns hierfür auf die Spezifikation durch Marshall (2005) berufen. Im Unterschied zu Marshall (2005), welcher komplette Stadtteile mit den aufgezeigten Maßen untersucht, besteht das Thema dieser Arbeit darin, auf Basis der genannten Klassifikation Algorithmen zur automatischen Detektion ausgewählter Strukturen in realen Straßennetzen zu entwickeln und zu untersuchen.

Während im folgenden Kapitel das Herangehen an diese Aufgabe beschrieben wird, widmet sich Kapitel 5 ausführlich den Eigenschaften der ausgewählten Muster sowie den Algorithmen zu deren Detektion. Die betrachteten Struktur-kategorien betreffen:

- Strokes - als Vertreter für lineare Konfigurationen
- Gitter - als Vertreter für kleinteilige zellulare Konfigurationen
- Sterne - als Vertreter für radiale Konfigurationen
- Ringe - als Vertreter für großräumige zellförmige Konfigurationen

Kapitel 4

Prozeßkette zur Extraktion von Mustern in Straßennetzwerken

4.1 Übersicht

In Abbildung 4.1 sind die wesentlichen Schritte der Prozeßkette zur Gewinnung neuer Information dargestellt. Die Schritte werden in den folgenden Kapiteln erläutert.

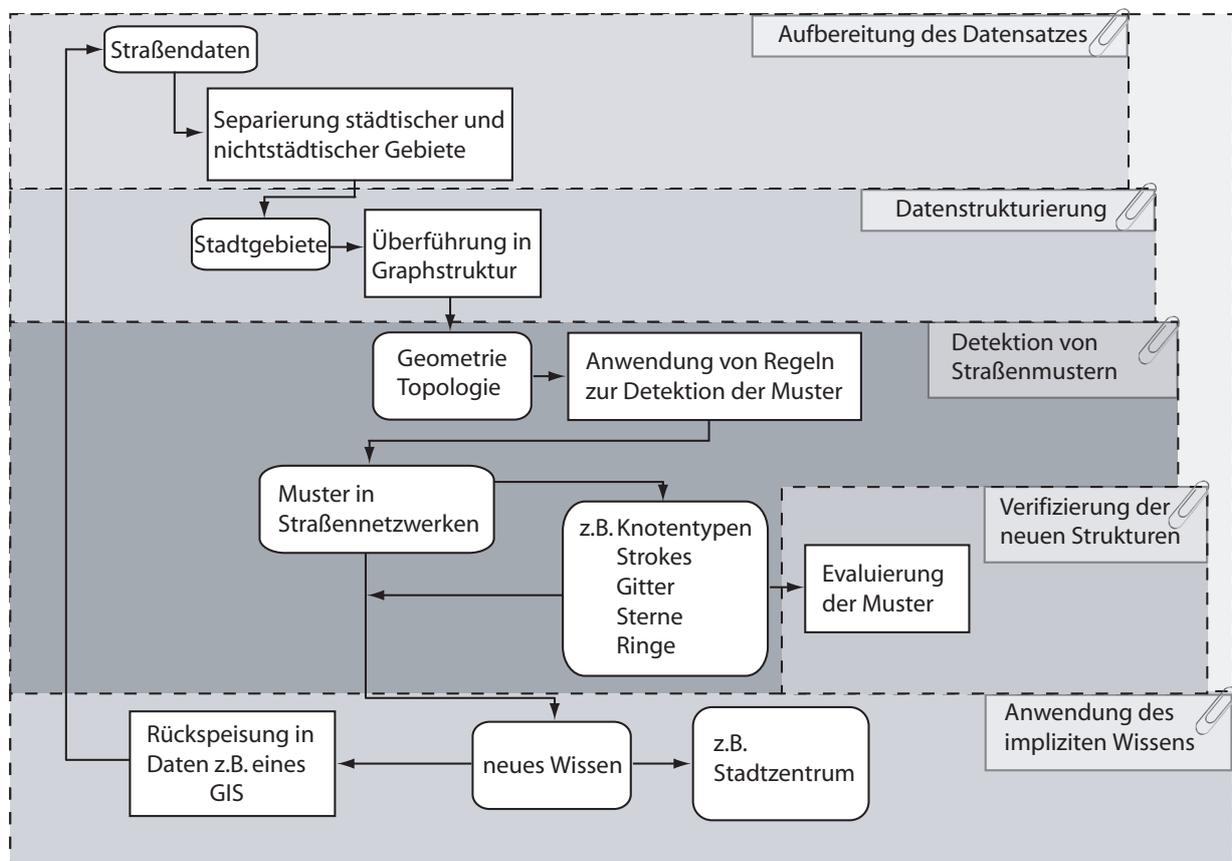


Abbildung 4.1: Prozeßkette zur Extraktion von Mustern in Straßennetzwerken. Der dunkelgrau hinterlegte Bereich stellt den Schwerpunkt unserer Untersuchungen dar.

4.2 Aufbereitung des Datensatzes

4.2.1 Detektion von Siedlungsgebieten

Entsprechend der in Kapitel 1.3 abgeleiteten Aufgabenstellung sollen die zu untersuchenden Datensätze ausschließlich Straßendaten, repräsentiert durch Liniengeometrie, beinhalten. Weiterhin ist diese Arbeit auf die Betrachtung des Straßennetzes von Städten fokussiert. Folglich sollte in einem Datensatz möglichst nur ein einziges Stadtgebiet abgebildet sein. Um dies zu gewährleisten, wird in der Prozeßkette zunächst ein Schritt zur Aufbereitung des Datensatzes vorweggeschaltet. Dieser Schritt dient der Separierung des Datensatzes in Stadtgebiete und nichtstädtische Gebiete und entsprechender Untergliederung des Datensatzes in mehrere Teilgebiete, falls der Datensatz mehr als ein Stadtgebiet enthält. Abbildung 4.2 zeigt das Straßennetz in einem nördlichen Teilgebiet von Schottland. In ihm sind mehrere Kleinstädte enthalten. Die nötige Separierung der einzelnen Stadtgebiete erfolgt durch den im folgenden beschriebenen Prozeß.

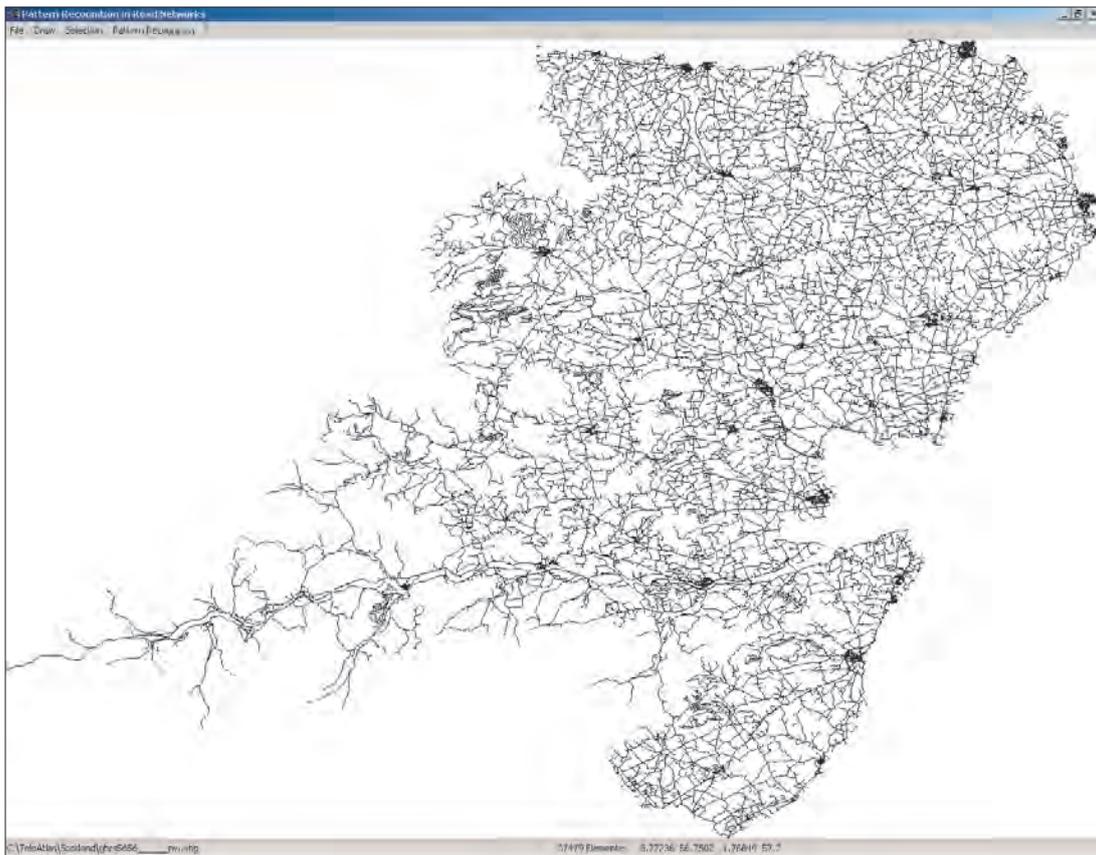


Abbildung 4.2: Beispiel eines Datensatzes von Schottland mit mehreren Kleinstädten

Durch die dichte Bebauung innerhalb von Siedlungsgebieten ist die Anzahl der Verkehrswege pro Flächeneinheit in städtischen Gebieten wesentlich größer als in ländlichen Gebieten. Dieser Zusammenhang soll zur Segmentierung des Datensatzes und zur Erkennung von Stadtgebieten im Datensatz genutzt werden. Eine höhere Straßendichte bedeutet gleichzeitig eine geringere Größe der von den Straßen eingeschlossenen Flächen. Diese von Verkehrswegen vollständig umschlossenen Polygone werden wir als Straßenmaschen bezeichnen. Es gilt nun, ein allgemeines Verfahren zu entwickeln, welches signifikante Unterschiede in der Größe der Straßenmaschen feststellen kann und die Gebiete hoher von denen mit geringer Straßendichte eindeutig abgrenzen kann.

Zunächst wird die durchschnittliche Fläche aller im Datensatz vorhandenen Straßenmaschen berechnet. Anschließend werden all diejenigen Maschen verworfen, welche größer als das 0,6-fache der Durchschnittsfläche (siehe Kapitel 4.2.2) sind. Im nächsten Schritt wird eine Nachbarschaftsglättung (vgl. Kapitel 4.2.2) zwischen den verbliebenen Polygonen durchgeführt. Das ist notwendig, weil sich häufig mehrere Stadtgebiete entlang von Stadtautobahnen oder

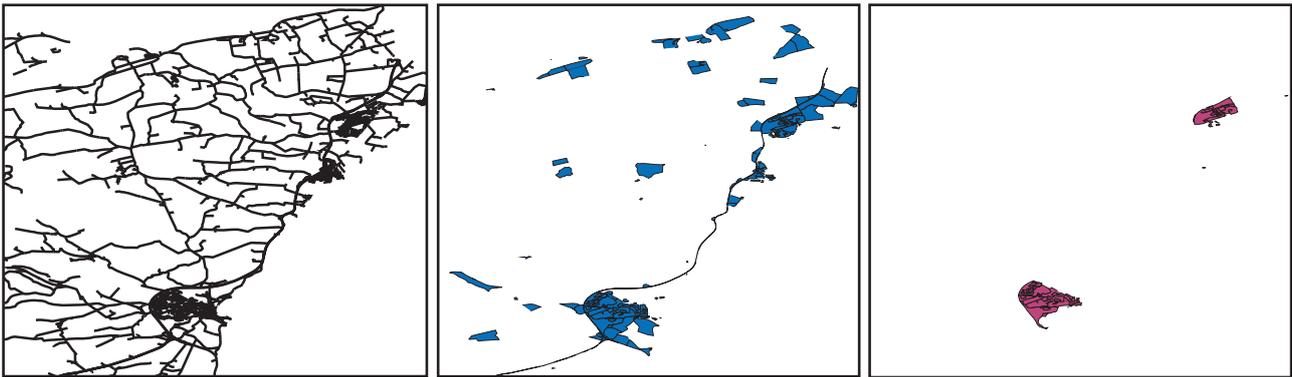


Abbildung 4.3: Vorgehensweise zur Filterung von Stadtgebieten gezeigt anhand des Ausgangsdatensatzes (links), der Eliminierung von Flächen größer des 0,6-fachen der Durchschnittsfläche (mitte) und erneuter Eliminierung nach Nachbarschaftsglättung (rechts)

Schnellstraßen, wie an einer Perlenschnur, aneinanderreihen, deren einzelne Fahrbahnen durch eigene Liniengeometrie wiedergegeben werden, wodurch sich zwischen den Fahrbahntrassen kleine Straßenmaschen bilden. Diese werden durch den Vergleich mit der Durchschnittsfläche nicht eliminiert und führen dazu, dass unterschiedliche Städte nicht voneinander getrennt werden können. Die Nachbarschaftsglättung wird zweigleisig gestaltet, um diese Fehlinterpretation zuverlässig auszuschalten. Sofern eine Kante der Straßenmasche ein Nachbarpolygon besitzt, werden die Flächen der untersuchten Straßenmasche und seiner Nachbarpolygone gemittelt. Sofern an einer Kante kein Nachbarpolygon existiert, wird an dieser Stelle eine Fläche eingeführt, die abhängig ist vom Verhältnis der Kantenlänge zum Umfang des Polygons. An langgezogenen Polygonen, wie sie z.B. bei Autobahnabschnitten vorzufinden sind, wird an solchen Stellen dadurch ein relativ hoher „Penalty-Wert“ eingeführt, so dass im nachfolgenden Prozeß, bei dem erneut alle Straßenmaschen, welche größer als das 0,6-fache der Durchschnittsfläche sind, gelöscht werden, derartige Konstellationen eliminiert werden. Abbildung 4.3 zeigt exemplarisch diese Vorgehensweise.

Alle verbleibenden, topologisch aneinandergrenzenden Straßenmaschen werden nun aggregiert, d.h. für zusammenhängende Gebilde mit einer Mindestanzahl von 40 Polygonen (siehe Kapitel 4.2.2) wird deren Ausdehnung bestimmt und ein rechteckiges Fenster mit einem 10-prozentigen Zuschlag um die Minimal- bzw. Maximalkoordinaten festgelegt.

4.2.2 Diskussion der gewählten Parameter und Bedingungen

Die Segmentierung ist ein aus der Bildverarbeitung bekanntes Verfahren zur Erzeugung von inhaltlich zusammenhängenden Regionen durch Zusammenfassung benachbarter Pixel (Haberäcker 1985). Hierfür werden Homogenitäts- bzw. Ähnlichkeitskriterien festgelegt, die die Segmentierung steuern. Unsere Aufgabenstellung - die binäre Segmentierung der Vektordaten - kann mit dem Segmentieren von Bildern in Vorder- und Hintergrund verglichen werden. Ähnlich der dort üblichen Anwendung von Schwellwertverfahren, setzen wir ebenfalls Selektionskriterien zur Steuerung des Prozesses ein. Diese sind:

1. die Flächengrößen der Straßenmaschen
2. die direkte topologische Nachbarschaft der Straßenmaschen
3. eine Mindestanzahl an Straßenmaschen, welche einem Stadtgebiet angehören müssen

1. Die Flächengrößen der Straßenmaschen bilden das ausschlaggebende Kriterium zur Erreichung unseres Zieles - städtische Gebiete von ländlichen Gegenden zu trennen. Wie bereits erwähnt zeichnen sich urbane Gebiete durch ein dichteres Straßennetz aus, welches sich in einer geringeren Größe der Straßenpolygone widerspiegelt. Die Untersuchung von Testdatensätzen, welche eine übliche Gliederung in städtische und ländliche Gebiete aufweisen, ergibt eine dem Potenzgesetz folgende Häufigkeitsverteilung für die Straßenmaschengrößen. Abbildung 4.4 zeigt schematisch diesen Zusammenhang.

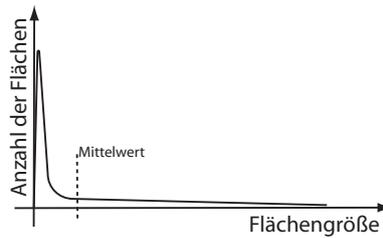


Abbildung 4.4: Häufigkeitsverteilung für die Größen der Straßenmaschen in Regionen, welche ländliche und städtische Gebiete aufweisen

Die Behandlung solcher Verteilungen kann nicht mit der für bimodale Histogramme typischen Schwellwertbestimmung (Otsu 1979) erfolgen. Um zunächst die großen Straßenmaschen, welche eher in ländlichen Gegenden vorherrschen, zu eliminieren, haben wir uns für einen statischen Schwellwert entschieden, der vom Wert der Durchschnittsfläche abhängig ist und auf den kompletten Datensatz angewendet wird. Im Gegensatz zu einer Normalverteilung ist bei der uns vorliegenden Häufigkeitsverteilung die Durchschnittsfläche stark abweichend von dem Wert der am häufigsten auftretenden Flächengröße (wie in Abbildung 4.4 angedeutet). Aus diesem Grunde haben wir uns entschieden, einen Schwellwert anzusetzen, der 40 Prozent unterhalb des Durchschnitts liegt. In unseren Untersuchungen hat sich gezeigt, dass dieser Wert einer ca. 25 prozentigen Ausdünnung der Straßenmaschen entspricht, unter der Annahme, dass es sich um einen Datensatz handelt, in dem ländliche und städtische Gebiete gleichermaßen vorhanden sind. Dieser Ansatz ist problematisch, sofern es sich um künstliche Datensätze mit gleichen Flächengrößen handelt. Weitere Untersuchungen sind notwendig, um den Schwellwert in Abhängigkeit von der Varianz des Mittelwertes oder der Varianz des Wertes der maximalen Häufung zu gestalten. Der experimentell ermittelte Schwellwert hat sich aber in unseren Tests als günstig erwiesen.

2. Die Nachbarschaftsglättung bezieht sich ausschließlich auf topologisch direkt benachbarte Straßenmaschen. Sie ist aus den in Kapitel 4.2.1 beschriebenen Gründen notwendig und kann mit einem Glättungsfilter verglichen werden. Abbildung 4.5 veranschaulicht die Ermittlung der geglätteten Flächengrößen.

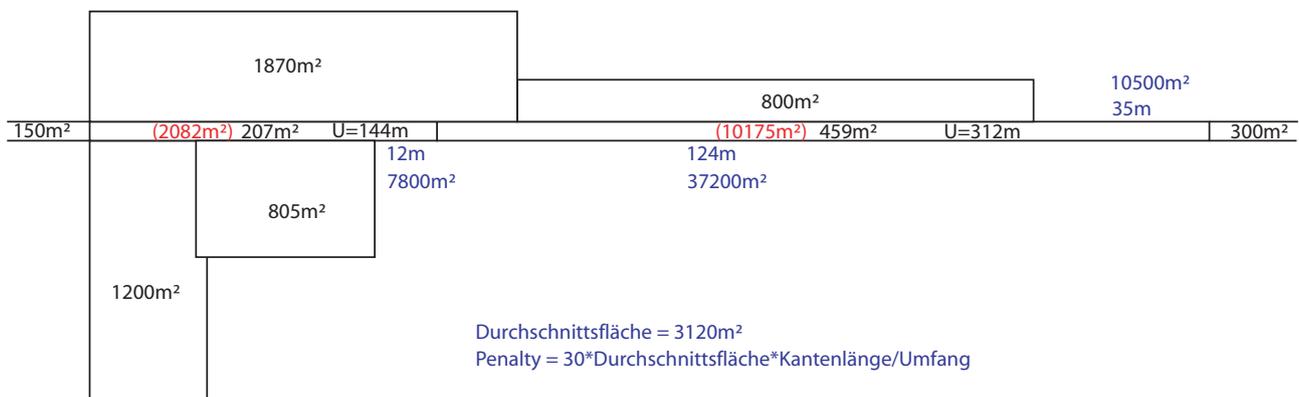


Abbildung 4.5: Schema zur Bestimmung geglätteter Flächengrößen anhand der topologisch direkt angrenzenden Nachbarflächen. Die neu berechneten Flächen sind beispielhaft für zwei Straßenmaschen in rot dargestellt.

Die Kanten einer Straßenmasche, an denen kein Nachbarpolygon angrenzt, führen zu der Einführung eines Penalty-Wertes (siehe Abbildung 4.5). Dieser ist abhängig von der Länge der Kante im Verhältnis zum Gesamtumfang der Straßenmasche und wurde absichtlich sehr hoch gewählt (Faktor 30), da häufig an langgezogenen Straßenmaschen, wie sie für Schnellstraßen typisch sind, nur wenige Nachbarpolygone zu finden sind.

3. Die Festlegung einer Mindestanzahl von 40 Straßenmaschen, welche einer Region angehören müssen, um als Stadtgebiet selektiert zu werden, dient dem Zweck, zu kleine zusammenhängende Regionen auszuschließen. Unsere Überlegung beruht auf der Annahme, dass unsere weiterführenden Untersuchungen der Datensätze hinsichtlich der Detektion von typischen Straßenmustern eine Mindestgröße der Stadt voraussetzen.

Das vorgestellte Verfahren zur Segmentierung eines Datensatzes in städtische und nichtstädtische Gebiete soll ein erster Ansatz sein, um die Möglichkeit der Automatisierung dieses Vorverarbeitungsschrittes aufzuzeigen. Um einen statistisch abgesicherten Prozeß zu entwerfen, sind weitere Untersuchungen hinsichtlich des Vorgehens und der festgesetzten Parameter notwendig. In ersten Testanwendungen stellte sich das Ergebnis dieses Algorithmus als praktikabel heraus.

4.2.3 Gewährleistung der zentralen Lage eines Stadtgebietes im Datensatz mithilfe der Datentiefe nach Tukey

Die zentrale Lage des Stadtgebietes innerhalb eines Ausschnittes (siehe Abbildung 4.12) ist für die Detektion der von uns behandelten Muster von Bedeutung (siehe Kapitel 5.4). Um dies zu gewährleisten, wird ein weiterer Aufbereitungsschritt pro einzeltem Datenfenster vorgenommen. Es handelt sich hierbei um die Anwendung eines statistischen Maßes, welches durch J.W. Tukey eingeführt wurde und im folgenden kurz dargestellt wird.

John W. Tukey (1915-2000) war ein bedeutender Statistiker. Er gilt als der Begründer der Explorativen Datenanalyse. Sein Beitrag zur Untersuchung der Datentiefe hochdimensionaler Daten soll in dieser Arbeit verwendet werden.

Der Begriff der Datentiefe verallgemeinert den Medianwert für höherdimensionale Daten. Der Medianwert (im ein-dimensionalen Raum) ist im Gegensatz zum Mittelwert ein sehr robuster Schätzer für die Zentralität von Objekten. Während sich der Mittelwert schon durch Hinzunahme/Weglassen eines Elementes verändert, müßte die Hälfte der Elemente geändert werden, um den Medianwert zu beeinflussen. Damit scheint diese Größe überaus gut für den Interpretationsschritt der Zentrumssuche geeignet zu sein, und wir befassen uns zunächst ausführlich mit den zugrundeliegenden Überlegungen.

Tukey führte als erster verschiedene Untersuchungen zur Datentiefe mehrdimensionaler Daten durch und etablierte auf diesem Wege statistische Maße im Rahmen von multivariaten Analysen. Der sogenannte Tukey-Median wurde von Tukey (1975) publiziert und ist wohl das bekannteste Maß der Datentiefe in der nichtparametrischen Statistik und in den Anwendungen der Algorithmischen Geometrie.

Der Tukey-Median ist ein verallgemeinerter Median für mehrdimensionale punktförmige Daten, der für die Messung der Zentralität von Daten in der Statistik verwendet wird. Zum besseren Verständnis wird zunächst der Begriff der „Halbebenen-Tiefe“ (halfspace depth), welche wir im folgenden auch als Tukey-Tiefe bezeichnen werden, definiert, bevor darauf basierend der Tukey-Median erläutert wird.

Definition der Halbebenen-Tiefe nach (Aloupis 2005):

Die Halbebenen-Tiefe eines Punktes P bezüglich eines Punktdatensatzes S mit der Anzahl von n Punkten im Euklidischen Raum \mathbb{R}^d bestimmt sich aus der kleinsten Punktanzahl von S in einer beliebigen abgeschlossenen Halbebene, deren Grenze durch P verläuft.

Eine andere Formulierung dieser Definition könnte folgendermaßen lauten: Zähle in jeder abgeschlossenen (d.h. mit zugehörigem Rand) Halbebene, welche P enthält, die Anzahl der Punkte des Datensatzes S , die sich in der Halbebene befinden. Die minimale Anzahl von Punkten, welche bezüglich aller Halbebenen gefunden wurde, ist die Halbebenen-Tiefe von P . Die Halbebenentiefen eines Punktdatensatzes in \mathbb{R}^d kann in $O(n^d)$ berechnet werden. Am Beispiel des zweidimensionalen Raumes \mathbb{R}^2 läßt sich die Bestimmung dieses Wertes sehr anschaulich verdeutlichen: platziere eine Linie durch P , so dass die Anzahl der Punkte aus S auf einer Seite der Linie minimal wird.

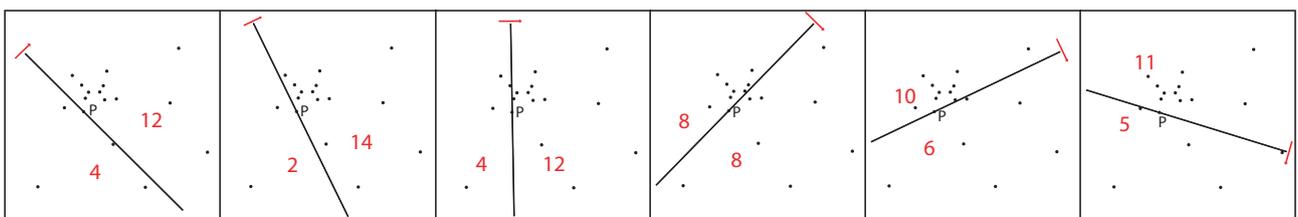


Abbildung 4.6: Bestimmung der Halbebenentiefe exemplarisch gezeigt an einem Datensatz mit 17 Punkten

Abbildung 4.6 zeigt sechs verschiedene Beispiele für die Platzierung der die Halbebenen trennenden Linie durch einen Punkt P in einem Datensatz mit 17 Punkten sowie die jeweilige Anzahl der verbleibenden Punkte in den

beiden Halbebenen. Der Einfachheit halber wurde der Punkt P selbst nicht hinzugezählt, obwohl er entsprechend der Definition zu jeder Halbebene dazugehört.

Definition des Tukey-Medians nach (Aloupis 2005):

Bezüglich eines Punktdatensatzes S bestimmt sich der Tukey-Median durch jene Punkte in \mathbb{R}^d , welche die maximale Halbebenen-Tiefe aufweisen. Diese Punkte stellen die tiefste Lokalisierung im Datensatz S dar. Der Tukey-Median ist im allgemeinen kein einzelner Punkt. Die zum Tukey-Median gehörenden Punkte maximaler Halbebenen-Tiefe bilden immer eine abgeschlossene, begrenzte konvexe Menge.

Die Punktmenge D_k aller Punkte in \mathbb{R}^d mit der Datentiefe k für einen gegebenen Datensatz S wird die Kontur/Grenze der Datentiefe k genannt. Abbildung 4.7 zeigt einen Datensatz mit 13 Punkten (schwarz) sowie die Konturen der verschiedenen Tiefen k . Die Extrempunkte von D_k müssen dabei nicht notwendigerweise Datenpunkte sein, was man an den weißen Punkten sehen kann. Die verschiedenen Tiefenregionen sind konvex und ineinander verschachtelt. Weiterhin ist die Datentiefe nach Tukey affin invariant. Für jede beliebige Dimension $d \geq 0$ gilt, dass die maximale Tiefe eines Datensatzes mindestens $\left\lceil \frac{n}{d+1} \right\rceil$ ist. Die Menge der Punkte, die zumindest diese Datentiefe erreichen, wird als Zentrum des Datensatzes bezeichnet.

Tukey schlug weiterhin vor, alternativ zur Bestimmung des Wertes der Datentiefe sogenannte „convex hull peeling“-Techniken anzuwenden. Diese konvexen Hüllen können als Näherung für die Datentiefe verwendet werden und sind in \mathbb{R}^2 in $O(n \log n)$ bestimmbar. Die Datenpunkte mit denselben Tiefenwerten müssen jedoch keine konvexe Hülle bilden, da die Konturen der Tiefenregionen, wie bereits genannt, nicht notwendigerweise ausschließlich aus Datenpunkten bestehen müssen. Abbildung 4.8 zeigt ein Beispiel eines Datensatzes mit 17 Punkten. Diese bilden vier ineinander verschachtelte konvexe Hüllen. Zum Vergleich ist die Tukey-Tiefe als Zahl neben jedem Datenpunkt vermerkt. Laut obiger Formel sind alle Punkte mit einer Tiefe größer $\frac{17}{3}$ als Zentrum des Datensatzes zu bewerten, d.h. die Punkte mit der Datentiefe 6 und 7, welche der inneren konvexen Hülle entsprechen. In diesem Fall liefern beide Verfahren dieselben Punkte als Zentrum des Datensatzes.

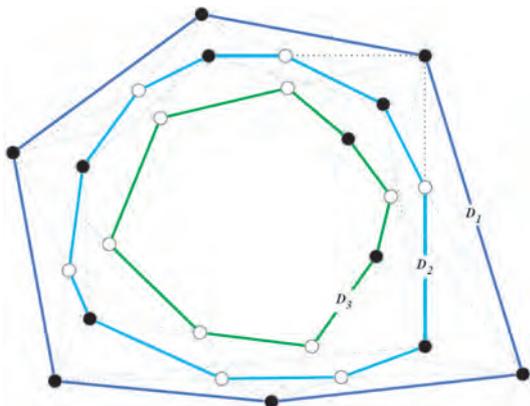


Abbildung 4.7: Konturen/Grenzen von D_k in der Ebene (entnommen aus (Fukuda & Rosta 2004))

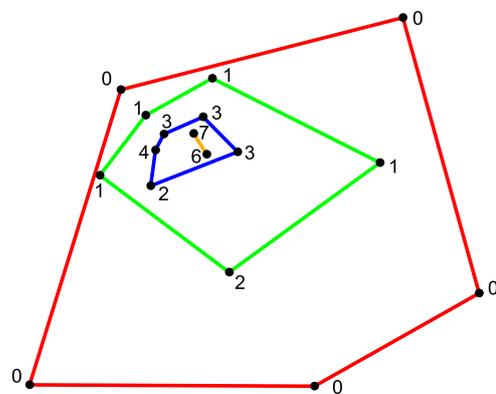


Abbildung 4.8: Vergleich des „convex hull peelings“ mit tatsächlichen Tukey-Tiefen eines Datensatzes

Für das Problem der Bestimmung der Tukey-Tiefe im ein- wie auch zweidimensionalen Raum gibt es exakte und heuristische Ansätze, welche vielfach publiziert worden sind ((Rafalin & Souvaine 2004), (Fukuda & Rosta 2004), (Aloupis 2005)), allerdings ist die Berechnung in höherdimensionalen Räumen nach wie vor eine Herausforderung. Im Gegensatz zu Punktdaten gibt es für Linien und Flächen bisher noch keine eindeutigen Zentralitätsmaße.

Aus diesem Grunde wurde für die Bestimmung eines Tukey-Tiefen-Wertes für die Straßendaten auf Punktdaten zurückgegriffen. Es wurden zunächst die Straßenmaschen bestimmt, also die kleinstmöglichen Polygone, welche vollständig von Straßen umgeben sind. Für die Berechnung der Tukey-Tiefe wurden zu allen Polygonen die entsprechenden Schwerpunkte bzw. Zentroide bestimmt. Diese Punktdaten wurden nun hinsichtlich ihrer Tiefe im Datensatz analysiert.

¹Die Zahl $\frac{n}{d+1}$ geht aus dem Theorem von Helly hervor. Edelsbrunner (1987) gibt eine detaillierte Einführung.

Das beschriebene Standardvorgehen für die Analyse dieser Zentroide bezüglich beliebiger Halbebenen und der Anzahl der sich darin befindlichen Nachbarzentroide würde allerdings aufgrund des Prüfens aller Halbebenen sehr rechenaufwendig sein. Deshalb wurde das Verfahren leicht modifiziert und vereinfacht. Die Halbebenenzerlegungen werden durch die Kanten eines Polygons definiert. Es wird jede Kante eines Polygons betrachtet und pro Kante werden die links bzw. rechts der Kante liegenden Zentroide gezählt. Die kleinste bei einer Polygonkante vorkommende Anzahl wird dem Polygon als Tukey-Tiefe zugeschrieben.

Abbildung 4.9 zeigt eine Prinzipskizze zur Bestimmung der Datentiefe. Mittels dieser Vorgehensweise wird auf die beliebige Halbebenenauflistung im Zentroid verzichtet, die verlängerten Kanten der Polygone bilden die Begrenzungen der Halbebenen. Dadurch wird die Komplexität des Verfahrens deutlich verringert.

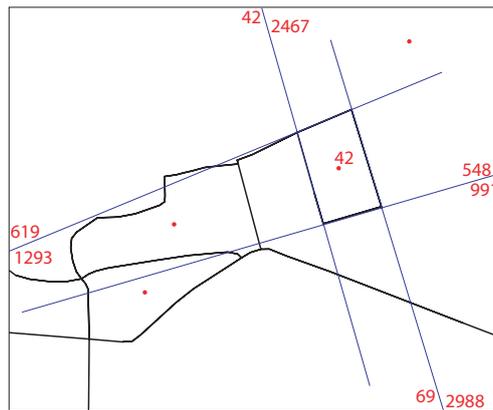


Abbildung 4.9: Prinzip unseres Verfahrens zur Bestimmung der Datentiefe. Die schwarzen Linien stellen das Straßennetz dar, die blauen Linien bilden als verlängerte Polygonkanten die Halbebenenzerlegungen. Die roten Zahlen geben die in den jeweiligen Halbebenen vorhandene Anzahl an Zentroiden wieder. Die geringste Anzahl wird dem untersuchten Zentroid als Tukey-Tiefe zugewiesen.

Die Abbildungen 4.10 sowie 4.11 zeigen Beispiele der Verteilung der Tukey-Tiefen in einem künstlichen Datensatz mit mehreren Zentren sowie in einem Datensatz von Braunschweig.

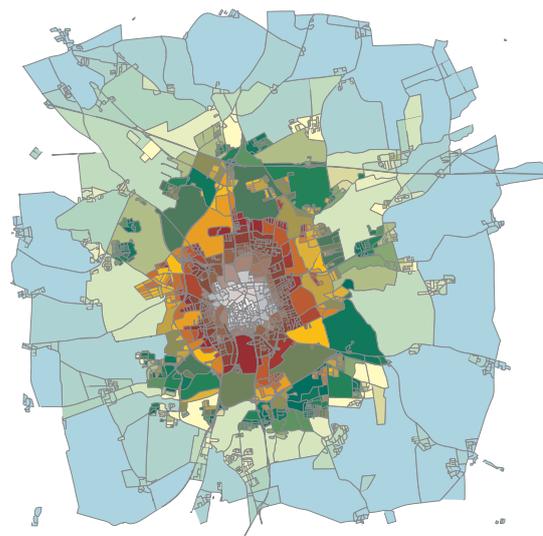
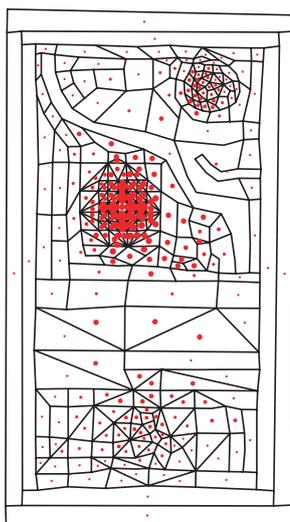


Abbildung 4.10: Tukey-Tiefen (kodierte durch die Punktgrößen) in einem künstlichen Datensatz mit mehreren Stadtzentren

Abbildung 4.11: Verteilung der Tukey-Tiefen in einem Datensatz von Braunschweig/Deutschland. Eine gleiche Flächenfärbung entspricht einer gleichen Datentiefe. Die Farbauswahl erfolgte zufällig.

Das gewählte Verfahren zur Bestimmung der Datentiefe läßt zwei Problempunkte offen. Erstens besteht die Möglichkeit, dass ein Zentroid bei ungünstiger Form außerhalb des Polygons zu liegen kommt und somit die Straßenverteilung nicht optimal repräsentiert. Da aber zu jedem Polygon dessen Kanten sowie die sich rechts und links davon befindlichen Zentroide begutachtet werden, wirkt sich dieser Mangel nur sehr lokal auf die Nachbarpolygone aus. Es ist davon auszugehen, dass statistisch gesehen dieser Fehler unbeachtet bleiben kann. Zweitens kann eine ungünstige Linienführung der Kanten zu einem verfälschten Tiefenwert führen. Besteht das Polygon z.B. aus zwei halbseitigen Straßenzügen, welche sich durch sehr geringe Krümmungswechsel auszeichnen (wie es an den Aufsplittungen in Richtungsfahrbahnen o.ä. üblich ist), spiegeln die Kanten dadurch ähnliche Richtungen wider. Somit erhält man mehrere Halbebenenzerlegungen, welche potentiell eine ähnliche Richtung der Durchschneidung des Zentroidhaufens verursachen. Diese Möglichkeit kann dazu führen, dass bei ungünstiger Richtung verfälschte Tiefenwerte bestimmt werden. Das vorgestellte Verfahren stellt letztendlich eine Näherungslösung dar, welche einen Kompromiß zwischen statistischer Genauigkeit, Praktikabilität und erzielter Rechengeschwindigkeit sucht.

4.2.4 Ergebnis der Detektion von Siedlungsgebieten

Die Segmentierung eines Datensatzes in städtische und nichtstädtische Gebiete (siehe Kapitel 4.2.1) liefert innerhalb eines Datensatzes voneinander abgegrenzte Stadtgebiete, welche aus topologisch zusammenhängenden Straßenmaschen bestehen. Diese einzelnen Bereiche werden anschließend separat betrachtet, so dass sie jeweils einen individuellen zu untersuchenden Datensatzausschnitt mit einem Stadtgebiet darstellen. Innerhalb eines solchen Ausschnittes werden nun jeweils die Tukey-Tiefen berechnet sowie die zentral gelegenen Zentroide und deren dazugehörige Straßenmaschen bestimmt (siehe Kapitel 4.2.3). Anschließend erfolgt eine Translation des jeweiligen Fensterausschnittes, so dass dessen Mitte mit dem tiefsten Zentroid zusammenfällt. Das Ergebnis des Prozesses ist beispielhaft in Abbildung 4.12 dargestellt.

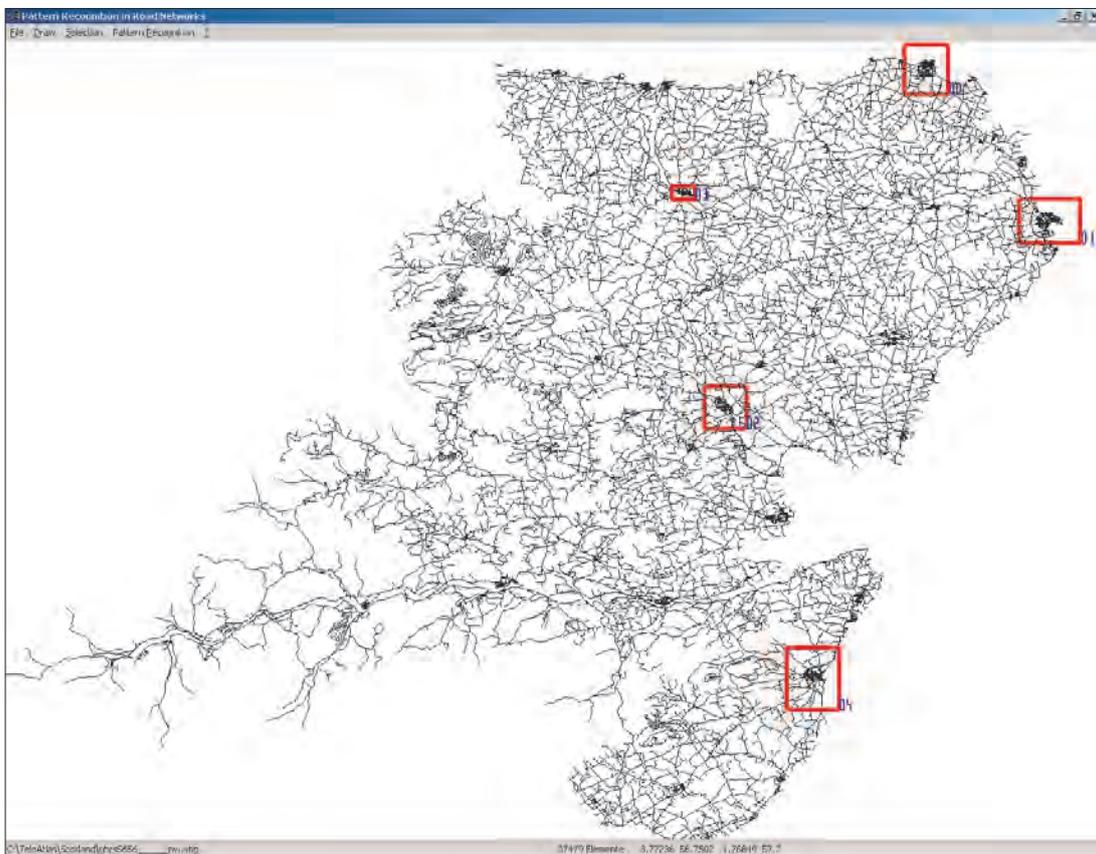


Abbildung 4.12: Filterung des Datensatzes in städtische und nichtstädtische Gebiete und Separierung von 5 Stadtgebieten

4.3 Datenstrukturierung

Grundlage für die Untersuchung aller nachfolgenden Muster in unseren Applikationen ist eine der Straßenführung entsprechende Graphstruktur. Der Aufbau dieses Graphen ist äußerst anschaulich: Anfangs- bzw. Endpunkte der geometrischen Linien bilden die Knoten des Graphen, die Linien selbst bilden die Kanten. Eine Straße kann zwischen zwei Kreuzungen aus mehreren Linien bestehen. Die Knoten der Zwischenpunkte besitzen den Knotengrad zwei und sind keine echten Kreuzungen (Zwischenpunkte). Die Graphstruktur bietet den Vorteil, dass Generalisierungen der geometrischen Elemente direkt im Aufbau des Graphen widergespiegelt werden können. So enthält der Basisgraph alle vorhandenen topographischen Punkte und Linien, ein darauf aufbauender Graph besteht lediglich aus Knoten, welche „echte“ Kreuzungspunkte von drei oder mehr Linien darstellen. Eine nächst höhere Ebene generalisiert die Verbindungen derart, dass nur noch Anfangs- und Endpunkte von Hauptlinien - sogenannte Strokes, auf die noch ausführlich in Kapitel 5 eingegangen wird - als Knoten generiert werden, die Strokes selbst stellen die Kanten dar (Abbildung 4.13). Dies kann man für jede beliebige Generalisierungsstufe fortsetzen. Die einzelnen Graphen bzw. deren Knoten und Kanten sind untereinander verlinkt, so dass jedes Element seine Basiselemente kennt und eine Navigation zwischen dem größten und dem feinsten Level ermöglicht wird.

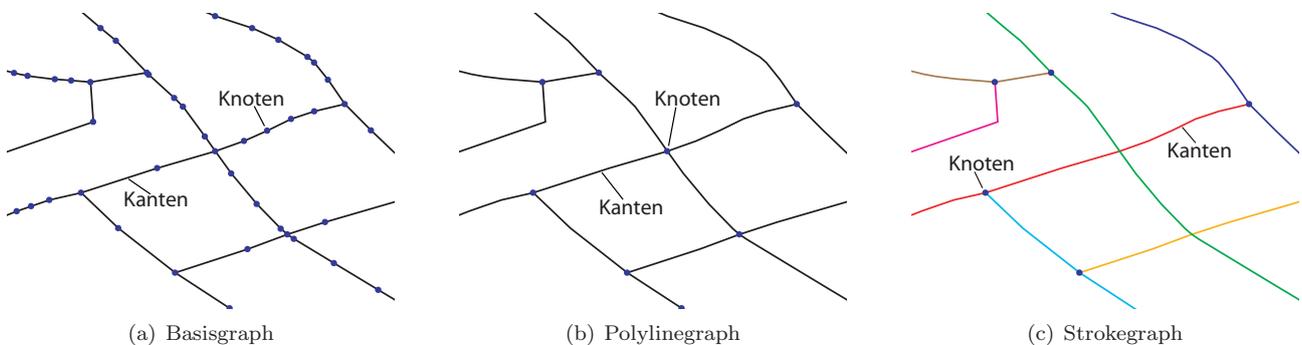


Abbildung 4.13: Design der unterschiedlich generalisierten Graphstrukturen

Der Graph wird generell als ungerichteter Graph eingeführt, da die Richtung des Durchlaufens von Straßen ohne explizites Vorwissen nicht erkennbar ist. Sie spielt daher in unseren Anwendungen keine Rolle. Weiterhin wird der Graph als ungewichteter Graph behandelt. Sicher wäre die Heranziehung von z.B. der Höhe des Verkehrsaufkommens pro Straße und die Einführung dieser Kenngröße als Gewichtung im Graphen für die Untersuchung des Straßennetzes von großem Vorteil. Allerdings stehen selten derartige Meßgrößen flächendeckend zur Verfügung, oder sie sind nicht eindeutig Straßenabschnitten zuzuordnen, weshalb in unserer Arbeit auf eine Gewichtung des Graphen verzichtet wurde. Desweiteren sind in unserem Graphen Schleifen erlaubt. Ein spezielles Problem in realen Straßendaten, nämlich das Vorkommen von mehr als einer Verkehrsverbindung zwischen zwei Kreuzungen, erfordert eine gesonderte Behandlung im Graphen. In einem Graphen, in dem die Kreuzungen die Knoten und die Straßenlinien die Kanten darstellen, würde dies zu einem Multigraphen führen, d.h. es gäbe mehr als eine Kante zwischen zwei Knoten. Um dies zu vermeiden, wurden Strukturen eingeführt, so dass nach wie vor nur eine Kante zwischen zwei derartigen Knoten besteht, diese allerdings auf eine Liste von Polylinien verweist, welche die Straßenverbindungen widerspiegeln. In den Untersuchungen des Straßennetzes muß dies entsprechend berücksichtigt werden. Jeder einzelne Graph der verschiedenen Generalisierungsstufen wurde topologisch mit Halbkanten (doubly connected edge list (DCEL) bzw. half edge structure (de Berg et al. 2000)) aufgebaut und es wurden entsprechende Verlinkungen zu den benachbarten Flächen hergestellt.

4.4 Detektion von Straßenmustern

Mit den bisherigen Arbeitsschritten wurden die Voraussetzungen für den Schwerpunkt unserer Arbeit geschaffen - die Erkennung von regelmäßigen Mustern in realen Straßennetzwerken.

Die verschiedenen Graphen mit ihren unterschiedlichen Abstraktionsstufen sind im folgenden die Grundlage zur Untersuchung des Straßennetzes. Angefangen mit dem Basisgraph, welcher das gesamte Straßennetz repräsentiert, werden

erste Muster und deren Eigenschaften abgeleitet. Dazu gehören die schon erwähnten Strokes und weitere typische Formationen wie Straßenschleifen, Aufsplittungen von Straßen in Richtungsfahrbahnen, Autobahnkreuzungen bzw. Autobahnzu- und abfahrten oder auch parallele Straßen, die - häufig als Sackgassen ausgebildet - ein Baugebiet erschließen. In diesen Untersuchungen spielen der Knotengrad, aber auch die geometrischen Erscheinungsbilder der Kantenabgänge eine entscheidende Rolle, welche in Kapitel 5 unter dem Begriff des Knotentyps näher erläutert und spezifiziert werden. In den anschließenden Untersuchungen wird das Straßennetz auf signifikantere Strukturen untersucht. Dazu gehören gitterförmige Anordnungen, sternförmige Straßenkonfigurationen und ringförmige Konstellationen. Diese drei Muster stellen den Schwerpunkt der Untersuchungen dar. Ihre Eigenschaften sowie die Verfahren zu deren Detektion werden ebenfalls in Kapitel 5 eingehend beschrieben.

Die Algorithmen zur Detektion der Muster wurden in C++ implementiert. Sie sind frei von Interaktion, d.h. ein Eingreifen und Steuern der Prozesse durch einen menschlichen Operateur ist nicht notwendig. Die teilweise benötigten Schrankenwerte und sonstigen Maße zur Festlegung von Steuergrößen werden automatisch anhand der vorliegenden Daten bestimmt. So werden z.B. Toleranzmaße für Längenabweichungen anhand der Ausdehnung des Datensatzes bestimmt oder zulässige Flächendifferenzen einzelner Gittersegmente aufgrund der Größe der Gitterstruktur festgesetzt. Die gewählten Maße werden in den jeweiligen Kapiteln detailliert beschrieben und ihre Wahl wird begründet.

4.5 Verifizierung der neuen Strukturen

Eine Verifizierung der detektierten Strukturen erfolgt auf drei verschiedene Arten. Zunächst wurden die Algorithmen auf Idealfälle des Musters bzw. Regelfälle angewendet und die Ergebnisse evaluiert. Desweiteren wurden reale Datensätze benutzt und anhand verschiedener Beispiele dokumentiert. Als dritte Variante wurden in mehreren Tests Probanden befragt und ihre Musterselektionsergebnisse erfaßt. Diese wurden mit den durch unsere Algorithmen automatisch detektierten Strukturen verglichen. Die Ergebnisse dieser Bewertung findet man in Kapitel 6.

4.6 Anwendung des impliziten Wissens

Die Struktur einer Stadt wird in wesentlichen Teilen von ihrem Straßennetz bestimmt. Die räumliche Strukturierung bestimmt die Effizienz der Transportverbindungen und damit in entscheidendem Maße das Entwicklungspotential einer Siedlung. Anhand einiger Beispiele soll gezeigt werden, dass aufgrund von detektierten Strukturen in Straßennetzwerken ein Mehrwert an Informationen gewonnen werden kann. Die in Kapitel 7.1 vorgestellte Lokalisierung des Zentrums einer Stadt ist hierfür ein erster Anwendungsfall. Man könnte das Stadtzentrum bereits als Metamuster interpretieren, welches sich durch die detektierten Strukturen erkennen und räumlich abgrenzen läßt. Eine ausführliche Diskussion von weiteren Anwendungsmöglichkeiten der entwickelten Verfahren zur Mustererkennung befindet sich in Kapitel 7.

Kapitel 5

Definition und Extraktion typischer Muster in Straßennetzwerken

Ausgangspunkt der weiteren Arbeit sind die in Kapitel 3 vorgestellten typischen Muster im Verkehrswegenetz von Städten. Solche Muster sind einerseits als elementare Strukturen im Wegesystem der Stadt, andererseits auch als übergeordnete Strukturen im Stadtbild, durch die sich bestimmte Stadtteile unterscheiden, zu erkennen. In diesem Kapitel sollen nun einige charakteristische Strukturen ausführlich untersucht und beschrieben, ihre Eigenschaften aufgelistet und die von uns entwickelten Algorithmen zu ihrer automatischen Erkennung in komplexen urbanen Verkehrswegenetzen erläutert werden.

Die untersuchten Muster lassen sich entsprechend ihrer Komplexität in unterschiedliche Kategorien einteilen. So werden wir zunächst elementare Strukturen beschreiben und detektieren, welche die Basis für höherwertige, darauf aufbauende Einzelstrukturen darstellen. Als Beispiel für ein sehr komplexes Muster und eine Anwendungsmöglichkeit der hier vorgestellten Strukturen wird in Kapitel 7 u.a. auf die Auswertung eines zusammenhängenden Wegesystems am Beispiel der Lokalisierung des Stadtzentrums eingegangen. In diesem Kapitel werden wir folgende Einzelstrukturen untersuchen:

- elementare Strukturen:
 - verschiedene Knotentypen: Kapitel 5.1
 - Strokes: Kapitel 5.2
- höherwertige Einzelstrukturen:
 - gitterförmige Strukturen: Kapitel 5.3
 - sternförmige Strukturen: Kapitel 5.4
 - ringförmige Strukturen: Kapitel 5.5

Zu jedem Muster werden Beispiele gegeben und die Ergebnisse seiner automatischen Extraktion anhand von realen Straßendatensätzen präsentiert.

5.1 Verschiedene Knotentypen

Ein elementares Merkmal von Verkehrswegen sind ihre Kreuzungspunkte. Man kann sie für die Analyse als Knoten eines Graphen auffassen. Diese Knoten können ein sehr unterschiedliches Aussehen haben, sie unterscheiden sich in der Anzahl der sich kreuzenden Straßen, also dem Knotengrad, und der räumlichen Anordnung der Straßen. Abbildung 5.1 beschreibt sehr anschaulich die von uns unterschiedenen Knotentypen, welche aus (Sester 1995) übernommen wurden. Untersucht man Vorkommen und Verteilung der Knotentypen in einem realen Straßennetz, werden charakteristische Strukturen sichtbar.

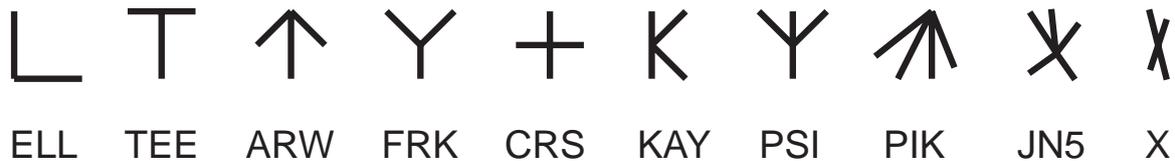


Abbildung 5.1: Knotentypen nach (Sester 1995) - die Liste wurde um den von uns verwendeten X-Knoten erweitert

5.1.1 Beschreibung der Struktur

Die Buchstabenkennung in Abbildung 5.1 soll die Art des Knotens bezeichnen.

- Knotengrad 2:
 - ELL-Knoten
stellt keine echte Kreuzung dar, sondern bezeichnet eine nahezu rechtwinklige Krümmung im Straßenverlauf
- Knotengrad 3:
 - TEE-Knoten
eine „Seitenstraße“ trifft im annähernd rechten Winkel auf eine „Hauptstraße“
 - ARW-Knoten
drei Straßen treffen pfeilförmig aufeinander
 - FRK-Knoten
eine Gabelung bzw. Aufspaltung einer Straße in fortan zwei Straßen
- Knotengrad 4:
 - CRS-Knoten
Kreuzung von vier Straßen im annähernd rechten Winkel
 - X-Knoten
stellt eine Scherungsversion des CRS-Knotens dar
 - KAY-Knoten
zwei „Seitenstraßen“ treffen von derselben Seite aus rechtwinklig verdrehten Richtungen im selben Punkt auf eine „Hauptstraße“
 - PSI-Knoten
zwei „Seitenstraßen“ treffen von den gegenüberliegenden Seiten aus rechtwinklig verdrehten Richtungen im selben Punkt auf eine „Hauptstraße“
 - PIK-Knoten
vier Straßen treffen aufeinander, alle von derselben Halbebene kommend
- Knotengrad 5:
 - JN5-Knoten
fünf Straßen treffen in beliebigem Winkel aufeinander; analog können allgemein Kreuzungen höheren Grades bezeichnet werden, z.B. JN6 oder JN7

Die Zuordnung der Knoten des Graphen, dessen grundsätzlicher Aufbau in Kapitel 4.3 beschrieben wurde, zu den einzelnen Knotentypen, läßt sich also anhand des Knotengrads sowie der Untersuchungen der Winkel am Knoten vornehmen.

5.1.2 Beispiele

Die folgenden Beispiele machen deutlich, dass sich allein aus der Kenntnis über die Verteilung bestimmter Knotentypen im Straßennetzwerk bereits Schlußfolgerungen hinsichtlich der Bedeutung von Straßen oder der Charakterisierung von Teilgebieten einer Stadt ziehen lassen. Das betrifft insbesondere TEE-, FRK- und CRS-Knoten. Abbildung 5.2a zeigt eine „leiterförmige“ Struktur, die dadurch entsteht, dass sich an zwei gegenüberliegenden Routen - diese werden wir später als sogenannte Strokes beschreiben - TEE-Knoten wie an einer Perlenschnur aufreihen. D.h. auf einer Route müssen die TEE-Knoten ohne Unterbrechung aufeinanderfolgen und es muß eine gegenüberliegende Route als Gegenpart geben, die dadurch ausgezeichnet ist, dass die TEE-Knoten der einen Route mit den TEE-Knoten der anderen Route durch direkte Kantenverbindung im Polylinegraphen verbunden sind.

Ein weiteres Beispiel ist eine „kammförmige“ Struktur (Abbildung 5.2b), welche ebenfalls durch wie an einer Perlenschnur aufgereihete TEE-Knoten gekennzeichnet ist. Allerdings bilden in diesem Fall die TEE-Knoten die Abgänge von parallelen, ungefähr gleich langen Sackgassen. Die Sackgassen weisen an ihrem Ende einen Knotengrad von eins auf. Dieses Muster ist typisch für die Erschließung von Vorstadtgebieten bzw. für den in Kapitel 3 beschriebenen D-Typ.

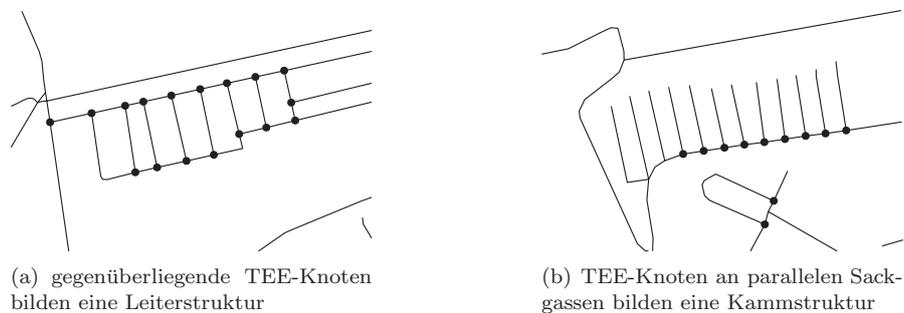


Abbildung 5.2: Die Anordnung von speziellen Knotentypen weist auf vorhandene Muster hin

Einen wichtigen Hinweis auf die Bedeutung einer Straße liefert z.B. auch die Häufung von FRK-Knoten entlang einer Route. Sie treten vermehrt an Autobahnkreuzen oder Zu- und Abfahrten größerer überregionaler Straßen auf (siehe Abbildung 5.3).



Abbildung 5.3: FRK-Knoten treten häufig an Ein- bzw. Ausfahrten von Autobahnen oder den Verzweigungen von wichtigen Zufahrtsstraßen auf

Mithilfe solcher Analysen sind erste Aussagen über Routenverbindungen möglich. Das belegen auch die weiteren Beispiele, bei denen die Verteilung von CRS-Knoten in Straßendatensätzen untersucht wurde. Die Analyse sollte insbesondere zeigen, ob CRS-Knoten geeignet sind, Siedlungsgebiete in verschiedene Partitionen bzw. Stadtbezirke zu untergliedern. Das Vorgehen gleicht einem „region growing“. Ausgehend von einer beliebigen Kante, die einen inzidenten CRS-Knoten besitzt, werden mithilfe einer Tiefensuche alle mit ihr verbundenen Kanten verfolgt und derselben Klasse zugeordnet. Die Tiefensuche bricht ab, wenn eine Kante erneut einen inzidenten CRS-Knoten aufweist. Dies bewirkt eine Segmentierung des Graphen in Subgraphen, welche keine CRS-Knoten enthalten und ausschließlich durch CRS-Knoten miteinander verbunden sind.

Einerseits stellte sich heraus, dass dieser Knotentyp separierende Wirkung hat, besonders entlang von Hauptstraßen, welche typischerweise von Nebenstraßen gekreuzt werden. Das Ergebnis ähnelt einem Voronoi-Diagramm, welches allerdings nicht auf der Messung geometrischer Distanzen beruht, sondern auf dem topologischen Detail, dass sich vier Linien in einem Punkt schneiden. Abbildung 5.4 dokumentiert die Segmentierung des Gebietes um Castrop-Rauxel/Deutschland mittels zufälliger Farbwahl für jedes Segment. Zum Vergleich zeigt Abbildung 5.5 einen Ausschnitt aus dem ATKIS-Datensatz, woraus hervorgeht, dass die Abgrenzungen zwischen ländlichen, städtischen und industriellen Gebieten sehr gut übereinstimmen.



Abbildung 5.4: Segmentierung von Straßendatensätzen anhand der CRS-Knoten

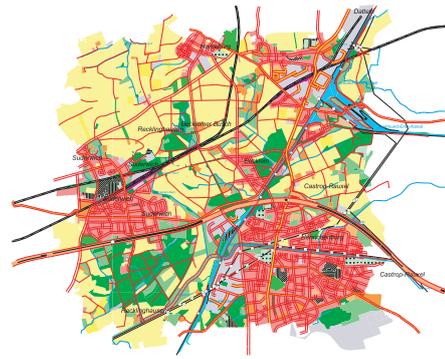


Abbildung 5.5: Ausschnitt aus dem ATKIS-Datenbestand - Castrop-Rauxel/Deutschland

Auf der anderen Seite wurde durch diese Untersuchung eine bis dahin unbemerkte Tatsache deutlich: Es ist möglich, anhand der CRS-Knoten und ihrer Abfolge im Straßenverlauf auf die Bedeutung einer Straße zu schließen. Es stellte sich heraus, dass Autobahnen und größere Verbindungsstraßen häufig eine Aneinanderreihung von CRS-Knoten aufweisen. Markiert man also in einem Datensatz die Straßenabschnitte, welche einer einzelnen Kante zwischen zwei benachbarten CRS-Knoten entsprechen, so werden diese wichtigen Verkehrswege sichtbar. Bei Autobahnen ist diese Regel ausschließlich im Bereich von Zu- und Abfahrten bzw. Autobahnkreuzen unterbrochen. Abbildung 5.6 zeigt das Straßennetzwerk des südlichen Niedersachsens und Abbildung 5.7 die daraus selektierten Kantenverbindungen zwischen zwei adjazenten CRS-Knoten. Deutlich ist die Struktur des Autobahnnetzes sowie die Häufung dieser Kanten im Gebiet von Städten zu erkennen. Algorithmen zur Linienverfolgung (Haberäcker 1985) oder die Anwendung von sogenannten Snakes, wie sie beispielsweise in (Baumgartner, Eckstein, Heipke, Hinz, Mayer, Radig, Steger & Wiedemann 1999) vorgeschlagen wird, können zur Vervollständigung der Autobahnlinien beitragen.

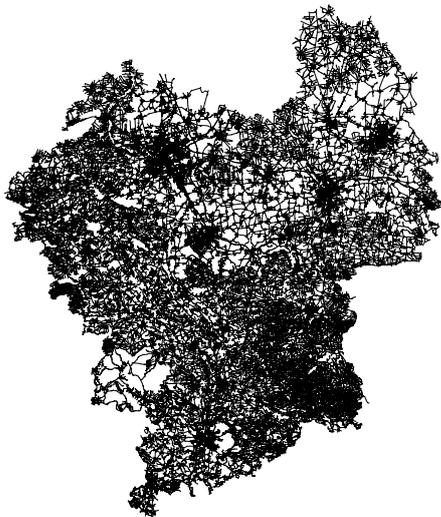


Abbildung 5.6: Das Straßennetzwerk im südlichen Niedersachsens

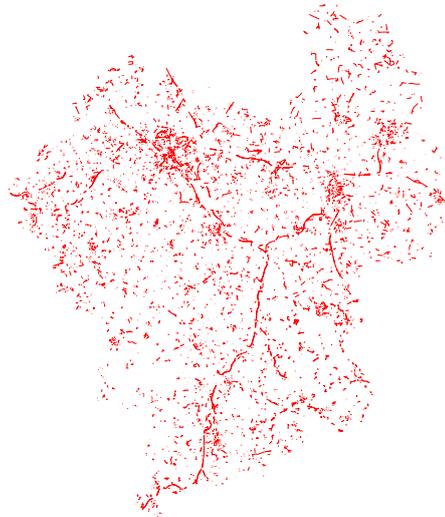


Abbildung 5.7: Selektion aller direkten Kantenverbindungen zwischen benachbarten CRS-Knoten

Wie sich zeigt, können allein durch die Analyse der Verteilung bestimmter Knotentypen in unklassifizierten Straßendaten Autobahnen erkannt werden, in klassifizierten Straßendaten lassen sich die Zu- und Abfahrten bzw. Autobahnkreuze lokalisieren. Dieses Wissen wiederum ist hilfreich für weitere Analysen, z.B. die Validierung von Siedlungsgebieten oder Industriegeländen in der Nachbarschaft von Autobahnanschlüssen.

5.2 Strokes

5.2.1 Beschreibung der Struktur

Strokes (engl. Pinselstriche) dienen der Gruppierung von einzelnen Straßenabschnitten zu durchgängigen Routen, welche über Straßenkreuzungen hinausführen. Die Idee der Strokes (Thomson & Richardson 1999) beruht auf der Annahme, dass Hauptstraßen bzw. wichtige Straßen einen kontinuierlichen Verlauf ohne große Richtungsänderungen an Kreuzungen aufweisen. Starke Krümmungen bzw. Abzweigungen an Kreuzungen sind eher untypisch für wichtige Verkehrsadern. Innerhalb eines unklassifizierten Straßennetzes kann man diese Eigenschaften nutzen, um Linienabschnitte über Kreuzungen hinweg zusammenzuführen und als Straßenzüge zu betrachten. Abbildung 5.8 zeigt den typischen Verlauf einer Hauptverkehrsader, welche durch die Strokeverfolgung selektiert wurde.

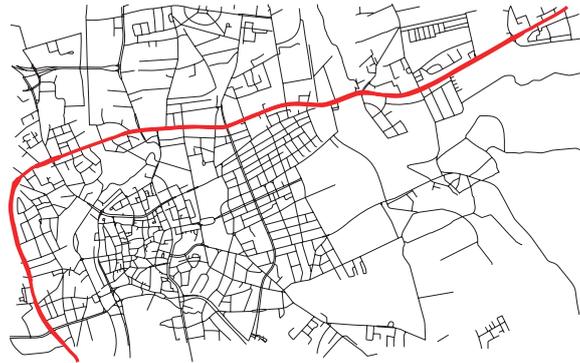


Abbildung 5.8: Prinzip der Strokes - ein kontinuierlicher, krümmungsarmer Verlauf wird vorausgesetzt

Häufig werden die Strokes genutzt, um Straßennetzwerke auszudünnen. Mögliche Entscheidungskriterien zur Reduktion des Datenbestandes sind die Länge eines Strokes und dessen Krümmung, d.h. kurze und stark gekrümmte Linienverbindungen werden entfernt, bis das Netz zu einer vorgegebenen Prozentzahl ausgedünnt ist. Abbildung 5.9 zeigt ein Beispiel für eine Reduktion des Ausgangsdatensatzes um 50 Prozent bzw. 75 Prozent anhand der Länge aller gefundenen Strokes.

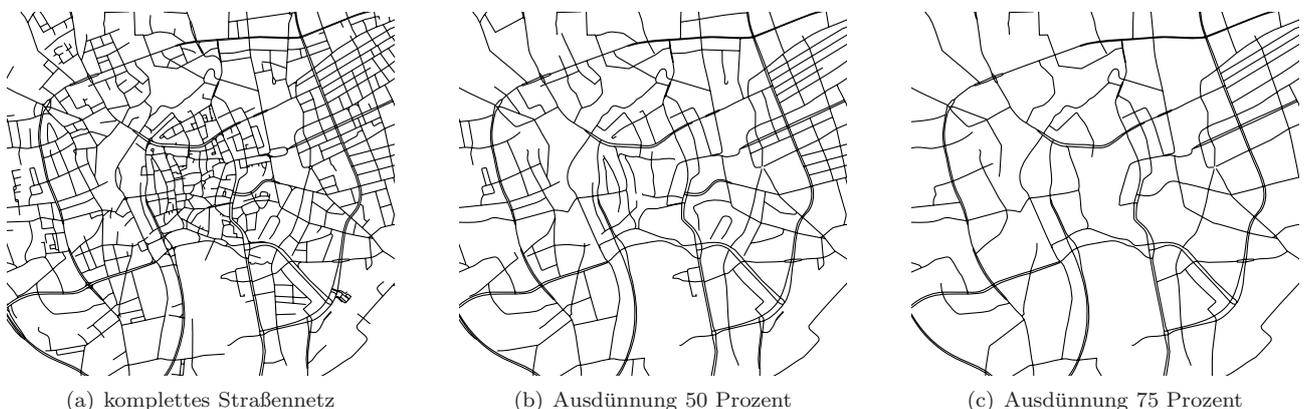


Abbildung 5.9: Je stärker das Straßennetz ausgedünnt wird, desto stärker treten die Hauptverkehrsadern hervor.

5.2.2 Beschreibung des Detektionsprozesses von Strokes

Der Algorithmus zur Detektion von Strokes basiert auf der Idee des möglichst „weichen“ Straßenverlaufs. Hierzu wird jeder Knoten im Graphen begutachtet und es werden die Winkel am Knoten ausgewertet. Die Liniensegmente werden - soweit sie innerhalb eines vorgegebenen Winkelbereiches liegen bzw. ein Mindestmaß $\cos \alpha$ überschreiten - miteinander verlinkt. Hierbei stellt α den Winkel zwischen der in den Knoten eintreffenden Linie und der ausgehenden Linie dar (siehe Abbildung 5.10a). An jedem Knoten wird sichergestellt, dass zu jeder Kante prinzipiell nur eine Verlinkung erfolgt, selbst wenn die Schrankenbedingungen von zwei Kandidaten erfüllt werden. In diesem Falle wird immer der Kandidat mit der untersuchten Kante verlinkt, der den höheren Wert für $\cos \alpha$ aufweist. Das Mindestmaß haben wir für unsere Untersuchungen auf $\cos \alpha = 0.74$ festgelegt. Dies entspricht ungefähr einem Winkel von 42,2 Grad. Die Festlegung dieses Maßes basiert auf der Überlegung und empirischen Bestätigung, dass häufig Abzweigungen oder Aufsplittungen von Straßen innerhalb dieses Winkelbereichs erfolgen. Es wird ebenso bei der Ermittlung von FRK-Knoten verwendet.

In einem anschließenden Prozeß werden nun die verlinkten Straßenabschnitte verfolgt, bis an einem Knoten keine Verlinkung mehr vorhanden ist. Durch die separate Betrachtung jedes Knotens und Verlinkung der Straßenabschnitte am Knoten, ist die Strokesverfolgung unabhängig von der Durchlaufrichtung. Es spielt keine Rolle, von welcher Seite man sich dem Knoten annähert. Abbildung 5.10 zeigt einige Beispiele der Stroke-Bildung in verschiedenen Knotenbereichen.

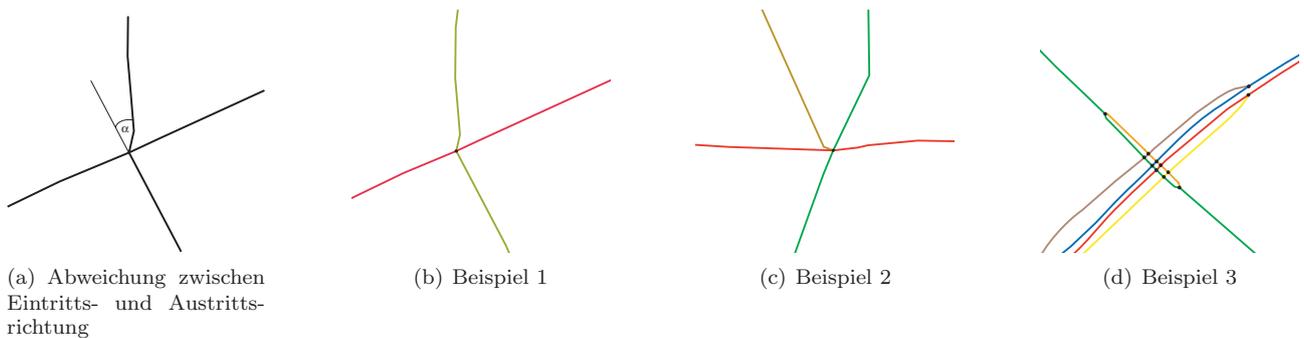


Abbildung 5.10: Verlinkung der gleichfarbigen Straßenabschnitte an den Knoten zu durchgängigen Strokes

Um die Verfolgung von Strokes zu verbessern, haben wir einige kleine, aber wesentliche Details in den Selektierungsprozeß eingebracht. Aufgrund der paarweisen Verlinkung von Straßenkanten an den Knoten werden immer diejenigen Teilstücke zusammengeführt, die den geringsten Richtungswechsel aufweisen. Eine Verknüpfung von mehr als zwei Segmenten ist nicht möglich. Allerdings werden dadurch eventuell wichtige Details im Straßenverlauf nicht korrekt wiedergegeben. An dieser Stelle seien drei Konstellationen beispielhaft genannt, in denen der ursprüngliche Algorithmus zur Strokeverfolgung versagt. Dies ist zum einen die Aufspaltung der Straßen in Richtungsfahrbahnen, zum anderen das Vorhandensein von Kreisverkehren sowie die Behandlung von im Gesamtverlauf gekrümmten Strokes. An diesen Problemen zeigt sich, dass auch das Modell der Strokes letztendlich nur eine Annäherung an die realen Bedingungen ist. Je besser das Modell jedoch umgesetzt wird, desto vertrauenswürdiger Ergebnisse kann man erzielen.

- Aufspaltung in Richtungsfahrbahnen:

Abbildung 5.11 zeigt beispielhaft die Aufteilung einer Straße in zwei Richtungsfahrbahnen. An diesen Stellen würde der ursprüngliche Strokealgorithmus zwei separate Strokes bestimmen (in Abbildung 5.11 durch unterschiedliche Farben markiert), obwohl der Verlauf der Straßen offenbart, dass die beiden Strokes dieselbe Straße repräsentieren. Zur Behebung des Problems wurde der Verlinkung der Abschnitte an den Knoten ein zusätzlicher Detektionsalgorithmus für derartige Konstellationen nachgeschaltet. Hierfür wurde auf die in Kapitel 5.1 eingeführten Knotentypen zurückgegriffen. Im speziellen Fall der Aufspaltung in Richtungsfahrbahnen liegen FRK-Knoten vor. Es werden dementsprechend alle detektierten FRK-Knoten untersucht, ob sie ein „gegenüberliegendes“ Pendant besitzen, wobei die beiden „Knoten-Gegenstücke“ die Eigenschaft besitzen müssen, dass sie durch zwei identische Strokes miteinander verbunden werden (Abbildung 5.12). Auf diese Weise werden derartige Teilstücke zusammengeführt und als ein einziger Stroke behandelt. Abbildung 5.13 zeigt beispielhaft einen kompletten Stroke, welcher mehrere Aufsplittungen durchläuft.

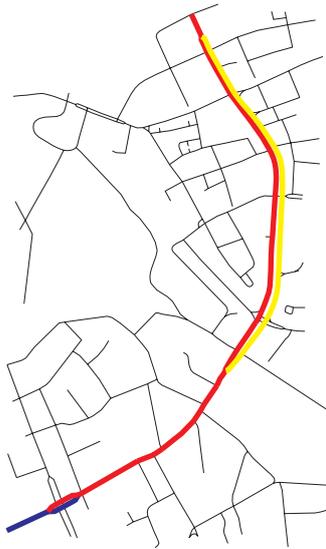


Abbildung 5.11: Zerschneidung der Strokes an den Aufsplittungen in Richtungsfahrbahnen

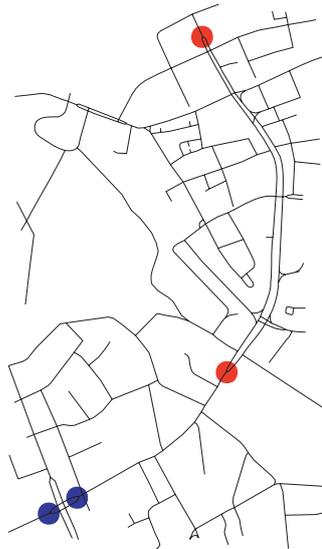


Abbildung 5.12: Zuordnung der komplementären Splitpunkte - Darstellung mithilfe gleicher Farbe

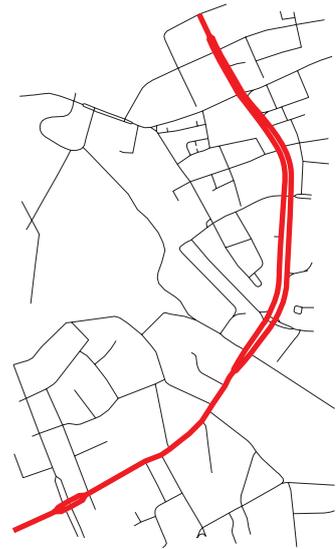


Abbildung 5.13: Der an den paarweise zusammengehörenden FRK-Knoten vereinigte Stroke gibt den Straßenverlauf korrekt wieder

- Behandlung von Kreisverkehren:

Abbildung 5.14 zeigt zwei Kreisverkehre innerhalb des Straßennetzes. Verlinkt man nun die Straßenabschnitte entsprechend des Eintritts- und Austrittswinkels in den Knoten, werden die durchgehenden Straßenführungen an den Kreisverkehren zerschnitten, da hier der Eintritt in den Kreisverkehr nahezu rechtwinklig verläuft und somit oberhalb des Grenzwertes für den Winkel α liegt (Abbildung 5.15). Um dieses Problem zu beheben, erfolgt nach der Detektion aller Kreisverkehre im Datensatz die Ermittlung ihrer Mittelpunkte und die Berücksichtigung dieser Mittelpunkte bei der Strokeverfolgung.

In dieser Arbeit wird ein Kreisverkehr folgendermaßen definiert: Es handelt sich um einen Zyklus im Graphen (geschlossene Verbindung, bei der der Anfangs- und der Endknoten identisch sind), welcher erstens den Bedingungen eines Strokes gehorchen muß (d.h. er muß in den zwischenliegenden Knoten des Zyklusses den Schrankenwert für die Krümmungsänderung einhalten) sowie zweitens keine Kanten in seinem geometrisch abgegrenzten Inneren besitzen darf. Durch die Einführung des Schwerpunktes eines Kreises als neuen Knoten bzw. der Verbindungen vom Kreisrand zum Mittelpunkt als Kanten im Graphen, können nun die Strokes nach dem bekannten Verfahren ausgewertet werden. Abbildung 5.16 zeigt exemplarisch die neuen Strokeverbindungen. Eine Zerschneidung an den Kreisen liegt nicht mehr vor, der Stroke folgt nun dem großräumigen Straßenverlauf.

Das folgende Beispiel (Abbildung 5.17) zeigt, dass reale Straßendaten weitere Problemfälle beinhalten, die zu falschen Strokeverbindungen führen können.

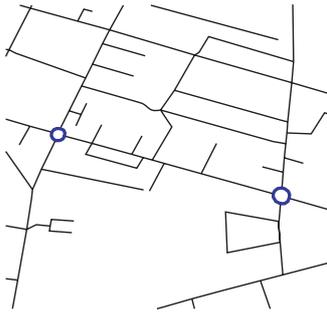


Abbildung 5.14: Zwei Kreisverkehre im Straßennetz

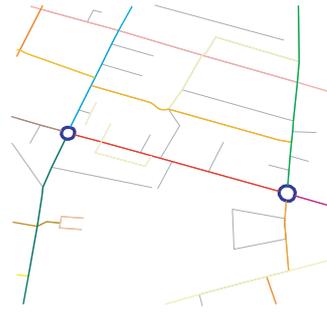


Abbildung 5.15: Die Strokes werden an den Kreisverkehren zerschnitten

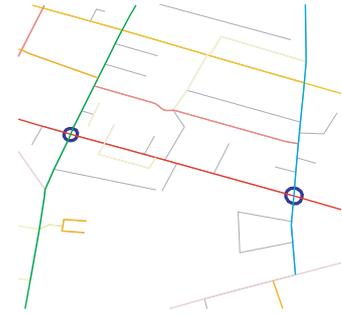


Abbildung 5.16: Zusammenführung der Strokes in den Mittelpunkten der Kreisverkehre



Abbildung 5.17: Berlin - „Großer Stern“

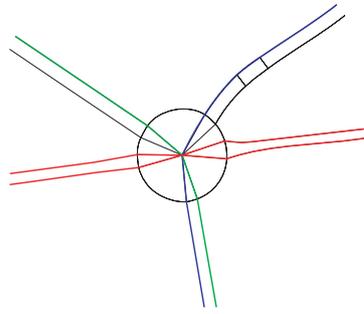


Abbildung 5.18: Aufspaltung der Strokes an einem Kreismittelpunkt

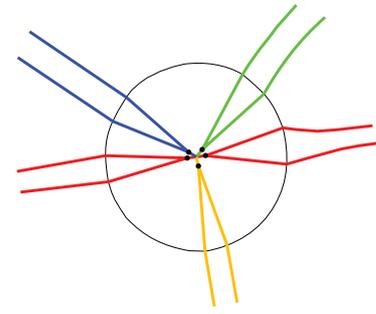


Abbildung 5.19: Verbesserung der Strokes durch Einführung von einzelnen FRK-Knoten

Abbildung 5.17 zeigt einen Ausschnitt eines Datensatzes von Berlin, und zwar das Gebiet um den „Großen Stern“, in dessen Mitte sich die Siegestäule befindet. In den Kreis münden fünf Straßen ein, die jeweils parallele Richtungsfahrbahnen aufweisen. Wird auf diese Konstellation der oben beschriebene Algorithmus angewendet, erhält man am neu hinzugefügten Kreismittelpunkt eine Problemzone hinsichtlich der Strokes. Alle Richtungsfahrbahnen treffen sich in einem Punkt und bilden im oben gezeigten Beispiel einen JN10-Knoten. Die Verfolgung der Kante mit der geringsten Richtungsänderung zur Bildung der Strokes führt dazu, dass zwei parallele Richtungsfahrbahnen in zwei auseinanderlaufende Strokes aufgespalten werden (Abbildung 5.18). Aus diesem Grunde wird im Algorithmus zur Verfolgung der Strokes zusätzlich die Konstellation am Kreismittelpunkt überprüft. Tritt der Fall ein, dass sich in diesem Punkt mehrere Kanten bilden, welche das Mindestmaß von $\cos \alpha$ überschreiten, werden zusätzliche Knoten definiert. Deren Position wird bei 10 Prozent des Radius vom Mittelpunkt entfernt auf der Winkelhalbierenden zwischen den beiden Kanten gewählt, die jeder Parallelstoke zwischen dem Kreis und seinem Mittelpunkt bildet. Diese zusätzlichen FRK-Knoten besitzen nur noch eine Kante zum Mittelpunkt des Kreises, womit gewährleistet ist, dass die Parallelen nicht in verschiedene Strokes aufgesplittet werden können (Abbildung 5.19).

- Berücksichtigung der Krümmung des gesamten Strokes:
Bei stark gekrümmten Straßenverläufen kann es vorkommen, dass an FRK-Knoten die beste Strokeverfolgung nicht dem großräumigen Gesamtverlauf des Verkehrsweges entspricht. Abbildung 5.20 zeigt ein Beispiel, in dem die Autobahnabfahrt als die geradlinigere angesehen wird, obwohl der großräumige Bezug eindeutig aufzeigt, dass der Autobahnverlauf generell eine Krümmung aufweist und somit an jedem Knoten ein leichter Richtungswechsel erfolgt.



Abbildung 5.20: Strokeverfolgung an einer Autobahnabfahrt - durch Berücksichtigung der Krümmung der Straßenabschnitte am Knoten werden Fehlinterpretationen vermieden (rechts: Ergebnis des verbesserten Algorithmus)

Um derartige Fehlinterpretationen zu vermeiden, wird bei der Strokeverfolgung nicht nur der Richtungswechsel, d.h. der Winkel α , sondern auch ein Faktor für die Krümmung der beiden sich im Knoten treffenden Linienabschnitte berücksichtigt. Der von uns benutzte Krümmungsfaktor c bestimmt sich zu:

$$c = \frac{\sum_{i=1}^n \cos \alpha_i}{n}$$

mit :

- α = Richtungsdifferenz zwischen den einzelnen Teilstücken einer Polylinie
- n = Anzahl der Knoten auf der Polylinie mit Knotengrad = 2

Es gilt:

$$0 \leq c \leq 1$$

mit :

- 0 = Krümmung extrem hoch = Schlaufe
- 1 = keine Krümmung = geradliniger Verlauf

In Abbildung 5.21 ist das Krümmungsbild für einen Ausschnitt des Straßennetzes in der Nähe von Lyon dargestellt.



Abbildung 5.21: Krümmungsbild - die Krümmung der Polylinien wird durch abgestufte Grauwerte charakterisiert, je heller die Linie, desto größer die Krümmung.

Der Krümmungsfaktor fließt in die Erkennung eines Richtungswechsels am Knoten zwischen zwei Straßenabschnitten ein, indem die Toleranzgrenze für die Winkelabweichung geändert wird:

$$0.74 \stackrel{!}{\leq} \cos \alpha + \frac{1-|c_1-c_2|}{10}$$

Hierbei stellen c_1 und c_2 die Krümmungsfaktoren der beiden zu untersuchenden Kanten dar. Da diese jeweils Werte zwischen 0 und 1 aufweisen können, werden durch die Formel folgende Extremfälle erreicht: bei keinem Krümmungsunterschied, d.h. $|c_1 - c_2| = 0$, ist die vorgegebene Toleranz für α etwas vergrößert bzw. $\cos \alpha$ darf minimal den Wert 0.64 annehmen. Bei einem maximalen Krümmungsunterschied, d.h. $|c_1 - c_2| = 1$, darf jedoch die ursprünglich vorgegebene Toleranz nicht unterschritten werden. Es wird bei mehreren Kanten, die jeweils das Mindestmaß überschreiten, nach wie vor diejenige verlinkt, welche den höchsten Wert aufweist.

Die so gewonnenen Strokes bilden die Grundlage für weitere Analysen, z.B. bei dem in Kapitel 5.5 beschriebenen Detektionsverfahren für ringförmige Strukturen.

5.2.3 Beispiel

Die Abbildung 5.23 zeigt das Straßennetz von Hannover/Deutschland. In diesem Fall wurden die Längen der Strokes in ihrer Darstellungsbreite kodiert. Durch eine derartige Repräsentation treten deutlich die Hauptstrukturen dieser Stadt zutage, welches die Idee der Strokes - kontinuierliche, krümmungsarme Verbindungen zu bilden, um Hauptverkehrswege zu erkennen - bestätigt.

5.2.4 Zusammenfassende Bemerkungen zum Algorithmus

Zusammenfassung der verwendeten Parameter und Bedingungen

Der Algorithmus basiert auf der Untersuchung der Richtungsänderungen von Kanten am Knoten. Folgende Bedingungen, Parameter und Gleichungen zu Toleranzbestimmungen werden verwendet:

1. Abweichung zwischen Eintritts- und Austrittsrichtung der Kanten:

$$\cos \alpha \stackrel{!}{\geq} 0.74$$

2. Besonderheit der Aufspaltung in Richtungsfahrbahnen:
Zusammenführung der parallelen Richtungsfahrbahnen zu einem Stroke (Bedingung: FRK-Knoten an den Aufspaltungen)
3. Besonderheit der Behandlung von Kreisverkehren:
Einführung eines Kreismittelpunktes und Verbindung der in den Kreisverkehr einmündenden Kanten mit dem Mittelpunkt
4. Berücksichtigung der Krümmung des gesamten Strokes:

$$0.74 \leq \cos \alpha + \frac{1 - |c_1 - c_2|}{10}$$

Laufzeitverhalten

Zur Einschätzung der tatsächlichen Laufzeiten wurden Tests mit realen Straßendatensätzen auf Pentium-D-Rechnern (2,8 GHz, 1 GB RAM) durchgeführt. Die Messungen der Laufzeit für 39 Testdatensätze ergeben folgendes Bild (Abbildung 5.22): Die Laufzeit ist abhängig von der Anzahl der Kanten im Datensatz. Allerdings hat die Anzahl der Sonderfälle (Kreisverkehre, Aufspaltungen in Richtungsfahrbahnen) ebenso auf die Rechenzeit Einfluß, so dass die Kurve in Abbildung 5.22 nicht monoton steigend ist. Die Laufzeiten bewegen sich gewöhnlich im Bereich weniger Sekunden, selbst bei sehr großen Datensätzen beschränkt sich die Rechenzeit auf wenige Minuten.

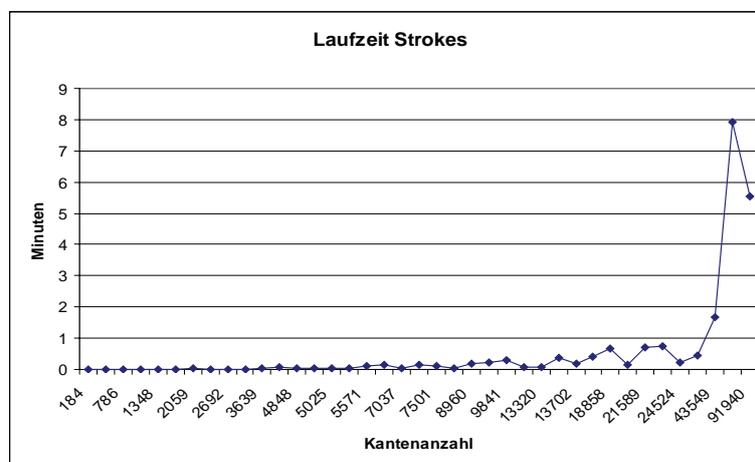


Abbildung 5.22: Laufzeitverhalten des Algorithmus zur Strokedetektion in Abhängigkeit von der Anzahl der Kanten pro Datensatz

Beurteilung der Ergebnisse

Abbildung 5.24 zeigt ein Übersichtsbild der Stadt Hannover, in dem das klassifizierte Straßennetz der Stadt dargestellt ist. Der Vergleich der durch den Algorithmus detektierten und anhand ihrer Länge klassifizierten Strokes (siehe Abbildung 5.23), zeigt deutlich, dass die Hauptstrukturen des Straßennetzes durch den Strokeansatz des relativ krümmungsarmen Verlaufs von Hauptverkehrsadern sehr gut wiedergegeben werden.



Abbildung 5.23: Die Strokes in Hannover wurden anhand ihrer Länge klassifiziert und in entsprechender Linienebreite wiedergegeben

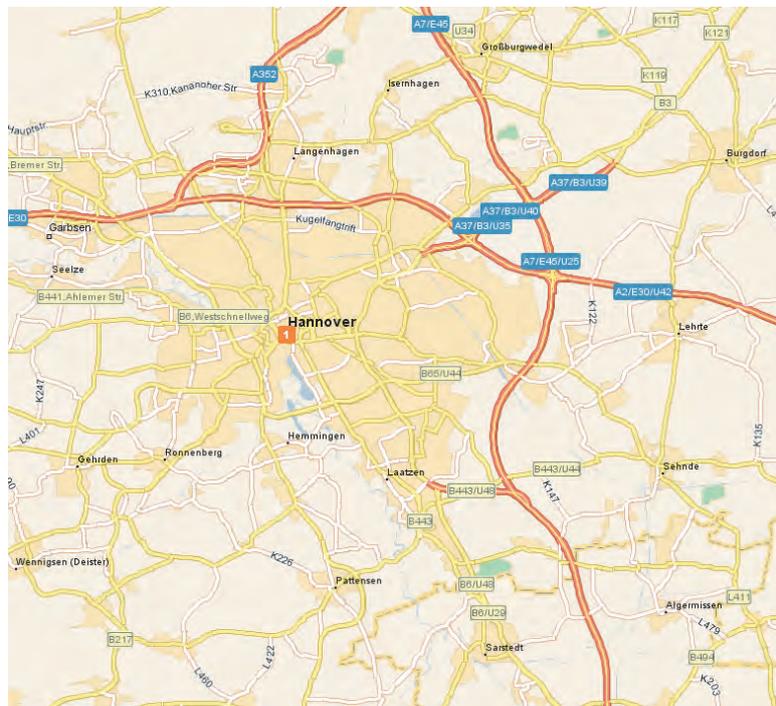


Abbildung 5.24: Der Vergleich der durch den Algorithmus detektierten und anhand ihrer Länge klassifizierten Strokes (Abb. 5.23) mit einem Übersichtsbild von Hannover, entnommen aus Map24 (<http://www.map24.de>), zeigt deutlich, dass die Hauptstrukturen des Straßennetzes sehr gut wiedergegeben werden.

5.3 Gitterstruktur

Die Gitterstruktur ist ein typisches Muster in Straßennetzwerken. Künstlich, d.h. nach Bauplänen angelegte Siedlungen bzw. abgegrenzte Stadtteile werden häufig durch geradlinige Straßen erschlossen, welche kleinere innere Baubereiche vollständig umschließen. Eine nicht zu vernachlässigende Eigenschaft der Gitterstruktur besteht darin, dass sie häufig nur in kleinteiligen Gebieten bzw. untergeordneten Stadtbereichen auftritt. Im europäischen Kulturkreis tritt sie selten als übergeordnetes Merkmal einer ganzen Stadt zutage. Dagegen trifft man auf dem amerikanischen Kontinent auf viele Städte, die ein sogenanntes Schachbrettmuster aufweisen. Dort ist häufig die Gitterstruktur im gesamten Stadtbild vorherrschend.

Gitter können gute Indikatoren für die Entstehung, die Baugeschichte, die Gründungszeit und die Entwicklung einer Stadt sein. Häufig existieren Gitterstrukturen in den Randbereichen von Städten bzw. in abgegrenzten Wohngebieten. Dies deutet eher auf eine neuere Entstehungsgeschichte dieser Gebiete hin. Befinden sich die Gitterstrukturen allerdings direkt im Zentrum einer Stadt, kann dies ein Hinweis auf eine „künstliche“ Beplanung des Gebietes in vergangener Zeit sein. Als Beispiel sollen hier die Entstehung des „Eixample“ in Barcelona/Spanien, die Stadt Belo Horizonte/Brasilien oder die bereits vorgestellte Stadt Mannheim/Deutschland dienen. Diese Städte wurden durch Bauherren restriktiv geplant und architektonisch entsprechend angelegt.

5.3.1 Beschreibung der Struktur

Eine Gitterstruktur (Abbildung 5.25) ist durch eine Schar von zumeist parallelen Linien gekennzeichnet, welche von einem zweiten Satz paralleler Linien gekreuzt wird. Häufig schneiden sich die Parallelen annähernd rechtwinklig, dies ist aber kein zwingendes Merkmal eines Gitters. Die invariante Eigenschaft des Gitters ist die Parallelität der Linienscharen. Ebenfalls invariant gegen Änderungen des Darstellungsmaßstabs sind zum einen die beiden Hauptrichtungen aller Linien, zum anderen die Winkel in den Schnittpunkten. Zwar würden sich Verzerrungen durch eine affine Abbildung auf die Hauptrichtungen wie auch die Schnittwinkel auswirken, jedoch werden Kollinearitäten und Abstandsverhältnisse dabei bewahrt, d.h. die Parallelität der Gitterelemente geht nicht verloren.

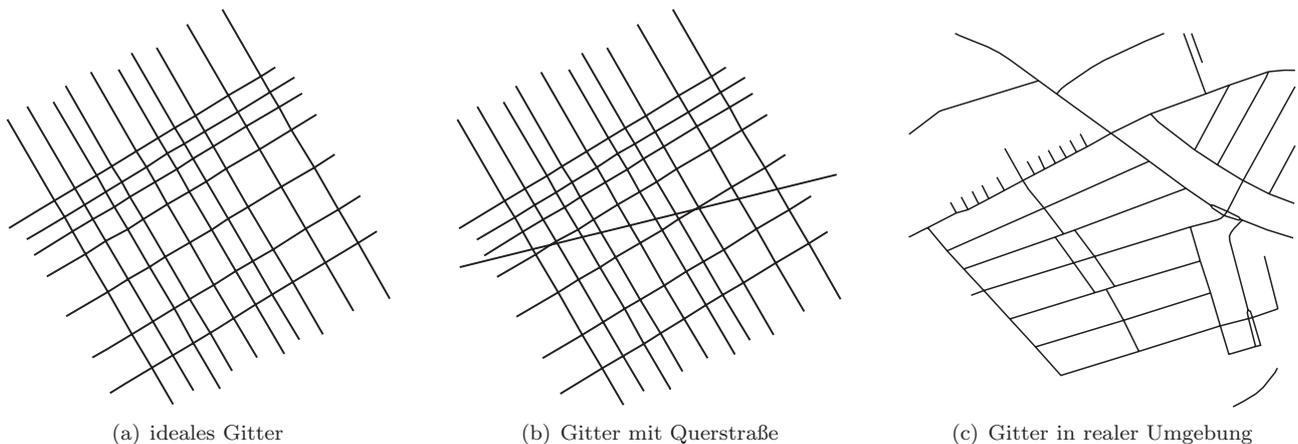


Abbildung 5.25: Typische Anordnung der Straßen einer Gitterstruktur

Ausgehend von den beiden parallelen, sich kreuzenden Linienscharen sind Gitterstrukturen charakterisiert durch den Abstand der Linien bzw. die Größe der umschlossenen Gitterflächen, die rechteck- oder parallelogrammähnliche Gestalt der Gitterflächen, die Geradlinigkeit der parallelen Linienschar, die Konvexität der Flächen, ein relativ konstantes Seitenlängenverhältnis sowie einen ähnlichen Flächeninhalt der Rechtecke/Parallelelogramme innerhalb einer Gitterstruktur.

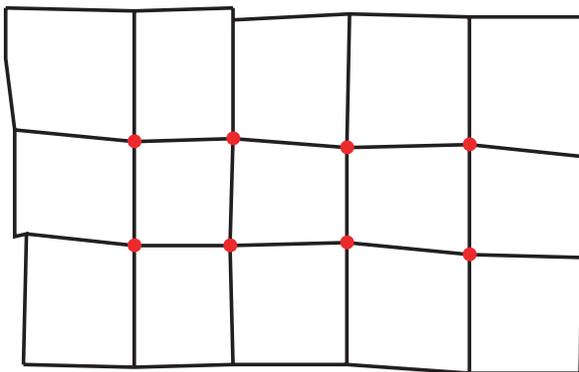
In der Realität sind Gitterstrukturen nur selten derartig „optimal“ bzw. ideal ausgeprägt. Abbildung 5.25c zeigt, dass in realer Umgebung die Regelmäßigkeit einer Gitterstruktur häufig durchbrochen ist, z.B. durch eine weitere Unterteilung eines Gittersegments, eine schwache Richtungsänderung der Parallelen oder durch Querstraßen, wie in Abbildung 5.25b dargestellt. Im allgemeinen lassen sich aber die genannten Eigenschaften mit entsprechenden Abweichungen wiederfinden.

5.3.2 Beschreibung des Detektionsprozesses von Gitterstrukturen

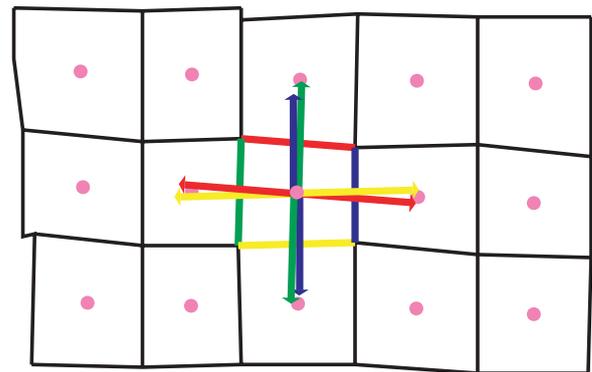
Die entwickelten Algorithmen zum Aufspüren von Gitterstrukturen in Vektordatensätzen benutzen schrittweise ausgewählte Kriterien, die von den oben aufgezeigten Eigenschaften abgeleitet sind. Ausgangspunkt der Analyse ist die Suche nach Knoten, welche Elemente eines Gitters sein könnten. Dazu werden nur Knoten des Graphen in Erwägung gezogen, die den Knotengrad vier aufweisen, d.h. an denen sich vier Kanten treffen. Weiterhin müssen sie die Winkelbedingungen im Gitter erfüllen, so dass nur die schon im Abschnitt 5.1 beschriebenen CRS-Knoten für rechtwinklige bzw. X-Knoten für schiefwinklige Gitter zu untersuchen sind. Sind zwei solcher CRS- bzw. X-Knoten (Abbildung 5.26a) durch eine Kante im Graphen verbunden, werden sie als mögliche Elemente eines Gittermusters betrachtet.

In einem nächsten Schritt könnte die Parallelität aller abgehenden Kanten geprüft werden, um die Zugehörigkeit der detektierten Knoten zu einer Gitterstruktur festzustellen. Bei den Untersuchungen hierzu wurden die Richtungen der Kanten in einem Histogramm aufgezeichnet. Mit Verfahren zur Detektion von zwei Maxima in den auftretenden Kantenrichtungen (Otsu 1979, Liao, Chen & Chung 2001) wurde untersucht, ob die Ausgangsbasis dem Anspruch zweier paralleler Linienscharen genügt. Dieses Vorgehen wirft jedoch mehrere Probleme auf:

- Die Längen der Kanten werden nicht berücksichtigt.
- Eine schwache, aber kontinuierliche Richtungsänderung der Kanten führt dazu, dass die Klassen der Parallelscharen nicht mehr eindeutig voneinander trennbar sind.
- Die Kriterien für die Entscheidung, ob die Daten von zwei ungefähr parallelen oder aber von richtungsmäßig ungeordneten Linienscharen stammen, sind nur schwer einzuschätzen und festzulegen.



(a) CRS-Knoten bilden den Ausgangspunkt der Untersuchung



(b) Durch Verschiebung der Zentroide der Gitterflächen wird die Ähnlichkeit der benachbarten Zellen überprüft

Abbildung 5.26: Schritte zur Extraktion einer Gitterstruktur

Aus diesen Gründen wurde der Ansatz verworfen. Die von uns entwickelte Vorgehensweise stützt sich auf die Schwerpunkte von Straßenpolygonen. Diese Zentroide sollten - im Falle der Gitterstruktur - die Eigenschaft aufweisen, dass sie - getrennt nach den zwei Richtungen der Parallelschar - nahezu gleichabständig und den Parallelenrichtungen folgend linear angeordnet sind. Hiermit wird der Tatsache Rechnung getragen, dass die Gitterflächen einander ähnlich sind.

Um diese lineare Anordnung festzustellen, wird jeweils ein Zentroid rechnerisch verschoben - und zwar um die Länge und in der Richtung einer Seite des umschließenden Polygons. Anschließend wird festgestellt, ob das auf diese Weise verschobene Zentroid in der Nähe des Zentroids des Nachbarpolygons zu liegen kommt. Abbildung 5.26b verdeutlicht das Vorgehen. Der Schwerpunkt eines an einem der detektierten CRS-Knoten bzw. X-Knoten anliegenden Polygons wird entsprechend der Länge und Richtung aller das Polygon umschließenden Kanten verschoben. Es werden beide Endknoten einer umschließenden Kante als Ansatzpunkte für die Translation des Zentroids gewählt. Die auf diese Weise bestimmten Positionen müssen folgenden Kriterien genügen, damit das betrachtete Polygon als Gitterzelle klassifiziert und einer Gitterstruktur zugeordnet werden kann:

- Die berechnete Position muß im Nachbarpolygon zu liegen kommen.

- Der Abstand zwischen der berechneten Position und dem Zentroid des Nachbarpolygons darf ein Toleranzmaß nicht überschreiten.

Das Toleranzmaß für den zulässigen Abstand zwischen dem um die Kantenlänge verschobenen Zentroid und dem Schwerpunkt der Nachbargitterfläche ist abhängig von der Größe des Gitters bzw. den entsprechenden Seitenlängen, d.h. es ist kein fester Schwellwert vorzugeben. Vielmehr wurde festgelegt, dass der Abstand als Funktion der Verschiebung des Zentroids berechnet wird.

$$|distance| \stackrel{!}{<} disttolerance$$

$$disttolerance = 0.2 \cdot movedist$$

mit :

distance = Distanz zwischen verschobenem Zentroid und Zentroid des Polygons, in dem das verschobene Zentroid zu liegen kommt
disttolerance = Toleranzmaß
movedist = Länge der Kante, um die das Zentroid verschoben wurde

Abschließend wird die Flächengröße verglichen sowie die Konvexität der Flächen überprüft. Die Toleranzfaktoren von 0.2 (Flächenvergleich) sowie 0.1 (Konvexität) wurden empirisch ermittelt. Es ergeben sich folgende Gleichungen:

$$areatolerance \stackrel{!}{<} 0.2 \cdot testarea$$

$$areatolerance = |0.5 \cdot (area + testarea) - testarea|$$

mit :

areatolerance = Toleranzmaß
testarea = Fläche des Polygons, in dem das verschobene Zentroid zu liegen kommt
area = Fläche des Polygons, in dem das Zentroid liegt, welches verschoben wird

und

$$|area - convexhullarea| \stackrel{!}{<} 0.1 \cdot area$$

mit :

convexhullarea = Fläche der konvexen Hülle des Polygons, in dem das Zentroid liegt

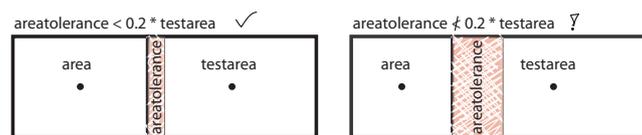


Abbildung 5.27: Prinzipskizze zum Flächentoleranzmaß

Tabelle 5.1 zeigt den Pseudocode für diesen Algorithmus.

Aus dem Pseudocode wird ersichtlich, dass der Algorithmus folgende Komplexität aufweist:

$$O(n_{CRS} \cdot n_P \cdot n_{Pe}^2)$$

mit :

n_{CRS} = Anzahl der CRS-Knoten im Datensatz
 n_P = Anzahl der Gitterzellen im Datensatz
 n_{Pe} = mittlere Anzahl der Kanten eines Polygons

Die mittlere Anzahl der Kanten eines Polygons hat einen quadratischen Einfluß auf das Laufzeitverhalten, da pro Verschiebung einer Gitterzellenkante ($O(n_{Pe})$) jeweils drei Tests (Flächenberechnung, Berechnung der konvexen Hülle, Punkt-in-Polygon-Test) mit $O(n_{Pe})$ durchgeführt werden. Allerdings wirkt sich der quadratische Einfluß von n_{Pe} in realen Datensätzen auf die Laufzeit nicht sehr problematisch aus. Da es sich hierbei um die Anzahl der Kanten eines einzelnen Polygons handelt, ist dieser Wert im allgemeinen klein und unabhängig von der Größe des Datensatzes. Daher wirkt sich dieser quadratische Faktor gleichermaßen auf kleine oder große Datenmengen aus. Die Anzahl der CRS-Knoten und der zu überprüfenden Gitterpolygone hat i.a. einen wesentlich größeren Einfluß auf die Rechenzeit, da normalerweise $n_{Pe} \ll n_{CRS}$ und $n_{Pe} \ll n_P$.

```

01: for each CRS-Knoten
02:   if Kante  $e$  zu einem anderen CRS-Knoten existiert then
03:     wähle eines der beiden benachbarten Polygone zu  $e$ 
04:     lege Polygon  $p$  auf queue  $Q$ 
05:     while  $Q$  nicht leer
06:        $p \leftarrow Q.\text{pop}()$ 
07:       markiere  $p$ 
08:       for each Kante  $g$  des Polygons  $p$ 
09:         /* verschiebe Polygonzentrum  $c$  mit Richtung und Länge von  $g$  */
10:          $\vec{c}' = \vec{c} + \vec{g}$  und  $\vec{c}'' = \vec{c} - \vec{g}$ 
11:         suche Polygone  $p'$  und  $p''$ , in denen  $c'$  und  $c''$  innelegend
12:         if Abstand zwischen  $c'$  und Zentroid von  $p' < 0.2 \cdot \text{Länge}(g)$  then
13:           if  $|0.5 \cdot (\text{Fläche}(p) + \text{Fläche}(p')) - \text{Fläche}(p')| < 0.2 \cdot \text{Fläche}(p')$  then
14:             berechne konvexe Hülle  $h$ 
15:             if  $|\text{Fläche}(p) - \text{Fläche}(h)| < 0.1 \cdot \text{Fläche}(p)$  then
16:               /* Polygon  $p$  ist Teil des Gitters */
17:               if  $p'$  ist nicht markiert then  $Q.\text{push}(p')$ 
18:             end if
19:           end if
20:         end if
21:         /* mache dasselbe für  $p''$  */
22:       end for
23:     end while
24:   end if
25: end for

```

Tabelle 5.1: Algorithmus zur Detektion von Gitterstrukturen

5.3.3 Beispiele

Zunächst soll ein ideales Gitter als Beispiel betrachtet werden. Das Ergebnis des Algorithmus ist optimal, alle Gitterelemente wurden detektiert (Abbildung 5.28a). Bringt man nun Störungen in dieses Gitter ein, z.B. eine quer durch die Gitterstruktur verlaufende Straße, ergibt sich folgendes Bild (Abbildung 5.28b): Trotz dieser Störung wird ein Großteil der zerschnittenen Rechtecke weiterhin dem Gitter zugeordnet, lediglich die kleineren, blau markierten Restdreiecke können nicht mehr gefunden werden. In realen Straßendaten treten weitere Abweichungen von einem idealen Gitter auf. Die gewonnenen Resultate zeigen in diesem Zusammenhang die Leistungsfähigkeit des entwickelten Algorithmus.

Abbildung 5.28c zeigt einen kleinen Ausschnitt einer Stadt in Norddeutschland. Das Gitter ist leicht verzerrt und die Kanten des Gitters sind nicht vollständig parallel. Die Richtungen der Kanten ändern sich kontinuierlich. Es besteht eine Richtungsdivergenz von mehreren Grad zwischen dem nördlichen und dem südlichen Rand. Zudem wächst das Gitter auf der östlichen Seite, da diese Außenkante an eine größere schräge Straße angrenzt und somit atypisch nicht parallel verläuft. Die trotz dieser Abweichung gute Erkennung des Gitters weist auf die Robustheit des verwendeten Algorithmus hin. Problematisch ist die Behandlung des inneren Bereiches, wo zwei kleine Straßenmaschen vorhanden sind. Diese werden nicht detektiert, da in unserem Algorithmus ein Gitter ausgeschlossen wird, welches aus nur zwei Segmenten besteht. Allerdings wurde es auch nicht dem umschließenden Gitter zugeordnet, da die geometrischen Eigenschaften des inneren Gitters nicht mit denen der umliegenden Gitterstruktur übereinstimmen.

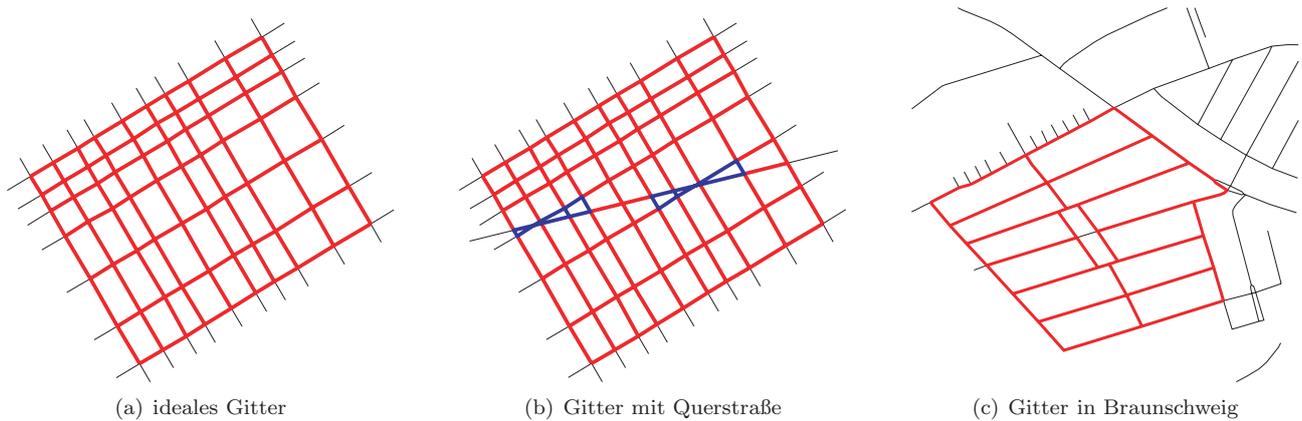


Abbildung 5.28: Detektierte Gitter in verschiedenen Testbeispielen

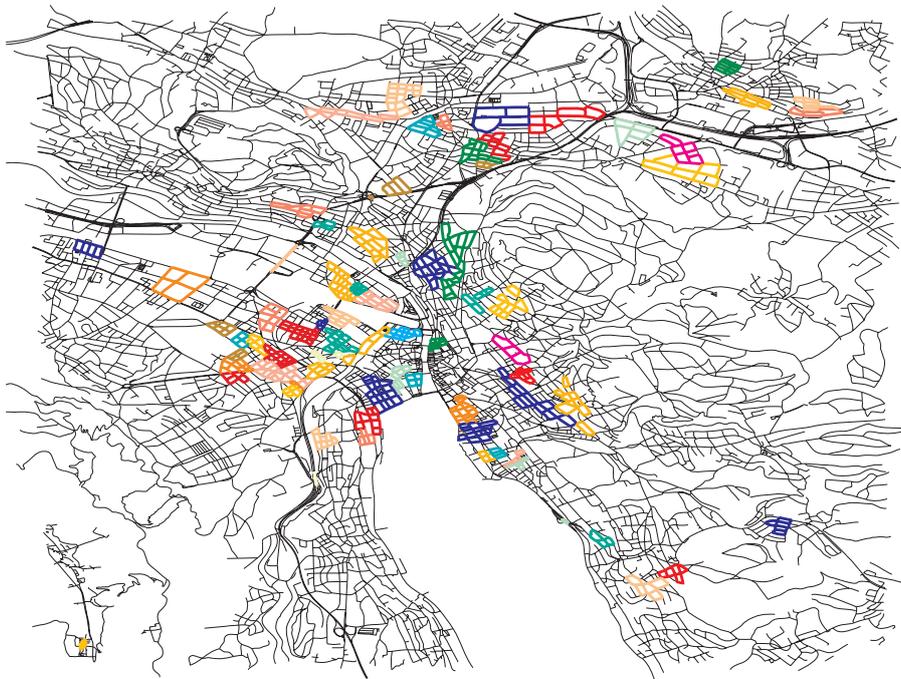


Abbildung 5.29: Alle gefundenen Gitter im Stadtgebiet von Zürich (zufällige Farbbelegung unterschiedlicher Gitter)

Ein nächstes Beispiel zeigt eine Ansicht der Stadt Zürich (Abbildung 5.29). Hier werden alle Gitterstrukturen im Stadtgebiet gezeigt. Das wohl bekannteste Beispiel eines Stadtgebietes in Gitterstruktur sind die Straßenfluchten von Manhattan. Durch die geeignete Wahl der Parameter und Konstanten erkennt unser Algorithmus nicht ein einziges großes Gitter, sondern abgegrenzte Gitterbereiche, innerhalb denen die Ausprägungen des Gitters relativ homogen sind (Abbildung 5.30).

Das Ergebnis weist sehr detailliert die unterschiedlichen gleichartigen Gitterbereiche aus. Das Bild belegt sehr anschaulich, wie der Broadway, der als Stroke quer durch die gleichmäßigen Strukturen verläuft, das Gitter zerstört bzw. unterbricht. Hier stoßen verschiedene Gitter (im Beispiel verdeutlicht durch die unterschiedlichen Farben) direkt aneinander.

Der Vergleich der beiden Datensätze von Zürich und Manhattan läßt bezüglich der Vielfalt von Formen und Richtungen von Gitterstrukturen deutliche Unterschiede erkennen. Zur objektiven Bewertung der Unterschiede wurden

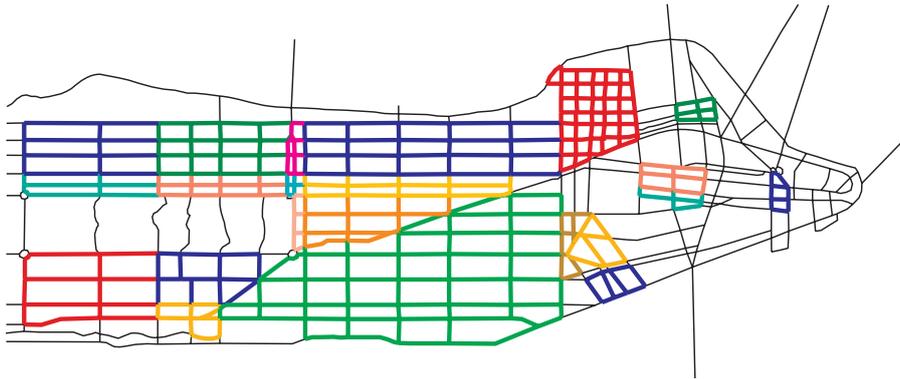
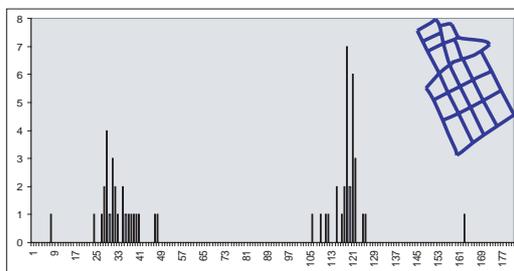
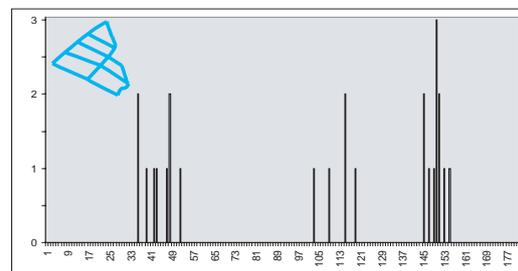


Abbildung 5.30: Manhattan ist ein Paradebeispiel für eine gitterförmige Anordnung der Straßen

zusätzlich zu den Qualitätskriterien, die während der Detektion der Gitterstrukturen verwendet wurden, noch weitere Gütemaße untersucht. Dies sind u.a. die Standardabweichung der Durchschnittsfläche aller Polygone eines Gitterbereiches sowie die Gleichförmigkeit der Richtungen der einzelnen Gittersegmente. Hierzu wurden Histogrammanalysen der Linienrichtungen - aufgeschlüsselt in 1° -Kategorien zwischen 0° und 180° - vorgenommen. Durch das Auffinden von zwei Maxima in den auftretenden Kantenrichtungen (Otsu 1979, Liao et al. 2001) und deren Abweichungen wird auf der einen Seite ein Gütekriterium für die Regularität des Gitters gewonnen, auf der anderen Seite aber auch zusätzliche wertvolle Information über den Stadtaufbau. Dies sollen die Abbildungen 5.31 sowie 5.32 belegen. In Abbildung 5.31a ist zunächst ein gleichförmiges Gitter dargestellt. Sein Histogramm zeichnet sich durch zwei gut voneinander trennbare Peaks ab, welche um etwa 90° gegeneinander verschoben sind. Dagegen zeigt Abbildung 5.31b keine deutlichen Richtungsschwerpunkte im Histogramm, das entsprechende Gitter weist relativ starke Störungen auf, dennoch entspricht es dem, was ein menschlicher Betrachter als gitterförmig erkennen würde.



(a) Histogramm der Kantenrichtungen eines gleichförmigen Gitters in Zürich



(b) Histogramm der Kantenrichtungen eines eher ungleichförmigen Gitters in Zürich

Abbildung 5.31: Vergleich verschiedener detektierter Gitterstrukturen mittels Histogramm der Kantenrichtungen

Eine interessante Darstellung der Ergebnisse zeigt sich, wenn man alle gefundenen Gitterstrukturen einer Stadt im Richtungshistogramm auswertet. Diese Analysen lassen Schlüsse über eine vorherrschende geographische Ausdehnungsrichtung der Stadt bzw. ihres Straßennetzes zu. Die Stadt Zürich z.B. liegt an einem See, welcher sich in SO-NW-Richtung erstreckt. Das spiegelt sich im Histogramm der Kantenrichtungen der Gitterstrukturen wider. Als Vergleich hierzu herrscht in Manhattan eine nahezu exakt rechtwinklige in N-S- bzw. O-W-Richtung verlaufende Straßenstruktur vor. Stadt- bzw. Straßenbilder, bei denen kein ausgeprägtes doppeltes Maximum im Histogramm vorliegt, lassen darauf schließen, dass ihre Strukturen jüngeren Datums sind, da hier oft kleinere Gitterstrukturen in den Außenbezirken zu finden sind, welche aber keiner Gesamtrichtung folgen.

Auch das bereits erwähnte Beispiel der „Ensanche“ in Barcelona soll hier vorgestellt werden. Die gitterförmige Struktur wird von mehreren Kreisverkehren sowie davon abgehenden Strahlen gestört (Abbildung 5.33). Trotzdem erkennt der Algorithmus große homogene Gitterbereiche zwischen diesen übergeordneten Strukturen. Insgesamt zeigen die Beispiele mit realen Straßendatensätzen, dass Gitterstrukturen auch bei Abweichungen von der idealen Konfiguration durch den Algorithmus zuverlässig detektiert werden.

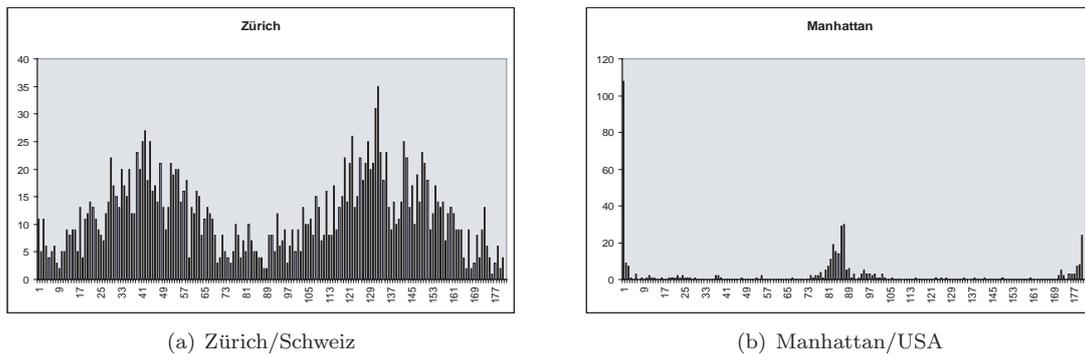


Abbildung 5.32: Auswertung der vorherrschenden Kantenrichtungen aller detektierten Gitter eines Stadtgebietes



Abbildung 5.33: Detektierte Gitter im Stadtteil „Ensanche“ von Barcelona, welches auf dem Reißbrett geplant wurde

5.3.4 Zusammenfassende Bemerkungen zum Algorithmus

Zusammenfassung der verwendeten Parameter und Bedingungen

Der Algorithmus beruht auf der Betrachtung der Zentroide von Gitterpolygonen. Diese sollten die Eigenschaft aufweisen, dass sie nahezu gleichabständig und den beiden Parallelenrichtungen der Gittersegmente folgend linear angeordnet sind. Hierfür wird ein Zentroid um die Kantenlänge der Seitenbegrenzungen des Gitterpolygons verschoben. Der Algorithmus verwendet folgende Bedingungen, Parameter und Gleichungen für Toleranzbestimmungen:

1. Prüfung auf Lage innerhalb des Nachbarpolygons
2. Toleranz für den Abstand zwischen berechneter Position und Zentroid des Nachbarpolygons:

$$|\text{abstand}| \stackrel{!}{<} 0.2 \cdot \text{Länge der Kante, um die das Zentroid verschoben wurde}$$
3. Toleranz für den Unterschied der Flächeninhalte beider Nachbarpolygone:

$$|0.5 \cdot (\text{Fläche1} + \text{Fläche2}) - \text{Fläche2}| \stackrel{!}{<} 0.2 \cdot \text{Fläche2}$$
4. Abweichung des Flächeninhaltes vom Flächeninhalt der konvexen Hülle:

$$|\text{Fläche} - \text{Fläche der konvexen Hülle}| \stackrel{!}{<} 0.1 \cdot \text{Fläche}$$

Laufzeitverhalten

Das Laufzeitverhalten des Algorithmus wird hauptsächlich durch die Anzahl der CRS-Knoten bzw. die Anzahl der Gitterpolygone bestimmt. Zur Einschätzung der tatsächlichen Laufzeiten wurden Tests mit realen Straßendatensätzen

auf Pentium-D-Rechnern (2,8 GHz, 1 GB RAM) durchgeführt. Die Messungen der Laufzeit für 39 Testdatensätze ergeben folgendes Bild (Abbildung 5.34): In Abhängigkeit von der Anzahl der Kanten im Datensatz läßt die Laufzeit ein stark abgeschwächtes quadratisches Wachstum erkennen. Die Laufzeiten bewegen sich gewöhnlich im Bereich weniger Sekunden, selbst bei sehr großen Datensätzen beschränkt sich die Rechenzeit auf wenige Minuten.

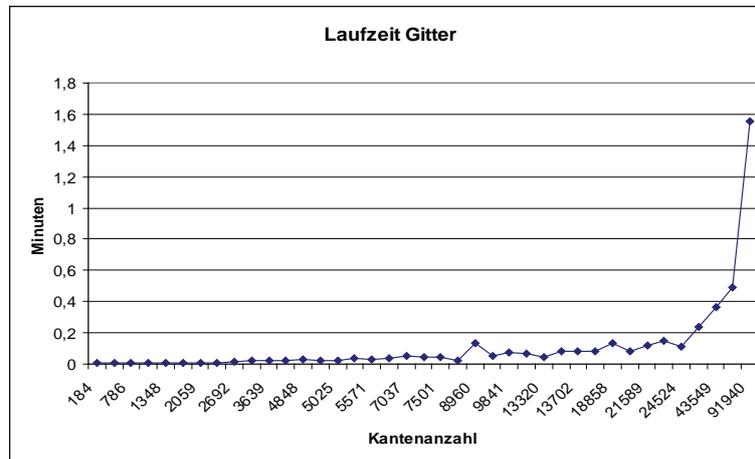


Abbildung 5.34: Laufzeitverhalten des Algorithmus zur Gitterdetektion in Abhängigkeit von der Anzahl der Kanten pro Datensatz

Beurteilung der Ergebnisse

Die folgenden Untersuchungen sollen der Verifizierung des Gitterdetektionsalgorithmus dienen. Zunächst ist zu klären, wie groß der Flächenunterschied zweier benachbarter Gittersegmente sein darf, um noch als zum Gitter zugehörig erkannt zu werden. Dazu wird der in Abbildung 5.35 dargestellte Datensatz benutzt. Er weist regelmäßige Rechtecke auf, die Zentroide der Rechteckpolygone liegen exakt auf zwei sich rechtwinklig kreuzenden Parallelscharen. Die Distanz der Parallelen in der Nebenrichtung (von oben nach unten) ändert sich nicht. Eine genau definierte Größenänderung der Rechtecke in der Hauptrichtung (von rechts nach links) bewirkt eine Veränderung der Distanz zwischen den Zentroiden in dieser Richtung. Die Kantenlängen in der Hauptrichtung wurden folgendermaßen verändert: Die zweite Spalte von rechts weist 100 Prozent der Kantenlänge der 1. Spalte auf, die dritte Spalte 90 Prozent der zweiten Spalte, die vierte Spalte 80 Prozent der dritten Spalte usw. Die unterschiedlichen Farben in Abbildung 5.35 repräsentieren eine unterschiedliche Gitterzugehörigkeit, wie sie der Algorithmus identifiziert hat. Als Ergebnis läßt sich also feststellen, dass die festgelegten Toleranzmaße eine Gitterzugehörigkeit zulassen, solange der Flächenunterschied zwischen zwei benachbarten Gittersegmenten unter 30 Prozent liegt. Entsprechend der Formel für das Flächentoleranzmaß aus Abschnitt 5.3.2 ergibt die Ungleichung für den Fall, dass die Testfläche nur 70 Prozent der benachbarten Gitterfläche aufweist, die aufgezeigte Aussage, dass dieses Polygon dem Gitter aufgrund der festgelegten Bedingungen nicht angehört. Der exakte Grenzwert für den zulässigen Flächenunterschied ergibt sich aus der Flächentoleranzgleichung mit $Fläche_2 = x \cdot Fläche_1$ zu $1 - x < \frac{2}{7}$, d.h. rund 28,5 Prozent.

$$\begin{aligned} |0.5 \cdot (Fläche_1 + 0.7 \cdot Fläche_1) - 0.7 \cdot Fläche_1| &\not\leq 0.2 \cdot 0.7 \cdot Fläche_1 \\ \iff &0.15 \cdot Fläche_1 &\not\leq 0.14 \cdot Fläche_1 \end{aligned}$$

Die Reihenfolge der Detektion benachbarter Segmente spielt für die Entscheidung der Gitterzugehörigkeit keine Rolle. Die Bestimmung der Abweichungen zwischen zwei Segmenten und der Vergleich mit den Grenzwerten erfolgt immer aus beiden Richtungen. Dadurch ist das Ergebnis des Vergleichs sowohl für die Distanzen der Zentroide als auch für die Flächenunterschiede von der Reihenfolge der Bearbeitung unabhängig. Beispielsweise ist es unerheblich, ob der Algorithmus bei einem Gittersegment mit $100m^2$ startet und ein weiteres mit $70m^2$ geprüft wird (Toleranzmaß = $15m^2$ ist nicht kleiner als $0.2 \cdot 70m^2$), oder umgekehrt (Toleranzmaß = $15m^2$ ist kleiner als $0.2 \cdot 100m^2$). Beide Bedingungen werden geprüft und müssen erfüllt sein, um eine Gitterzugehörigkeit zu deklarieren. Abbildung 5.36 soll dies verdeutlichen. Startpunkt der Gitterdetektion ist jeweils oben links, die Ergebnisse sind dieselben. Das kleinste Segment ist beiden Gittern nicht zugehörig.

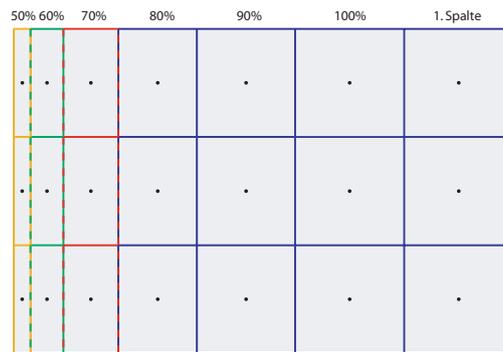


Abbildung 5.35: Veranschaulichung der tolerierten Flächen- und Kantenlängenänderungen bei der Gitterdetektion (die Prozentangaben beziehen sich auf den rechten Nachbarn)

„Mauerstrukturen“ wie etwa in Abbildung 5.37 werden durch unsere Gitterdefinition nicht erfaßt und durch den Algorithmus nicht erkannt. Dies liegt zum einen darin begründet, dass hier keine CRS- bzw. X-Knoten vorliegen, zum anderen in der Verschiebung der Zentroide um die entsprechenden Kantenlängen der Segmente. Durch die versetzten TEE-Knoten werden die Kanten an diesen Stellen unterbrochen, was zur Folge hat, dass nur die halben Seitenlängen zur Verschiebung herangezogen werden und somit nicht in die Nähe der Nachbarzentroide führen.

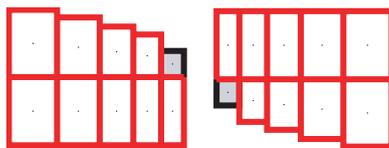


Abbildung 5.36: Die Detektion der Gitter ist unabhängig von Startpunkt und Reihenfolge der Bearbeitung

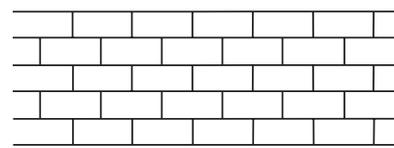


Abbildung 5.37: Mauerstrukturen werden nicht als Gitter erkannt

Vorhandene Gitterstrukturen werden durch den Algorithmus sehr gut detektiert. Bei ideal ausgeprägten Gittern bestehen weder Probleme im Auffinden noch im Abgrenzen zur Umgebung. Auch bei unregelmäßiger werdenden Strukturen liefert der Algorithmus zuverlässige Ergebnisse, welche meist gut mit den von menschlichen Betrachtern ausgewählten Gebieten übereinstimmen (vgl. Kapitel 6.3).

5.4 Sternstruktur

Die geographische Entwicklung und der wirtschaftliche Fortschritt eines Siedlungsraumes sind von jeher eng verbunden mit dem Handel bzw. Austausch von Waren und deren Transport. Wichtige Handelsrouten spielten stets eine große Rolle bei der Entstehung von Ballungsräumen. Besonders begünstigt waren und sind dabei Orte, an denen sich mehrere Handelswege kreuzen. Die Gesetze der Ökonomie verlangen, dass die Routen zwischen etablierten oder aufstrebenden Siedlungsgebieten so kurz wie möglich sind (vgl. Kapitel 3). Insofern entstanden, soweit keine natürlichen Gegebenheiten wie Gebirge oder Flüsse dies verhinderten, weitgehend geradlinige Verbindungen zwischen Ballungsräumen bzw. Städten. Die Ausweitung dieses Systems fördert die Entstehung von radialen, vom Stadtzentrum wegführenden Straßen und Wegen. In der heutigen Zeit sind strahlenförmige Verbindungen zwischen dem Stadtzentrum und den Randgebieten einer Stadt ebenfalls von großer Bedeutung, da sie ein schnelles Erreichen der Kernbereiche eines städtischen Gebietes von außerhalb ermöglichen und somit einen relativ einfachen Zugang zu Arbeitsplätzen, Dienstleistungen, öffentlichen Einrichtungen, Einkaufsmöglichkeiten und sonstigen typischen Angeboten einer Innenstadt gewährleisten.

Auch künstlich geschaffene Städte weisen häufig eine strahlenförmige Linienführung der Straßen und Wege auf. Als ideales Beispiel kann hier die „Fächerstadt“ Karlsruhe dienen (siehe Kapitel 3, Abbildung 3.5b). Die Straßen

entfernen sich fächerartig vom im Mittelpunkt liegenden Residenzschloß. Prinzipiell sind sternförmige Arrangements des Straßennetzwerkes typische Anordnungen. Besonders interessant sind sie auch deshalb, weil sie in dichten urbanen Gebieten häufig mit dem Zentrum oder Kernbereich einer Stadt assoziiert werden können - das funktionale Design von Stadtplanern und die Bedeutung der schnellen Erreichbarkeit der Ortsmitte widerspiegelnd.

5.4.1 Beschreibung der Struktur

Die ideale Sternstruktur besteht aus einem Punkt und geraden Linien gleicher Länge, die sich von dem Punkt aus gleichverteilt über einen Vollkreis strahlenförmig nach außen entfernen. In natürlichen Straßennetzwerken weichen diese Eigenschaften üblicherweise vom Idealzustand ab. Dort ist der Mittelpunkt des Sterns im allgemeinen kein einzelner ausgezeichneter Punkt, sondern spiegelt mehrere dicht beieinander gelegene Kreuzungspunkte im Zentrum des Gebietes bzw. der Stadt wider. Ebenso tendieren die abstrahlenden Straßen dazu, nicht geradlinig, sondern mit Krümmungen und Knicken vom Mittelpunkt wegzuführen. Auch ist eine Gleichverteilung der Strahlen über einen Vollkreis sowie eine gleiche Distanz aller Strahlen vom Strahlenendpunkt zum Mittelpunkt selten in realen Daten zu finden (Abbildung 5.38). In natürlichen Straßennetzwerken ist zudem ein wirklicher Strahlenendpunkt meist nicht zu finden, da strahlenförmig verlaufende Straßen nur selten abrupt aufhören. Normalerweise treten solche sternförmigen Gebilde nur als Teilgebiete eines komplexen Straßennetzes auf, sie fließen mit benachbarten oder übergeordneten Strukturen zusammen bzw. verschmelzen mit ihnen.

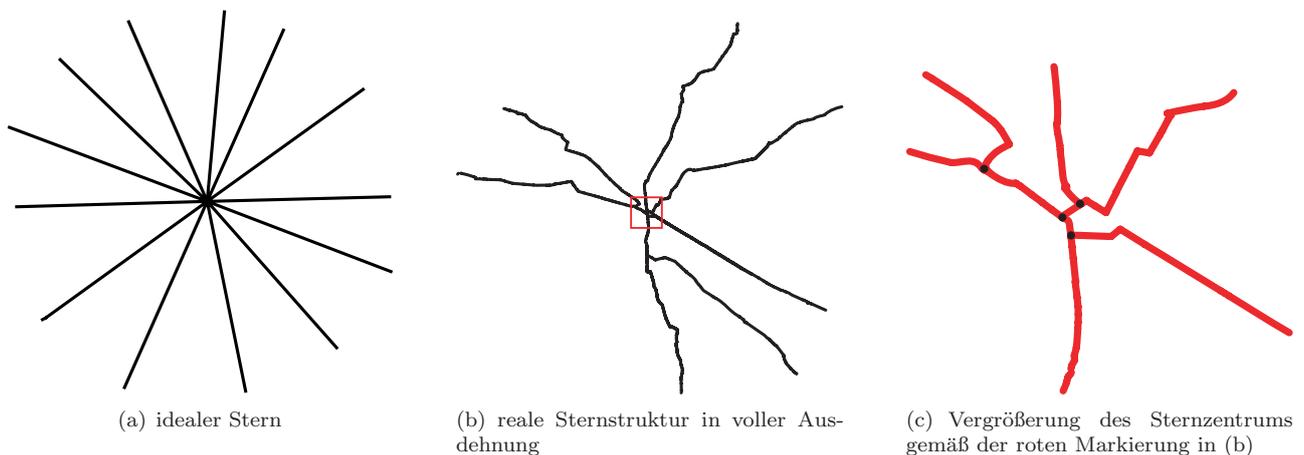
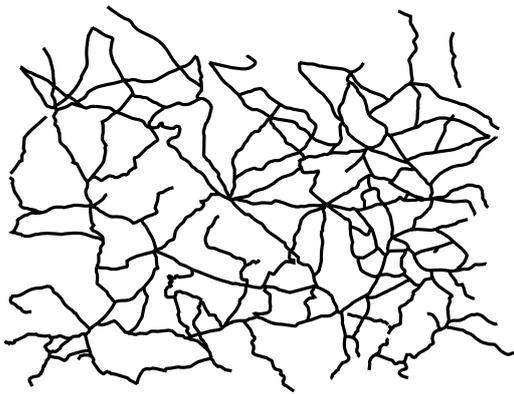


Abbildung 5.38: Erscheinungsbild einer sternförmigen Straßenstruktur

Ein wesentliches Problem bei der automatischen Detektion von Sternstrukturen ist aus dem Vergleich der Abbildungen 5.38b und 5.38c zu erkennen. Bei Vergrößerung des Sternzentrums werden die Abweichungen vom idealen Stern deutlich. Insofern könnte man die Detektion von sternförmigen Strukturen auch als Maßstabsproblem betrachten. Die Skalierung der Daten hängt von der Datenerfassungsgrundlage ab, also z.B. dem Maßstab der Digitalisiervorlage, dem Zweck der Erfassung und der erfaßten Genauigkeit. So können auf der einen Seite Datensätze existieren, die ein landesweites Straßennetz in einer generalisierten Variante abbilden, auf der anderen Seite kann ein Datensatz lediglich ein Innenstadtstraßennetz mit höchster Detailgenauigkeit beinhalten (Abbildung 5.39). Dementsprechend variiert die Detailtreue des Sternzentrums, z.B. ob sich die strahlenförmigen Straßenzüge tatsächlich in einem Punkt treffen oder ob sie im Bereich des Sternzentrums mehrere Kreuzungen bilden.

In all diesen verschiedenen Datensätzen sind Sternstrukturen zu entdecken, letztendlich müssen sie aber einer weiteren Interpretation unterzogen werden, um einen tatsächlichen Informationsgewinn zu gewährleisten. Die Untersuchungen dieser Arbeit beschränken sich auf Straßennetzwerke in Siedlungsgebieten, d.h. auf die Aufspürung von Mustern innerhalb der Städte. Insofern soll das erwähnte Maßstabsproblem hier nicht weiter behandelt werden.



(a) Ausschnitt aus einem Datensatz mit dem landesweiten Straßennetz in China, Quelle: <http://sedac.ciesin.columbia.edu/china/geogmap/dcchina/dcchinadesc.html>, der Ausschnitt umfaßt ein Gebiet von ca. 200kmx250km um die Stadt Huade nordwestlich von Beijing



(b) Ausschnitt aus einem Datensatz mit dem Wegenetz in einer Kleinstadt, der Ausschnitt zeigt die Stadt Neuville-sur-Saône nördlich von Lyon mit einer Ausdehnung von ca. 1.15kmx1.25km

Abbildung 5.39: Unterschiedliche Interpretationen von sternförmigen Strukturen aufgrund verschiedener Skalierung der Daten

5.4.2 Beschreibung des Detektionsprozesses von Sternstrukturen

Da die Größe von Sternstrukturen stark variieren kann - von der Ausdehnung einer Fußgängerzone mit dem Radius von 100m bis hin zu städteübergreifenden Mustern - muß der zu entwickelnde Algorithmus radiusunabhängig sein. Weiterhin darf sich die Suche des Mittelpunktes nicht auf einzelne Knoten beschränken, da - wie oben beschrieben - in realen Datensätzen selten eine einzelne Kreuzung den Treffpunkt aller Strahlen darstellt. Diese Unschärfe des Sternzentrums läßt sich durch einen kleinsten umschließenden Kreis, welcher alle zentrumsnahen Kreuzungspunkte der Strahlen umfaßt, beschreiben.

Unser Ansatz zur Extraktion von Sternstrukturen beruht auf der Idee, dass eine grundlegende Eigenschaft eines sternförmigen Straßennetzes die direkte und schnelle Erreichbarkeit des (Stern)Zentrums von außerhalb gelegenen Orten ist. Das Postulat der kurzen Wege widerspiegelnd, haben wir ein Suchverfahren implementiert, welches auf dem „single source shortest path“-Algorithmus von Dijkstra (1959) basiert. Die Überlegung beruht auf der Annahme, dass die strahlenförmigen Elemente einer Sternstruktur möglichst radial verlaufen sollen. Befinden wir uns also im Zentrum eines Sterns und beschreiben um diesen Mittelpunkt einen Kreis mit einem noch näher zu bestimmenden Radius, müßten gerade jene kürzesten Wege, welche vom Kreisrand zum Mittelpunkt verlaufen und die strahlenförmigen Objekte im Datensatz darstellen, annähernd dieselbe Länge aufweisen wie der Radius des „künstlich“ erzeugten Kreises. Abbildung 5.40(b) soll diesen Ansatz verdeutlichen - sie zeigt einen solchen Kreis um das Sternzentrum sowie die radial verlaufenden strahlenförmigen Straßen, welche sich dem Radius des Kreises annähern.

Als Voraussetzung für diese Detektionsstrategie sind also zwei Aufgaben zu lösen:

1. die Bestimmung der kürzesten Wege von jedem einzelnen Knoten des Datensatzes (als Quelle) zu jedem beliebigen anderen Knoten
2. die Festlegung der Größe des Suchkreises (Radius)

Mithilfe dieser Werte wird anschließend für jeden Knoten des Graphen geprüft, ob er das Zentrum einer sternförmigen Struktur darstellt. In unserem Algorithmus setzen wir eine Gleichverteilung der Strahlkandidaten bezüglich des Vollkreises um das mögliche Sternzentrum voraus.

Dijkstra-Algorithmus

Nach Dijkstra wird jeder Knoten des Graphen - also jeder Straßenkreuzungspunkt - betrachtet und als „single source“ benutzt, um von ihm ausgehend die jeweils kürzesten Pfade zu allen anderen Knoten zu berechnen. Die Pfade werden

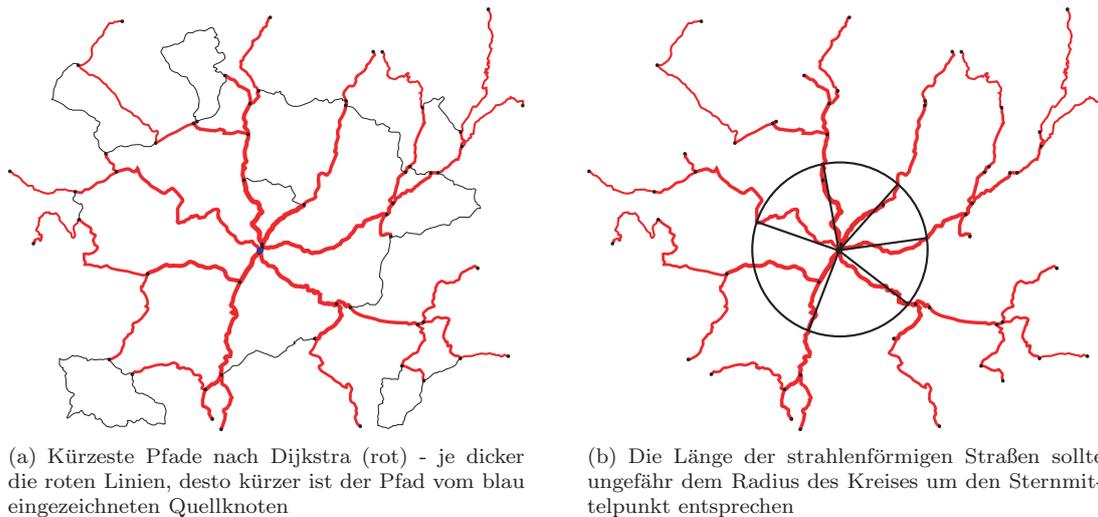


Abbildung 5.40: Verdeutlichung des Prinzips zur Detektion von sternförmigen Strukturen

als einfache verkettete Liste gespeichert und weisen so den kürzesten Weg von einem beliebigen Knoten zur Quelle. Folgende Informationen werden gespeichert:

- der zu jedem Knoten gehörige „Vaterknoten“ (Vorgänger), welcher den nächstfolgenden Knoten auf dem kürzesten Pfad darstellt,
- für jeden Knoten die berechnete Entfernung zur „single source“ entlang des kürzesten Pfades, d.h. die Summation der Längen aller bis zur „single source“ durchlaufenen Kanten.
- darüber hinaus - aus Effektivitätsgründen - der zu jedem Knoten gehörige Verweis auf die „Vaterkante“ (Vorgängerkante), welche den Weg des kürzesten Pfades repräsentiert,

Abbildung 5.40(a) zeigt die längencodierte Darstellung der mittels Dijkstra-Algorithmus bestimmten kürzesten Pfade für einen einzelnen Knoten. Die Dicke der roten Linien ist umgekehrt proportional zu der zurückgelegten Wegstrecke, d.h. je weiter man sich von der „single source“ entfernt, umso dünner werden die Linien dargestellt.

Festlegung des Suchkreisradius

Ein bisher noch nicht näher beschriebenes Problem stellt die Festlegung des Suchkreisradius um den „single-source“-Punkt dar (siehe Abbildung 5.40b - schwarzer Kreis). Die Ausdehnung des Sternmusters ist von dieser Radiusbestimmung direkt abhängig. Bei unseren Untersuchungen wurde die Länge des Suchkreisradius aus der Größe des untersuchten Datensatzes abgeleitet. Sie wurde auf 45 Prozent der kürzeren Seitenlänge des achsenparallelen umschließenden Rechtecks dieses Datensatzes festgelegt. Diese Vorgehensweise setzt voraus, dass der zu analysierende Datensatz einen Ausschnitt darstellt, in dem das zu examinierende Stadtgebiet zentral und komplett vorliegt. Da die Datensätze, wie in Kapitel 4.2 beschrieben, zunächst aufbereitet und einzelne Stadtgebiete separiert sowie im Datensatzausschnitt zentriert werden, können wir diese Voraussetzung garantieren. Genaugenommen ist das Verfahren mit der Radiusbestimmung entsprechend der Ausdehnung des Datensatzes nicht mehr radiusunabhängig. Es werden in diesem Fall nur Sternstrukturen entdeckt, die sich über das gesamte Stadtgebiet erstrecken. Das Verfahren kann aber durch interaktive Eingabe eines Radius oder Mehrfachtests mit stufenweise veränderten Radien an anderweitige Ansprüche angepaßt werden.

Beschreibung des vollständigen Algorithmus

Jeder Knoten im Datensatz wird im Anschluß an die Berechnung seines kürzesten Wegenetzes hinsichtlich der Existenz von strahlenförmigen Elementen untersucht. Dazu werden die Dijkstra-Pfade mit dem oben beschriebenen Kreis

verschnitten (siehe Abbildung 5.40b) und die Länge der einzelnen Pfade vom Schnittpunkt mit dem Kreis bis zum „single source“-Punkt verglichen mit der Radiuslänge. Die Differenz beider Größen darf ein festgelegtes Toleranzmaß nicht überschreiten, um den untersuchten Pfad in die Liste der Kandidaten für einen Strahl einzutragen. Das Toleranzmaß ergibt sich aus dem Suchkreisradius mithilfe eines Faktors, der sich in der Anwendung auf reale Daten als günstig erwiesen hat:

$$\text{Länge des Strahlkandidaten} \stackrel{!}{<} 1.125 \cdot \text{Radius}$$

Anschließend an diese Bestimmung möglicher Wegkandidaten für strahlenförmige Verbindungen bezüglich eines speziellen „single source“-Punktes wird die Liste hinsichtlich der gefundenen Anzahl und der Verteilung der Strahlenkandidaten geprüft. In unseren Anwendungen haben wir die Mindestanzahl von Strahlenabgängen am Sternmittelpunkt auf fünf festgelegt. Damit werden einfache Straßenkreuzungen von der weiteren Betrachtung ausgeschlossen. Weiterhin wurde ein Vollkreis um das Zentrum in fünf Sektoren zerlegt und gefordert, dass mindestens ein Strahl in jedem Sektor vorhanden sein muß. Insofern haben wir das Gewicht auf eine gleichmäßige Strahlenverteilung rund um das Sternzentrum gelegt. Problematisch kann diese Einschränkung bei Städten sein, die durch eine natürliche Barriere zu einer einseitigen Entwicklung gezwungen sind, wie es z.B. für Hafenstädte typisch ist. In solchen Fällen kann sich die Sternstruktur nur auf der Landseite entwickeln und wird folgerichtig nur einen Teilkreis beschreiben. Allerdings könnte der Detektionsalgorithmus jederzeit dahingehend angepaßt werden, dass die Forderung der Gleichverteilung auch für einen Teilkreis gilt.

```

01: for each Knoten n
02:     finde den kürzesten Weg zu jedem Knoten des Graphen: Dijkstra-Algorithmus
03:     /* Schnittpunktberechnung: Kreis um n mit Radius r und alle Kanten e des Graphen */
04:     for each Kante e
05:         if Punkt1(e) = innerhalb(Kreis) und Punkt2(e) außerhalb(Kreis)
           oder Punkt1(e) = außerhalb(Kreis) und Punkt2(e) innerhalb(Kreis) then
06:             /* InnenPunkt = Punkt der Kante e, welcher innerhalb des Kreises liegt */
07:             Länge l = Dijkstra - Distanz(InnenPunkt) + Distanz(Schnittpunkt - InnenPunkt)
08:             if Länge l < r · 1.125 then
09:                 schreibe Strahl auf stack tS
10:             end if
11:         end if
12:     end for
13:     if Anzahl der Strahlen auf tS > 4 then
14:         bilde 5 Sektoren des Vollkreises um das Sternzentrum
15:         if mindestens 1 Strahl pro Sektor then
16:             schreibe Knoten auf stack Z /* Z = Liste der Sternzentren */
17:             schreibe Pfade der Strahlen in Liste S /* S = Liste der Sternstrahlen pro Zentrumspunkt */
18:         end if
19:     end if
20: end for

```

Tabelle 5.2: Algorithmus zur Detektion von Sternstrukturen

Tabelle 5.2 zeigt den Pseudocode für den vorgestellten Algorithmus. Bemerkenswert ist die Art und Weise, wie der Algorithmus reagiert, wenn sich nicht alle Strahlen in ein und demselben Mittelpunktsknoten treffen, sondern wie auch in Abbildung 5.38c gezeigt, in mehreren zentrumsnahen Knoten. Von diesen Knoten ausgehend werden durch den Algorithmus jeweils eigene Sternstrukturen entdeckt. Diese weisen jedoch, abgesehen von den zentrumsnahen Verbindungen, die gleichen Pfade als Strahlen auf. Grund dafür ist die Eigenschaft des Dijkstra-Algorithmus, die kürzesten Verbindungen zu ermitteln, die bei dieser Konstellation durch dieselben Straßenzüge gebildet werden. Die Abbildung 5.41 macht das Ergebnis deutlich. Die vier zentrumsnahen Knoten dieses Sternsystems ergeben jeweils eine eigene Sternstruktur, welche mit unserem Detektionsalgorithmus gefunden wird, da jeder Knoten als Quellpunkt

genutzt und berechnet wird. Die vier Ergebnisse in Abbildung 5.41 unterscheiden sich nur geringfügig in der Nähe des Sternmittelpunktes.

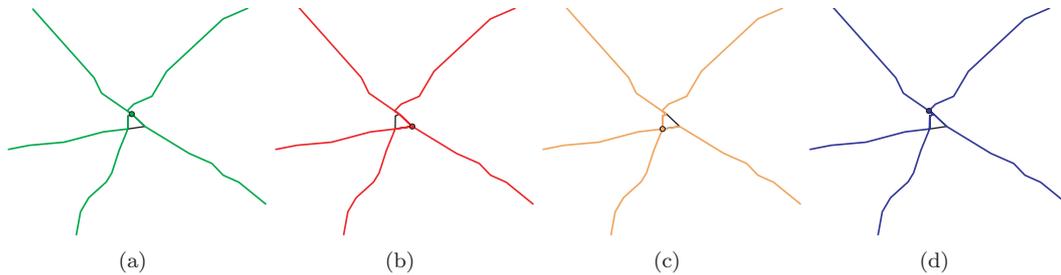


Abbildung 5.41: Vier verschiedene Knotenpunkte im Mittelpunkt der Sternstruktur führen zur Detektion von vier separaten Möglichkeiten einer Sternausprägung

Die Herausforderung besteht nun in der Zusammenführung der eine einzige Sternstruktur repräsentierenden Möglichkeiten und der Abgrenzung gegen andere Anhäufungen von detektierten Sternen, welche jeweils separate Sternmuster darstellen. Zunächst wurde untersucht, die Zentrumspunkte, welche derselben Sternstruktur zugehörig zu betrachten sind, durch einen Cluster-Algorithmus (Anders 2004) zusammenzuführen. Die Vereinigung erfolgt so, dass der im Einflußbereich eines einzelnen Clusters am zentralsten gelegene Punkt als Sternmittelpunkt ausgewählt wird und alle Pfade der einzelnen Sternmuster addiert und in der zusammengeführten Struktur gespeichert werden. Besonders in großen Datensätzen wird jedoch die Problematik des Ansatzes deutlich. Abbildung 5.42 zeigt einen Ausschnitt eines Datensatzes von Lyon, welcher 254.680 Knoten enthält. Es werden 2086 verschiedene Sternstrukturen detektiert, welche wiederum zu 25 verschiedenen Clustern verschmolzen werden. Diese große Anzahl an Clustern und vor allem ihre sehr unterschiedliche Ausdehnung ist nur schwer in eine sinnvolle Musterinterpretation zu überführen. Am Beispiel des rot bzw. hellgrün eingefärbten Bereiches ist sichtbar, wie schwierig es ist, für diese Gebiete eine repräsentative Sternstruktur zu erkennen.

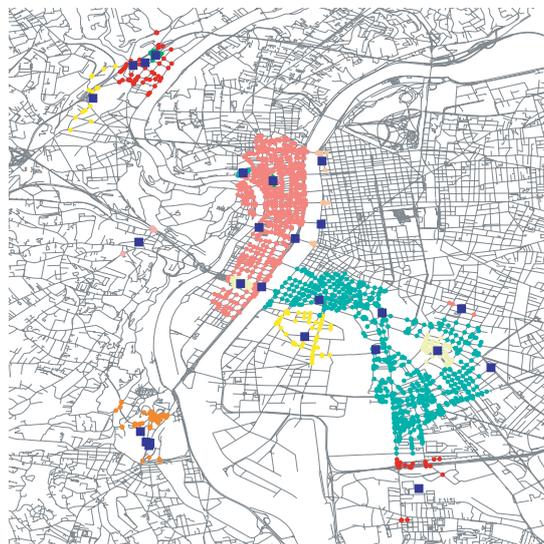


Abbildung 5.42: Cluster der Sternzentren in Lyon/Frankreich (unterschiedlich eingefärbt) mit jeweiligem Repräsentationsknoten (blaues Quadrat)

Aus diesem Grunde wurde eine zweite Variante der Sterndetektion untersucht. Bei der Suche von Sternkandidaten werden die strahlenförmigen Verkehrsadern aufgrund des Prinzips der kürzesten Wege häufiger als „unwichtige“ Querverbindungen durchlaufen. Dieses Phänomen wird insoweit genutzt, als dass jeder Durchlauf einer Kante pro Sternkandidat zu einer Inkrementierung eines Zählwertes der Kante führt. In Abbildung 5.43 ist eine Darstellung gewählt worden, welche die Häufigkeit der Benutzung einer Kante als Bestandteil eines Sternkandidaten wiedergibt. Je häufiger eine Kante von einem Strahl durchlaufen wird, desto stärker ist sie in ihrer Breite betont. In dieser

Wiedergabe ist hervorragend die grundsätzliche Sternstruktur der Stadt Berlin und des Umlandes zu erkennen, welche vergleichsweise durch Betrachten der reinen Dichte des Straßennetzes durch den Menschen ebenso wahrnehmbar ist. Besonders außerhalb des Stadtkerns treten die Hauptrouten des Straßennetzes deutlich hervor.

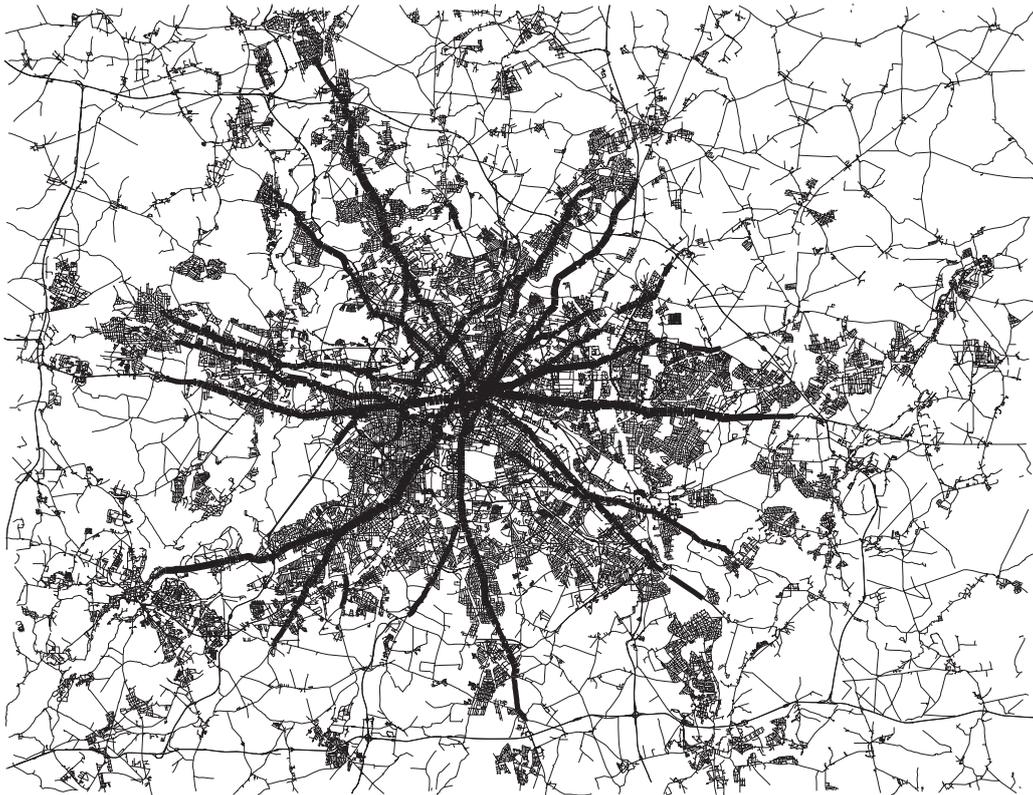


Abbildung 5.43: Überlagerung aller detektierten Sterne - häufig benutzte Kanten werden breiter dargestellt als weniger stark frequentierte. Der Datensatz zeigt den Großraum von Berlin.

Die gewonnenen Aussagen über die Häufigkeit der Benutzung von Kanten bei der Sternsuche werden nun benutzt, um für einen Datensatz ein Sternzentrum sowie dessen strahlenförmige Verbindungen zu ermitteln. Dazu wird einer der beiden an der Kante mit der häufigsten Benutzung anliegenden Knoten als Zentrumspunkt ausgewählt. Die zu diesem Knoten bestimmte Sternstruktur ist das für diesen Datensatz detektierte Sternmuster. Einen wesentlichen Beitrag zur Beschleunigung des Detektionsverfahrens kann die Verwendung der in Kapitel 4.2.3 vorgestellten Tukey-Tiefe leisten. In Anbetracht der Tatsache, dass aufgrund der Suche nach einem zentral gelegenen Sternmuster prinzipiell eher im Datensatz zentral gelegene Knoten als Sternzentrum zu betrachten sind, kann eine Selektion der in Frage kommenden „Quellknoten“ des Dijkstra-Algorithmus mithilfe der Tukey-Tiefe zu einer erheblichen Zeiterparnis führen. Eine Reduktion der Quellknoten um 80 Prozent, d.h. die Betrachtung der 20 Prozent Knoten mit den höchsten Tukey-Tiefen-Werten als single-source-Knoten, führt besonders bei großen Datensätzen zu einer starken Verringerung der Rechenzeit. Abbildung 5.44a zeigt beispielhaft den Datensatz von Neumünster/Deutschland, die 20% tiefstgelegenen Knoten (Abbildung 5.44b) sowie die mithilfe dieser Knotenselektion bestimmte Häufigkeit des Durchlaufs der kürzesten Pfade (Abbildung 5.44c). Die Rechenzeit verringerte sich in diesem Beispiel um 94 Prozent von 202 Sekunden auf 12 Sekunden. Im Beispiel des Berliner Datensatzes (vgl. Abbildung 5.43) wird die benötigte Zeit um 92 Prozent reduziert.

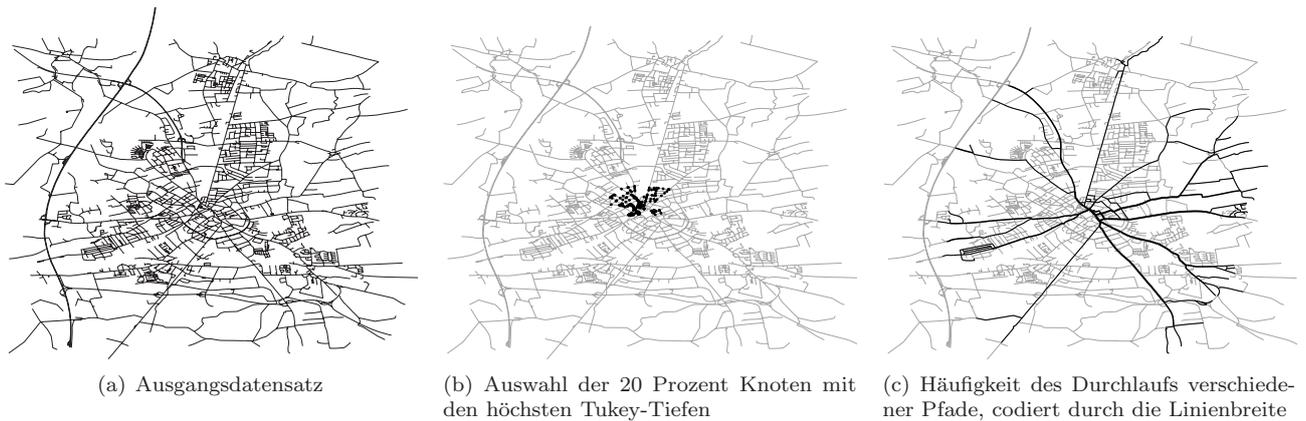


Abbildung 5.44: Nutzung der Knoten mit den höchsten Tukey-Tiefen als Quellknoten für den Dijkstra-Algorithmus

Die detektierten Sternstrukturen können durch Nachbearbeitung verbessert werden, wie die folgenden Überlegungen zeigen. Ein typisches Verhalten des vorgestellten Algorithmus besteht darin, dass die Sternstrahlen am Rande des Suchkreises „ausfransen“. Da eine Weiterverfolgung der verschiedenen kürzesten Pfade an Knoten, welche sich kurz vor dem Rand des Suchkreises befinden, keinen großen Einfluß auf die Gesamtlänge des Strahls hat, sind für all diese weiterverfolgten Pfade die Abweichungen vom Radius gleichermaßen gering und werden allesamt als Strahlkandidaten zugelassen. Hinsichtlich dieser Schwäche des Verfahrens wird vorgeschlagen, ein „Abschneiden“ der Sternbäume vorzunehmen. Abschneiden bezeichnet hier den Vorgang der nachträglichen Vereinfachung der detektierten Strukturen mit dem Ziel, das „Ausfransen“ des Sterns an den im Baum vorhandenen tiefsten Knoten zu verhindern. In jedem Ast des Sternbaumes wird die tiefste Ebene beschnitten, d.h. die letzten Verzweigungsknoten innerhalb des Suchkreises werden verworfen und die Strahlen der Sternstruktur damit verkürzt (Abbildung 5.45b).

Eine weitere Möglichkeit zur Nachbearbeitung der gefundenen Sternmuster besteht in der Verbesserung der Struktur durch die Berücksichtigung der vorhandenen Strokes (Abbildung 5.45c). Eine Auswertung der Strahlen hinsichtlich ihres Stroke-Charakters und eine entsprechende Verlängerung der radialen Verbindungen über den Suchkreisradius hinaus verringert die Abhängigkeit der gefundenen Sternstruktur von der durch den Radius a priori festgelegten Ausdehnung. Unter Beachtung dieser Vorgehensweise ist es ebenso möglich, einen kleineren Suchkreis einzuführen und die Struktur durch die Strokes nach außen zu erweitern. Allerdings muß berücksichtigt werden, dass bei kleinerem Radius die Wahrscheinlichkeit des Auffindens von radialen Straßen, welche die Toleranzen für Strahlen einhalten, stark erhöht wird und sich somit die Rechenzeit erheblich vergrößert.

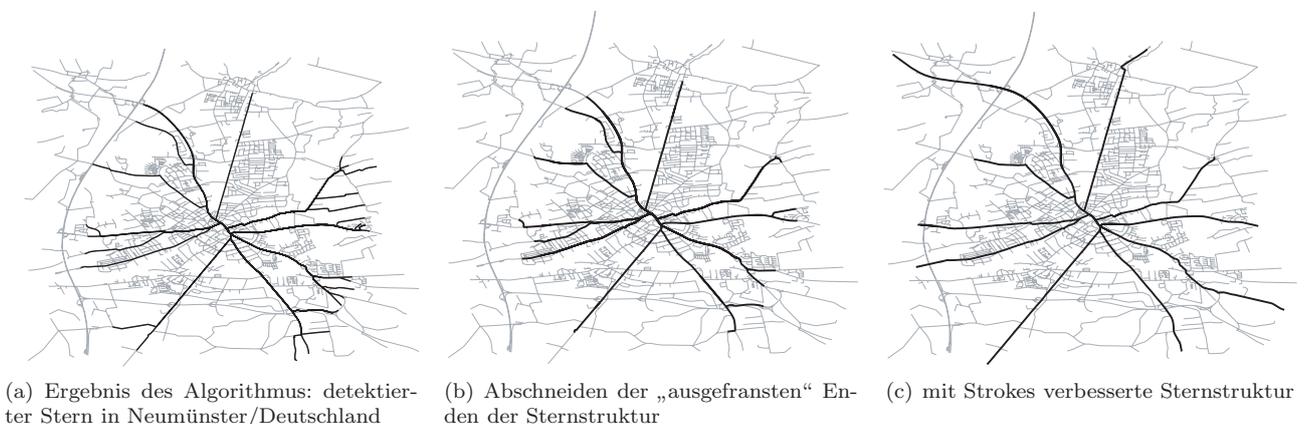


Abbildung 5.45: Verbesserung der detektierten Sternstruktur

5.4.3 Beispiele

Zunächst soll wieder eine ideale Sternstruktur betrachtet werden. Die Strahlen treffen sich in einem zentralen Punkt und sind gleichverteilt sowie gleich lang. Abbildung 5.46 zeigt, dass die komplette Struktur durch den Algorithmus detektiert wird. Das nächste Beispiel zeigt eine Sternstruktur in realen Straßendaten, das Zentrum des Sterns kann nicht durch einen einzelnen Punkt beschrieben werden, desweiteren weisen die Strahlen Krümmungen und unterschiedliche Längen auf. Der beschriebene Algorithmus detektiert das Sternmuster und definiert den Mittelpunkt des Sterns (markierter Punkt in Abbildung 5.47).

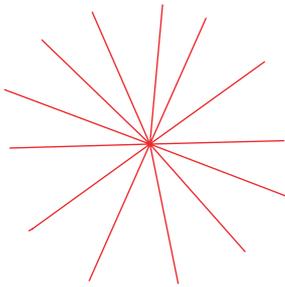


Abbildung 5.46: Detektion eines perfekten Sterns

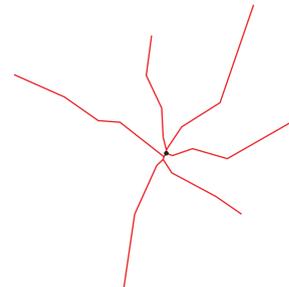


Abbildung 5.47: Detektion eines realen Sterns

In den folgenden Beispielen ist die Sternstruktur in das Straßennetz eingebettet (Abbildung 5.48 und 5.49). Auch hier werden die großräumigen Sternstrukturen detektiert und als Ergebnis präsentiert.

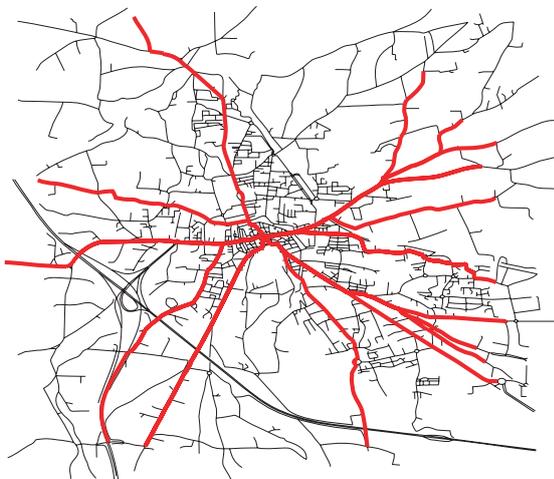


Abbildung 5.48: Detektion eines Sterns in Orange/Südfrankreich

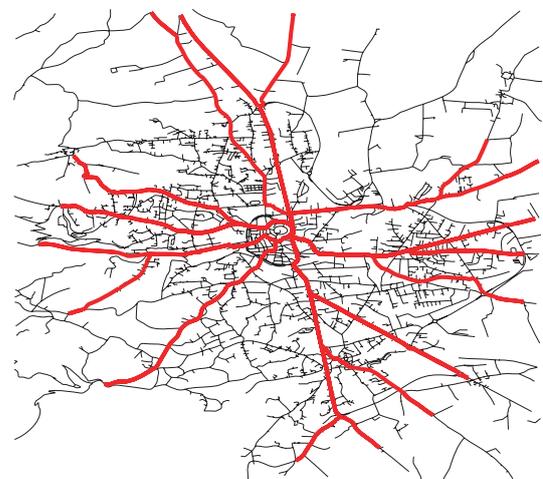


Abbildung 5.49: Sternstruktur in Montbrison/Frankreich

5.4.4 Zusammenfassende Bemerkungen zum Algorithmus

Zusammenfassung der verwendeten Parameter und Bedingungen

Das Verfahren zur Detektion von Sternstrukturen basiert auf mit dem Dijkstra-Algorithmus bestimmten kürzesten Pfaden und dem Vergleich ihrer Länge mit einem vorgegebenen Radius. Es werden folgende Bedingungen, Parameter und Gleichungen für Toleranzbestimmungen verwendet:

1. Suchkreisradius r :

$$r = 45\% \text{ der Länge der kürzeren Seite des achsenparallelen umschließenden Rechtecks des Datensatzes}$$

2. Toleranz für die Länge eines Strahlkandidaten:

$$\text{Länge des Strahlkandidaten} < 1.125 \cdot r$$

3. minimale Anzahl der Strahlen: 5
4. Verteilung der Strahlen im Vollkreis um den Sternmittelpunkt:
mindestens 1 Strahl in einem Sektor von 72°

Laufzeitverhalten

Das Laufzeitverhalten des Algorithmus wird vordergründig durch die Berechnung der kürzesten Pfade nach Dijkstra bestimmt. Der Dijkstra-Algorithmus hat eine Komplexität von $O(n^2)$. Eine effizientere Möglichkeit bietet die Verwendung der Datenstruktur Fibonacci-Heap (Fredman & Tarjan 1987), die besonders für dünn besetzte Graphen von Interesse ist ($e \ll n^2$). Die Laufzeit beträgt dann lediglich $O(e + n \cdot \log n)$, wobei e die Anzahl der Kanten und n die Anzahl der Knoten ist. Die Implementierung der Fibonacci-Heap-Struktur ist sehr aufwendig, weshalb sie in unserer Anwendung nicht zum Einsatz kommt.

Zur Einschätzung der tatsächlichen Laufzeiten wurden Tests mit realen Straßendatensätzen auf Pentium-D-Rechnern (2,8 GHz, 1 GB RAM) durchgeführt. Die Messungen der Laufzeit für 39 Testdatensätze ergeben folgendes Bild (Abbildung 5.50): In Abhängigkeit von der Anzahl der Knoten im Datensatz läßt die Laufzeit das prognostizierte quadratische Wachstum erkennen. Allerdings ist eine leichte Dämpfung zu erkennen, welche darauf zurückzuführen ist, dass der Graph nicht vollbesetzt ist. Auf Möglichkeiten zur Verringerung der Rechenzeit wurde in Kapitel 5.4.2 hingewiesen.

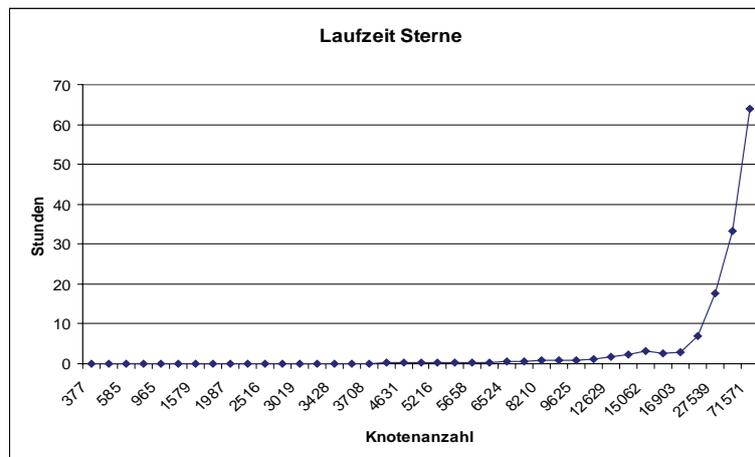


Abbildung 5.50: Laufzeitverhalten des Algorithmus zur Sterndetektion in Abhängigkeit von der Anzahl der Knoten pro Datensatz

Beurteilung der Ergebnisse

Ein erster Vergleich der automatisch detektierten Sternstruktur in Orange/Frankreich (Abbildung 5.48) mit den in Übersichtsbildern erkennbaren Hauptstrukturen (Abbildung 5.51) zeigt deutlich, dass die erfaßten strahlenförmigen Verkehrsadern mit den regulären Hauptstraßen gut übereinstimmen. Für eine Evaluierung der Ergebnisse sei auf Kapitel 6 verwiesen.

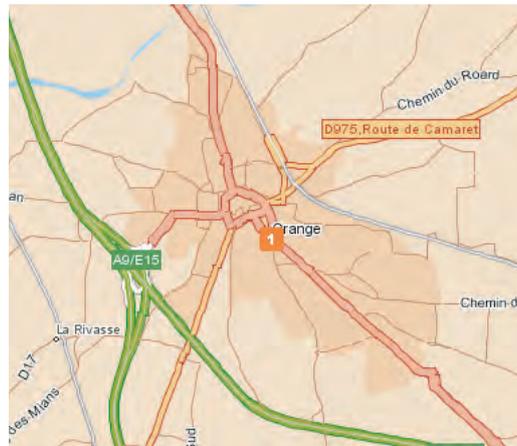


Abbildung 5.51: Der Vergleich der durch den Algorithmus detektierten Sternstruktur mit einem Übersichtsbild von Orange/Frankreich, entnommen aus Map24 (<http://www.map24.de>), zeigt deutlich, dass die Hauptstraßen die Strahlen bilden.

5.5 Ringstruktur

Die ringförmige Struktur von Straßen in stark besiedelten Gebieten kann vielfältigen Ursprungs sein. In früheren Zeiten dienten ringförmige Anlagen häufig dem Schutz einer Ansiedlung, wie z.B. Stadtmauern, Ringwälle, Schutzdämme, Wagenburgenbefestigungen u.ä. Nicht selten entwickelten sich entlang solcher Anlagen Straßenzüge, so dass sich ringförmige Verkehrsverbindungen bildeten. In einigen Fällen umschließen sie noch immer eine Stadt, meist aber befinden sie sich jetzt innerhalb eines Stadtgebietes, da diese Strukturen durch den Wachstumsprozeß der Ortschaft integriert und in das Kerngebiet einbezogen wurden. Auch in heutiger Zeit entstehen oft ringförmige Straßennetze, etwa beim Bau von Umgehungsstraßen, die zumindest halbseitig eine Siedlung umschließen, oder es werden Autobahnen bzw. Schnellstraßen (halb-)ringförmig um das Zentrum einer Stadt geführt, um den Durchgangsverkehr von der Innenstadt fernzuhalten.

5.5.1 Beschreibung der Struktur

Ringförmige Straßennetze können in sehr unterschiedlichen Größen auftreten. Auf der einen Seite gibt es kleinere Vertreter wie z.B. Kreisverkehre oder runde Plätze, auf der anderen Seite geräumigere Strukturen wie z.B. Straßen auf oder entlang von Stadtbegrenzungen, in Form von Umgehungsstraßen oder schnellstraßenähnlichen Ringstraßen. Die Funktion der Verkehrsrouten bestimmt dabei die Größe der ringförmigen Ausprägung.

In dieser Untersuchung wollen wir uns auf das Auffinden von größeren Ringstraßen beschränken (Heinzle, Anders & Sester 2006), welche annähernd kreis- bzw. ellipsenförmig sein sollten. Kleinere Vertreter wie z.B. Kreisverkehre werden im Rahmen der Bestimmung von Strokes detektiert und analysiert (siehe Kapitel 5.2). In realen Straßennetzen wird das Erscheinungsbild von Ringstraßen allerdings häufig durch natürliche Restriktionen, wie z.B. den Verlauf von Flüssen und starke Höhenunterschiede, oder durch künstliche Barrieren, wie die vorhandene Bebauung, die Anbindung an existierende Zufahrtsstraßen und den Verlauf von Stadtwälle, geprägt, so dass die ideale Form nur annähernd erreicht wird. Die Abweichungen können beträchtlich sein - normalerweise sind die „Kreise“ deformiert, gedehnt, besitzen Aus- und Einbuchtungen und weisen zum Teil fehlende Sektoren auf. Allen Ringstraßen gemeinsam ist jedoch die hohe Wahrscheinlichkeit, dass sie das Stadtzentrum umschließen.

5.5.2 Theoretische Voraussetzungen für das Detektionsverfahren

Für das Verfahren zur Detektion von Ringstrukturen, welches in Kapitel 5.5.3 eingehend erläutert wird, wurden zwei grundlegende Theorien zur Anwendung gebracht. Es handelt sich dabei zunächst um die in Kapitel 4.2.3 bereits vorgestellte „Tukey-Tiefe“. Durch den Einsatz dieses statistischen Maßes soll der Tatsache Rechnung getragen werden,

dass die gesuchten Strukturen den Kern einer Stadt umschließen, der durch eine hohe Straßendichte geprägt ist. Durch die Tukey-Tiefe läßt sich die Zentralität einer Ringstruktur beurteilen.

Um die Form einer Ringstruktur bewerten zu können, benutzen wir den Begriff der geometrischen Momente. Im folgenden Abschnitt soll deshalb zunächst kurz auf die Momententheorie eingegangen werden.

Geometrische Momente

Der Ringdetektionsalgorithmus verfolgt das Ziel, Polygone/Straßenmaschen im Datensatz zu finden, die eine annähernd kreis- bzw. ellipsenförmige Gestalt aufweisen. Hierzu muß die Form des Untersuchungsobjektes analysiert und mit charakteristischen Kenngrößen eines Kreises bzw. einer Ellipse verglichen werden. Zur Formbeschreibung von Objekten eignet sich das Konstrukt der geometrischen Momente. Dies sind spezielle Interpretationen der allgemeinen Momente, welche aus der Physik (z.B. Trägheitsmomente) und der Wahrscheinlichkeitsrechnung (Mittelwert, Streuung) bekannt sind. Für die Anwendung in der Bildverarbeitung wurde der Begriff der geometrischen Momente geprägt, sie beziehen sich dort zumeist auf zweidimensionale Objekte aus Bildern und spiegeln die Geometrie derartiger Objekte wider.

Die Momente der Ordnung $(p + q)$ definieren sich folgendermaßen:

$$M_{p,q} = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} x^p y^q f(x, y) dx dy$$

Die Funktion $f(x,y)$ wird Indikatorfunktion genannt. Es wird verlangt, dass sie innerhalb des Bereiches B (dem Objektbereich) den Wert 1 annehmen soll, außerhalb von B dagegen den Wert 0. Somit wird für die Momentenberechnung eine Integration über den Bereich B mit der Indikatorfunktion $f(x,y) = 1$ durchgeführt, d.h.

$$M_{p,q} = \iint_B x^p y^q dx dy$$

Die Berücksichtigung der diskreten Natur geometrischer Objekte führt zur Verwendung einer Doppelsumme anstatt des Doppelintegrals in obiger Formel, wobei wiederum die Bedingung besteht, dass die Indikatorfunktion für alle Bildpunkte $(x, y) \in B$ den Wert 1 annimmt, außerhalb dagegen den Wert 0.

$$M_{p,q} = \sum_{(x,y) \in B} x^p y^q$$

Geometrische Momente beschreiben die Form eines Objektes zwar als abstrakte Werte, die Momente niedriger Ordnung lassen sich jedoch z.T. anschaulich geometrisch deuten. So stellen $M_{0,0}$ die Fläche des Objektes (Bereich B), $\frac{M_{1,0}}{M_{0,0}}$ die x-Koordinate des Objektschwerpunktes, $\frac{M_{0,1}}{M_{0,0}}$ die y-Koordinate des Objektschwerpunktes sowie $M_{2,0}$ und $M_{0,2}$ die Trägheitsmomente des Objektes bezüglich der Koordinatenachsen dar. Momente höherer Ordnung entziehen sich dagegen einer anschaulichen Deutung. Die Feinheit bzw. Detailtreue der Formbeschreibung von Objekten steigt mit der Berücksichtigung der Momente höherer Ordnung. Im Grenzfall ist mithilfe der beschriebenen Momente eine vollständige, fehlerfreie Rekonstruktion eines Objektes möglich, wenn hierzu alle Momente höherer Ordnung einbezogen werden.

Im Bereich der Bildanalyse werden Momente in vielen Bereichen verwendet, um Objekte oder Bildsegmente zu charakterisieren bzw. zu klassifizieren. Momente besitzen den entscheidenden Vorteil, dass sie durch eine geeignete nichtlineare Kombination in invariante Merkmale überführt werden können. An dieser Stelle soll darauf hingewiesen werden, dass die geometrischen Momente, wie sie in obiger Gleichung eingeführt wurden, nicht invariant gegen affine Transformationen sind.

In der einschlägigen Literatur wird eine Vielzahl von Momentenarten angegeben und ihre Praxistauglichkeit untersucht. Eine Übersicht der grundlegenden Eigenschaften von Momenten bietet (Teh & Chin 1988). Darin wird außerdem untersucht, inwiefern ein Bild aus Momenten rekonstruiert werden kann und wie sich die Momente bezüglich Rauschempfindlichkeit und Redundanz aus informationstheoretischer Sicht verhalten. Eine ausführliche Diskussion der Momententheorie zur Ableitung von Invarianten für zweidimensionale Bilder geben (Voss & Süße 1995).

Im Rahmen des in dieser Arbeit vorgestellten Ringstraßendetektionsverfahrens soll ein Klassifikator entworfen werden, mit dem eine Aussage über die Existenz eines Objektes - in unserem Falle eines annähernd kreis- bzw. ellipsenförmigen Objektes - getroffen werden kann. Die Klassifikation muß unabhängig von der Position oder Größe des Objektes sein. Es werden also Momente gesucht, die invariant sind bezüglich

- Translation

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + t$$

- Skalierung

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = a \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}$$

- Rotation

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \varphi & \sin \varphi \\ -\sin \varphi & \cos \varphi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}$$

Eine Translationsinvarianz wird durch die Einführung von zentralen Momenten $m_{p,q}$ erreicht. Sie sind auf den Schwerpunkt bezogen und definieren sich folgendermaßen:

$$m_{p,q} = \iint_B (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q dx dy$$

mit

$$\bar{x} = \frac{M_{1,0}}{M_{0,0}}, \quad \bar{y} = \frac{M_{0,1}}{M_{0,0}}$$

und

$$m_{1,0} = 0, \quad m_{0,1} = 0, \quad m_{0,0} = M_{0,0}$$

Normalisierte, d.h. auf die Fläche $m_{0,0} = 1$ skalierte zentrale Momente sind skalierungsinvariant. Die Rotationsinvarianz wird durch geeignete Kombination der normalisierten Momente erreicht.

In unserem Verfahren müssen sich die bestimmten Momente darüber hinaus durch Invarianz gegen Affintransformationen der Objekte ausweisen. In diesem Zusammenhang führt man sogenannte Standardlagen ein (Abbildung 5.52), in denen alle affinen Transformationsparameter durch die Momente eliminiert werden. Man benutzt also die Momente, um die Transformationsparameter in den voneinander abhängigen Transformationsgleichungen zu ermitteln, wobei hier Momente höherer Ordnung (> 2) zum Einsatz kommen müssen.

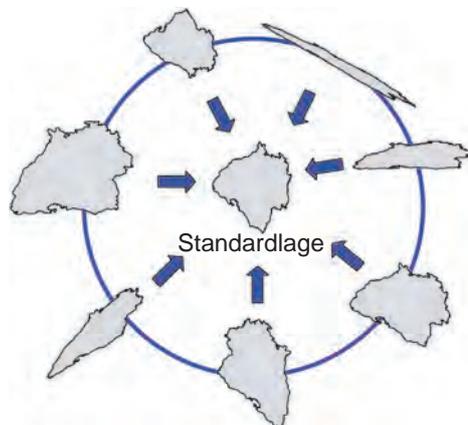


Abbildung 5.52: Der Umriß von Baden-Württemberg in sieben affinen Kopien und seine Standardlage (entnommen aus (Hild 2003))

Die Ansätze für Standardlagen in der einschlägigen Literatur unterscheiden sich teilweise erheblich bezüglich Stabilität bzw. Rechengenauigkeit. Voss & Süße (1995) beschreiben mehrere Methoden zur Bestimmung von Standardlagen. In unserem Verfahren haben wir die dritte Standardlage, die sogenannte Iterationsmethode, verwendet. Sie ist die robusteste Methode hinsichtlich numerischer Instabilitäten.

Die Iterationsmethode zerlegt die affine homogene Transformation \mathbf{A} in drei Komponenten: $\mathbf{A}=\mathbf{S}\cdot\mathbf{Y}\cdot\mathbf{X}$, wobei \mathbf{X} eine zuerst auszuführende X-Scherung bedeutet, \mathbf{Y} eine anschließende Y-Scherung und \mathbf{S} eine anisotrope Skalierung. Durch die gegenseitige Abhängigkeit der Parameter der beiden Scherkomponenten ist ein iteratives Vorgehen notwendig, so dass sich eine sukzessive Ermittlung der Scherungspaare ergibt. Anschließend wird die anisotrope Skalierung durchgeführt. Diese Standardlage ist definiert durch die Normierungen $m_{3,1} \equiv 0$ und $m_{1,3} \equiv 0$ und $m_{2,0} \equiv 0$ und $m_{0,2} \equiv 0$. Sie ist mehrdeutig bezüglich der Vielfachen von 90° und Spiegelungen an der X- oder Y-Achse. Derartige Mehrdeutigkeiten können unter Zuhilfenahme des Vorzeichens von Momenten ungerader Ordnung wie $m_{2,1}$ und $m_{1,2}$ beseitigt werden.

Die auf diese Weise ermittelten invarianten Momente kann man mit den Invarianten von Äquivalenzklassen vergleichen. Z.B. werden alle Ellipsen in der Standardlage durch einen Kreis, alle Parallelogramme durch ein Quadrat und alle Dreiecke durch ein gleichseitiges Dreieck mit jeweils denselben Invarianten beschrieben. Für die drei Äquivalenzklassen Ellipse, Parallelogramm und Dreieck ergeben sich für die Iterationsmethode folgende invarianten Momente, wobei das jeweilige Objekt in Standardlage eine Fläche von $m_{0,0} = 10$ besitzt (Voss & Süße 1995):

1. Äquivalenzklasse aller Ellipsen

Alle Ellipsen werden durch einen Kreis repräsentiert. Die Standardlage beschreibt einen Kreis mit

$$\begin{array}{llllll} m_{3,0} = 0 & m_{2,1} = 0 & m_{1,2} = 0 & m_{0,3} = 0 & & \\ m_{4,0} = 12.66 & m_{3,1} = 0 & m_{2,2} = 4.23 & m_{1,3} = 0 & m_{0,4} = 12.66 & \end{array}$$

2. Äquivalenzklasse aller Parallelogramme

Alle Parallelogramme werden durch ein Quadrat repräsentiert. Die Standardlage beschreibt ein Quadrat mit

$$\begin{array}{llllll} m_{3,0} = 0 & m_{2,1} = 0 & m_{1,2} = 0 & m_{0,3} = 0 & & \\ m_{4,0} = 12.5 & m_{3,1} = 0 & m_{2,2} = 6.94 & m_{1,3} = 0 & m_{0,4} = 12.5 & \end{array}$$

3. Äquivalenzklasse aller Dreiecke

Alle Dreiecke werden durch ein gleichseitiges Dreieck repräsentiert. Die Standardlage beschreibt ein gleichseitiges Dreieck mit

$$\begin{array}{llllll} m_{3,0} = 5.34 & m_{2,1} = 0 & m_{1,2} = -5.34 & m_{0,3} = 0 & & \\ m_{4,0} = 22.22 & m_{3,1} = 0 & m_{2,2} = 7.41 & m_{1,3} = 0 & m_{0,4} = 22.22 & \end{array}$$

Die numerische Berechnung der Momente erfolgt mittels Triangulation der Polygone. Dabei wird das Polygon mit seinen Eckpunkten in eine Menge von orientierten Dreiecken zerlegt, welche sich auf einen festen Referenzpunkt beziehen (Abbildung 5.53). Es werden anschließend die vorzeichenbehafteten Teil-Momente der Dreiecke berechnet und die Momente $M_{p,q}$ des Polygons durch Addition der Teil-Momente bestimmt.

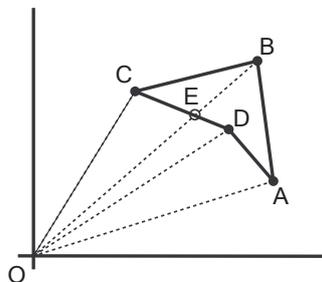


Abbildung 5.53: Triangulation eines Polygons (entnommen aus (Voss & Süße 1995))

In unserer Anwendung wurden alle Momente bis einschließlich vierter Ordnung für die Polygone bestimmt. Prinzipiell ist das Triangulationsverfahren numerisch sehr stabil, da keinerlei Divisionen auftreten. Um jedoch numerische

Instabilitäten infolge der Rechenungenauigkeit von Programmiersprachen-Basistypen zu vermeiden, wurde die Momentberechnung auf der Grundlage rationaler Zahlen durchgeführt. Hierfür wurde die C-Bibliothek GMP (GNU Multiple Precision Arithmetic Library) eingesetzt, welche beliebige arithmetische Genauigkeit für rationale Zahlen liefert.

Weitere Eigenschaften der Ringstruktur

Die Eigenschaft von Ringstraßen, in aller Regel den Kern einer Stadt zu umfassen, ist ein wesentlicher Bestandteil unseres Detektionsalgorithmus. Sie wird mithilfe der in Kapitel 4.2.3 vorgestellten Tukey-Tiefe modelliert. Das Detektionsverfahren setzt weiterhin voraus, dass die Ringe geschlossen sind, also ein Polygon bilden, welches eine kreis- bzw. ellipsenähnliche Form aufweist. Diese Bedingung wird durch die Benutzung der in Kapitel 5.5.2 beschriebenen geometrischen Momente überprüft. Weitere typische Charakteristiken eines kreisförmigen Rings können mithilfe folgender Kenngrößen beschrieben werden:

- **Kompaktheit**

Die Kompaktheit K eines Polygons ist ein Maß für die Zerklüftung bzw. die Rundheit der Objektkontur. Sie ist definiert als:

$$K = \frac{U^2}{4\pi A}$$

mit :

$$\begin{aligned} U &= \text{Umfang des Objektes} \\ A &= \text{Fläche des Objektes} \end{aligned}$$

Der Kreis hat eine Kompaktheit mit dem Wert 1.

- **Konvexität**

Die Konvexität eines Objektes bestimmt sich aus dem Verhältnis der Fläche der konvexen Hülle zur Fläche des Objektes. Der Kreis hat eine Konvexität von 1.

- **Radius**

Die Größe der Ringstruktur bzw. deren Radius hängt in erster Linie von der Ausdehnung des Stadtgebietes bzw. dessen Entstehungsgeschichte ab. Die Größe soll jedoch bei der Detektion von Ringstrukturen keine Rolle spielen.

- **Rauhheit der Kontur**

Aussagen über die Form von Objekten bzw. deren Ähnlichkeit können ebenfalls mithilfe von „turning functions“, auch als turning angle function oder tangent function bezeichnet, gewonnen werden (Arkin et al. 1991). Die turning function einer Objektkontur ergibt sich durch Ermittlung des Winkels zwischen der Tangente in jedem Punkt der Kontur und der x-Achse, gemessen in Richtung gegen den Uhrzeigersinn, und das Auftragen der Winkel über der Länge der Kontur. Die turning function steigt also bei Linksdrehungen an und fällt bei Rechtsdrehungen ab. Sie liefert ein Maß für die Rauhheit der Kontur. Im Falle des Kreises ist die Rauhheit minimal und die Funktion ist linear und monoton steigend, es treten keine Sprünge in der Funktion auf. Abbildung 5.54 zeigt Beispiele zweier realer Konturen.

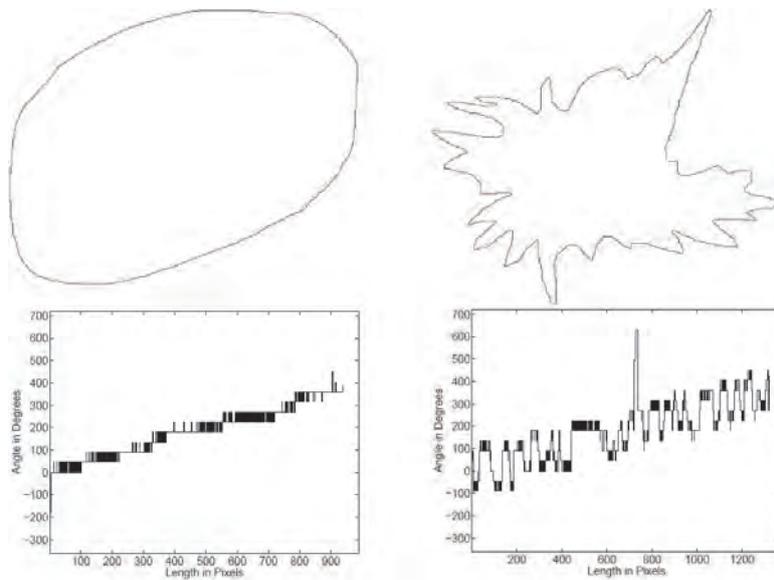


Abbildung 5.54: Beispiele zweier Konturen und ihrer turning functions (entnommen aus (Rangayyan et al. 2006))

5.5.3 Ablauf der Detektion von Ringstrukturen

Die Besonderheit des Verfahrens besteht darin, dass es eine Ringstraße nicht direkt über einen Linienzug, sondern vielmehr indirekt über die Fläche sucht, die durch die Ringstraße begrenzt ist. Für eine derartige Suche kommen prinzipiell alle Kombinationen der von Straßen umrandeten Flächen (Straßenmaschen) in Frage. Da eine Kombination aller ermittelten Straßenpolygone zu potentiell kreisförmigen Flächen aufgrund der kombinatorischen Vielfalt einen sehr hohen Rechenaufwand erfordert, werden zunächst Polygone zu größeren Einheiten verschmolzen. Der Verschmelzungsprozeß erfolgt unter Zuhilfenahme der in den Kapiteln 5.2 und 4.2.3 beschriebenen Strokes bzw. Halbebenen-Tiefen (Tukey-Tiefen) der einzelnen Straßenpolygone. Dadurch bleiben die wesentlichen Straßenstrukturen respektive Ringstrukturen erhalten. Adjazente Polygone werden so lange verschmolzen, bis eine hinreichend kleine Anzahl an Polygonen übrigbleibt, für die sich in sinnvoller Zeit eine erschöpfende Kombination aller Polygone berechnen läßt. Die Menge der kombinierten Flächen muß durch folgende Bedingungen weiterhin sinnvoll eingeschränkt werden:

- Die kombinierte Fläche muß sich in einer zentralen Lage bezüglich des Stadtgebietes befinden. Diese Bedingung wird durch die Anwendung der in Kapitel 4.2.3 vorgestellten Tukey-Tiefe geprüft.
- Die kombinierte Fläche muß annähernd ellipsenförmig sein. Diese Bedingung wird mithilfe der in Kapitel 5.5.2 vorgestellten invarianten geometrischen Momente geprüft.

Der schematische Ablauf des Algorithmus zur Ringdetektion ist in Abbildung 5.55 dargestellt. Er besteht aus fünf wesentlichen Verfahrensschritten:

1. Berechnung der Tukey-Tiefen der Polygone
2. Polygonverschmelzung
3. Polygonkombination
4. Momentenberechnung
5. Berechnung weiterer geometrischer Eigenschaften

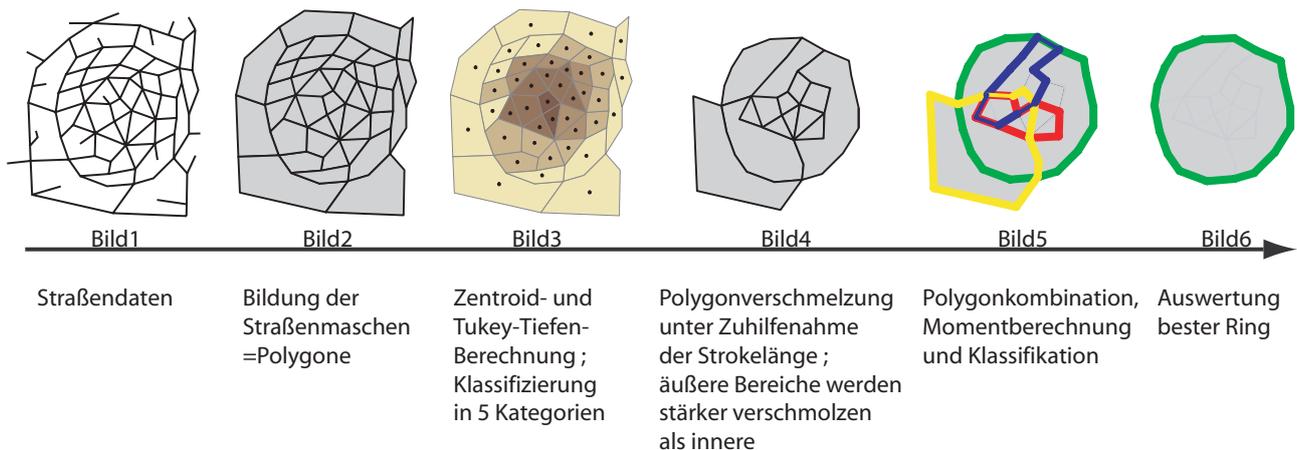


Abbildung 5.55: Schema des Ablaufs der Ringdetektion

Berechnung der Tukey-Tiefen der Polygone

Zunächst werden aus den vorliegenden Knoten und Kanten Straßenmaschen gebildet, welche im folgenden als Polygone bezeichnet werden. Sie stellen die kleinste Flächeneinheit dar, welche komplett von Straßenkanten umschlossen ist (Abbildung 5.55, Bild 2). Jedes Polygon verweist in der Datenstruktur auf seine Kanten und kennt seine Nachbarpolygone.

Im weiteren Prozeß werden zu allen Polygonen die Schwerpunkte berechnet. Mithilfe dieser Zentroide wird nach dem in Kapitel 4.2.3 beschriebenen Verfahren die Tukey-Tiefe jedes Polygons bestimmt (Abbildung 5.55, Bild 3). Da sich im Kernbereich einer Stadt die Straßenmaschen erheblich verdichten, wird an diesen Orten auch eine größere Datentiefe erreicht, die Tukey-Tiefe gibt uns also ein Zentralitätsmaß, welches relativ unabhängig von der Lage des Stadtzentrums im Datensatz ist. Der Wertebereich der ermittelten Tukey-Tiefen wird anschließend zu gleichen Teilen in fünf Kategorien unterteilt. Diese Bereiche kann man sich auch als Ringsystem um das Stadtzentrum vorstellen (z.B. „innerster Stadtkern“, „äußerer Stadtkern“, „äußeres Stadtgebiet“, „Randgebiet der Stadt“, „außerstädtischer Bereich“).

Polygonverschmelzung

Auf Basis der Daten über die fünf Polygonkategorien schreiten wir im nächsten Arbeitsschritt zu einer Polygonverschmelzung (Abbildung 5.55, Bild 4). Dieser Arbeitsschritt stellt einen wesentlichen Beitrag zur Sicherung der Effektivität und praktischen Anwendbarkeit unseres Algorithmus dar, da eine reine „brute force“-Suche nach geschlossenen Zyklen in den Straßendaten die Kapazitäten eines üblichen Computersystems sprengen würde. Deshalb werden die Daten zunächst anhand dreier Kriterien ausgedünnt. Dies sind zum einen die Flächengröße eines Polygons, zum anderen seine Tukey-Tiefen-Kategorie und schließlich die Länge der Strokes, deren Bestandteil die Kanten des Polygons sind. Nachbarpolygone werden solange aggregiert, bis sie durch einen wichtigen, übergeordneten Stroke separiert werden. In einem iterativen Prozeß werden die Polygone nun anhand der genannten Kriterien verschmolzen. Die Polygonverschmelzung wird abgebrochen, wenn ein Grenzwert für die Anzahl der verbleibenden Polygone unterschritten wird. Dieser Wert wurde in unseren Anwendungen auf 18 gesetzt. Obwohl ein höherer Grenzwert bessere Ergebnisse erwarten läßt, würde dieser aber bei der folgenden Polygonbearbeitung zu einer kombinatorischen Explosion führen. Aus diesem Grunde wurde der Grenzwert relativ niedrig angesetzt, um ein akzeptables Leistungsverhalten des Systems zu gewährleisten. Unsere Experimente haben gezeigt, dass der Wert 18 einen guten Kompromiß zwischen Performanz und Güte der Ergebnisse darstellt. Das Verfahren zur Polygonverschmelzung beinhaltet also folgende Teilschritte (Abbildung 5.56):

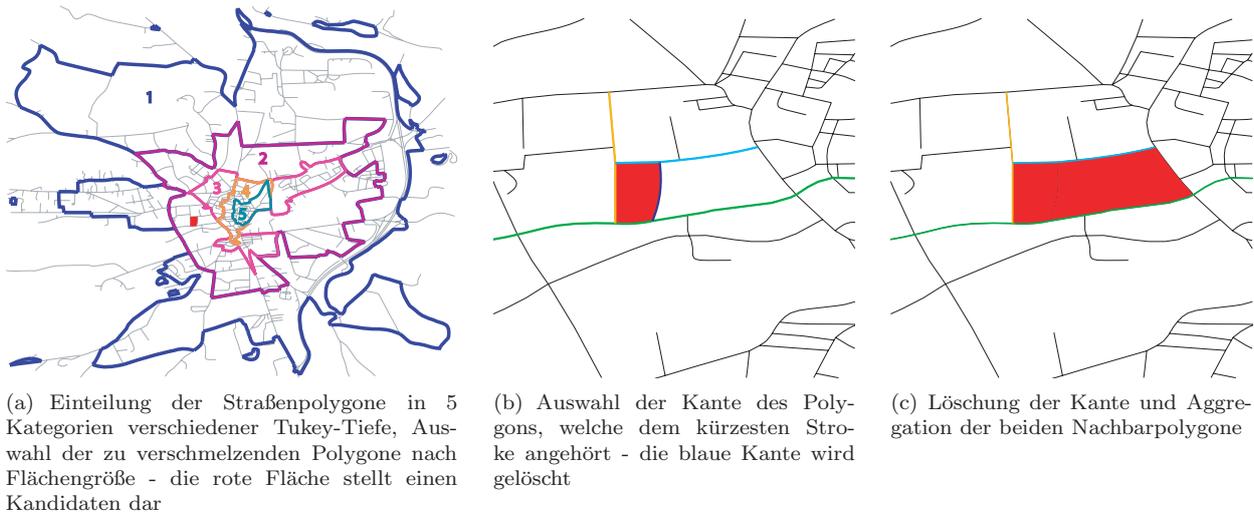


Abbildung 5.56: Prinzip des Verschmelzungsprozesses

1. Alle Polygone derselben Tukey-Tiefen-Kategorie (5 Bereiche) werden nach ihrer Flächengröße sortiert. Innerhalb jedes Bereiches werden die kleinsten Polygone zur Verschmelzung ausgewählt.
2. Es wird ein Maximalwert bestimmt, der festlegt, wieviele Polygone pro Kategorie verbleiben dürfen. Weiterhin wird in unserem Verfahren gefordert, dass die Polygone der äußeren Kategorien im Gegensatz zu den inneren stärker verschmolzen werden. Die Polygone des äußersten Bereiches werden 5-fach stärker verschmolzen, als die Polygone des innersten Bereiches. Damit wird die Vorgehensweise der Tatsache gerecht, dass in den Stadtzentren zumeist kleinteiligere Strukturen zu finden sind und eine reine Verschmelzung auf Basis der Flächengröße zwar Polygone im Stadtzentrum vereinen würde, in den äußeren Bereichen dagegen zu keiner Verschmelzung führen würde. Somit bestünde eine höhere Gefahr, über Ringstraßen hinweg zu aggregieren.
3. Polygone, welche als Kandidaten für eine Verschmelzung festgestellt worden sind, werden „aufgelöst“. Dies geschieht durch Löschung einer Kante des Polygons, so dass es an dieser Stelle mit seinem Nachbarpolygon zu einem neuen Polygon zusammenfällt. Die Auswahl der zu löschenden Kante erfolgt auf der Basis der Länge des Strokes, dem diese Kante angehört. Die Kante, welche Bestandteil des kürzesten Strokes ist, wird gelöscht.
4. Werden durch die Verschmelzung noch nicht die Maximalwerte für die Anzahl der verbleibenden Polygone erreicht, erfolgt ein iteratives Vorgehen. Nach Löschung der Kanten der Verschmelzungskandidaten wird erneut eine Maschenbildung veranlaßt, so dass die nun neu entstandenen Polygone betrachtet, ihre Zentroide und Tukey-Tiefen berechnet, die fünf gleichmäßig verteilten Kategorien bestimmt und wieder in den Prozeßschritt 1 eingeführt werden.

Dieser Ansatz ist sicherlich sehr pragmatisch, hat sich aber in den Experimenten als weitgehend zuverlässig erwiesen. Die angenommenen Werte für die Anzahl der Kategorien und der zu „löschenden“ Polygone pro Kategorie haben einen starken Einfluß auf das Ergebnis der Verschmelzung. In unseren Tests hat sich aber der beschriebene Ansatz als der günstigste erwiesen. An dieser Stelle sei noch vermerkt, dass der Erfolg dieser Vorgehensweise in ganz erheblichen Maße von der Güte der extrahierten Strokes abhängt. Das Verfahren setzt voraus, dass die Strokes bestmöglich gebildet, d.h. Sonderfälle wie die Aufspaltung in Richtungsfahrbahnen oder Kreisverkehre u.ä. (siehe Kapitel 5.2) berücksichtigt werden, um eine Zerschneidung und somit eine Längenverfälschung zu verhindern.

Abbildung 5.57 zeigt exemplarisch den iterativen Verschmelzungsprozeß. Es ist deutlich zu erkennen, dass übergeordnete Strukturen erhalten bleiben.



Abbildung 5.57: Iterativer Verschmelzungsprozeß der Straßenmaschen

Polygonkombination

Im nächsten Schritt wird über die verbliebenen maximal 18 Polygone ein Nachbarschaftsgraph aufgebaut, bei dem die Knoten durch die Zentroide der Polygone gebildet werden und die Kanten die Nachbarschaften der Polygone repräsentieren. Anschließend werden alle Elemente des Graphs in einer Tiefensuche ohne jegliche Heuristik kombiniert. Eine gültige Polygonkombination muß folgenden Kriterien genügen: Sie muß erstens das Polygon mit dem höchsten Tukey-Tiefen-Wert enthalten und zweitens dürfen keine Löcher innerhalb der neu gebildeten Polygonkombination entstehen. Trotz dieser Einschränkungen ist die Anzahl der Kombinationen erheblich. Im Datensatz der Abbildung 5.57 sind nach der Verschmelzung 15 Polygone übrig geblieben - die Anzahl der Kombinationen beträgt allerdings 5718. Abbildung 5.58 zeigt 10 Beispiele davon.

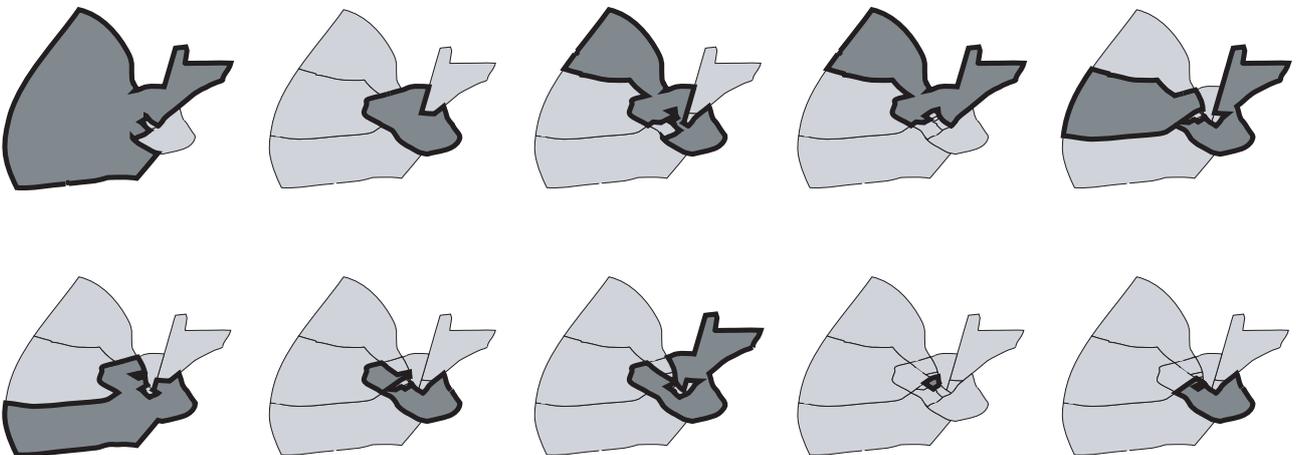


Abbildung 5.58: Kombination der aggregierten Straßenpolygone - zehn exemplarische Möglichkeiten

Momentenberechnung

Aus der großen Menge der ermittelten Polygonkombinationen gilt es nun, diejenigen herauszufinden, deren Konturen nahezu kreis- bzw. ellipsenförmig sind. Hierzu werden die Formcharakteristiken der Konturen auf der Grundlage der in Kapitel 5.5.2 beschriebenen geometrischen Momente bzw. ihrer Invarianten untersucht. Es werden für jede Objektkontur die Momente bis zur vierten Ordnung bestimmt und mit den zwei Äquivalenzklassen Kreis und Quadrat verglichen. Die Zuordnung der Objekte zu diesen beiden Formklassen geschieht mittels Nächster-Nachbar-Klassifikation, als Abstandsmaß wurde die Euklidische Distanz gewählt. In den Experimenten hat sich herausgestellt, dass diese Kriterien eine gute Entscheidungsbasis liefern. Im übrigen können auch die Standardabweichungen aller Objekte genutzt werden, um den besten Ringkandidaten, d.h. das kreisförmigste Objekt zu finden.

Allerdings weichen die berechneten Momente für reale Straßendaten aufgrund der typischen „Formfehler“ von Ringstraßen (Ein- und Ausbuchtungen, fehlende Sektoren, Verformungen an Zufahrtsstraßen etc.) häufig erheblich von den Referenzwerten der Äquivalenzklasse Kreis ab.

Aus diesem Grunde wurde eine weitere Klassifizierungsmöglichkeit in Betracht gezogen - die Bestimmung von Entscheidungskriterien mithilfe des Data Mining. In unserem Fall handelt es sich um eine überwachte Klassifizierung, welche zu einem Entscheidungsbaum führt. Wir haben hierfür den C45-Algorithmus angewendet, der im Data-Mining-Tool WEKA implementiert ist (Witten & Frank 2000). Für dreizehn verschiedene Experimentaldatensätze mit jeweils einer Ringstruktur wurden die Momente für alle ermittelten Polygonkombinationen mit dem beschriebenen Verfahren bestimmt sowie eine manuelle Klassifizierung der einzelnen Objekte in zwei Kategorien (Ringstruktur bzw. keine Ringstruktur) vorgenommen. Dadurch flossen dreizehn positive und mehr als 20700 negative Beispiele als Trainingsdaten in den C45-Algorithmus ein.

Mithilfe dieser Entscheidungskriterien wird ein Großteil der Nicht-Ringstrukturen im Datensatz herausgefiltert. Um ein bestmögliches Ergebnis der Ringdetektion zu erhalten, werden in einem letzten Verarbeitungsschritt die in Kapitel 5.5.2 beschriebenen weiteren Eigenschaften der Ringstrukturen genutzt.

Berechnung weiterer geometrischer Eigenschaften

Dazu gehören Charakteristika wie die Konvexität, die Kompaktheit, die Rauheit der Kontur sowie die Zentralität des Objektes. Die einzelnen Maße werden normiert (das Polygon mit dem für diesen Datensatz besten Wert wird auf 1.0 gesetzt) und gewichtet sowie mit den Ergebnissen der Klassifizierung überlagert, wobei der Klassifizierung bzw. der Distanz zur Äquivalenzklasse ein wesentlich höheres Gewicht beigemessen wird. Das Resultat ist eine Liste von Ringkandidaten, attribuiert mit einer gewichteten Summation aller vorgestellten Maße. Der Kandidat mit der besten Quote wird als Ringstruktur ausgegeben.

Komplexitätsabschätzung und Pseudocode

Der Algorithmus weist ein sehr komplexes Zeitverhalten auf. Die einzelnen Komponenten verhalten sich wie folgt:

Löschen aller Sackgassen im Graphen G	$O(e_S^2)$
Aktualisierung der Halbkantenstruktur	$O(e_S)$
Berechnung Zentroide	$O(n_M)$
Berechnung Tukey-Tiefe	$O(e \cdot n_M)$
Sortierung Polygone (Flächengröße, Tukey-Kategorie)	$O(n_M \cdot \log n_M)$
Kantenlöschung (Polygonaggregation)	$O(e_P)$
Nachbarschaftsgraph	$O(n_M)$
Polygonkombination (Tiefensuche)	$O(b^m)$
Konturbestimmung (planar arrangement)	$O(e^2)$
Momentberechnung	$O(n_{KM})$
Klassifikation	$O(n_{KM})$
Rauheit, Kompaktheit, Konvexität, Zentralität	$O(n_{KM})$

mit :

e_S	=	Anzahl der Sackgassen
n_M	=	Anzahl der Straßenmaschen (Polygone, Zentroide)
e	=	Anzahl der Kanten im sackgassenfreien Graphen
e_P	=	Anzahl der Kanten eines Polygons
b	=	branching factor des Baumes
m	=	maximale Tiefe des Baumes
n_{KM}	=	Anzahl der Kombinationsmaschen

Der größte Anteil des Rechenaufwandes wird durch die Berechnung der Tukey-Tiefe und die Polygonkombination verursacht. Durch die Begrenzung der Polygonanzahl auf 18 nach der Aggregation wird aber die Tiefensuche erheblich beschleunigt. Die Menge der kombinierten Polygone ist allerdings auch von der Dichte des Nachbarschaftsgraphen abhängig. Für einen durchschnittlichen Datensatz kann der branching factor mit 3-4 und die maximale Tiefe in unserem Fall mit 18 abgeschätzt werden. Insofern ist das Laufzeitverhalten relativ günstig. Einen weiteren hohen Zeitaufwand benötigt die Konturenbestimmung der Polygonkombinationen.

Tabelle 5.3 zeigt den Pseudocode für den Algorithmus zur Detektion von Ringstrukturen.

```

01: Löschen aller Sackgassen im Graphen  $G$ 
02: Aktualisierung der Halbkantenstruktur
03: berechne Zentroide  $Z$  für alle Polygone  $P$ 
04: berechne Tukey-Tiefe  $T_i$  pro Polygon  $P_i$ 
05: do
06:   Einteilung der Polygone  $P$  in 5 Klassen  $P_{ii}, P_i, P_m, P_a, P_{aa}$  entsprechend ihrer Tukey-Tiefe
07:   sortiere alle  $P$  nach Fläche
08:   bestimme Anzahl der Restpolygone  $RP_{ii}, RP_i, RP_m, RP_a, RP_{aa}$ , welche bestehen bleiben sollen
09:   while Anzahl Polygone  $P_{ii}, P_i, P_m, P_a, P_{aa} >$  Anzahl Restpolygone  $RP_{ii}, RP_i, RP_m, RP_a, RP_{aa}$ 
10:     nimm die kleinsten Polygone und löse sie auf, indem die Kante gelöscht wird,
       die dem kürzesten Stroke angehört
11:   end while
12:   Neubestimmung Polygone  $P$  im Graphen  $G$ 
13:   Neubestimmung Zentroide  $Z$  für alle Polygone  $P$ 
14:   Neubestimmung Tukey-Tiefe  $T_i$  pro Polygon  $P_i$ 
15:   if Anzahl  $P < 18$  break
16: end do
17: bilde Nachbarschaftsgraphen bezüglich Restpolygone  $RP$ 
18: Tiefensuche zur Kombination aller  $RP$ 
19: for each  $RP$ -Kombination
20:   bestimme Kontur  $K$ 
21:   berechne Momente  $M_{p,q}, p + q \leq 4$ 
22:   Klassifikation in Kategorie „Kreis“ oder „Quadrat“
23:   berechne Konvexität, Kompaktheit, Rauheit der Kontur, Zentralität
24: end for
25: schreibe gewichtete Liste der Ringkandidaten

```

Tabelle 5.3: Algorithmus zur Detektion von Ringstrukturen

5.5.4 Beispiele

Anhand der in Abbildung 5.59 dargestellten Standardformen zeigt sich, dass sie mithilfe ihrer Momente eindeutig den beiden Äquivalenzklassen „Kreis“ und „Quadrat“ zugeordnet werden können. Es ist ersichtlich, dass Formen, welche zur selben Klasse gehören, dieselben invarianten Momentwerte besitzen.

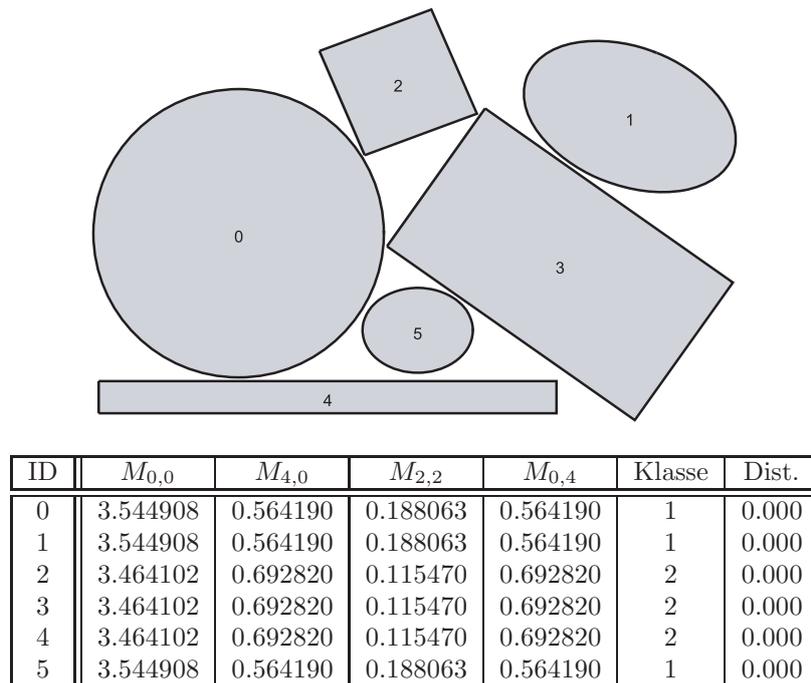


Abbildung 5.59: Standardformen, ihre invarianten Momentenwerte sowie Klassifikation in Klasse 1 = Kreis und Klasse 2 = Quadrat

Als reales Beispiel dient das Straßennetz von Isoire/Frankreich. In dieser Kleinstadt ist im Zentrum eine deutlich ausgeprägte Ringstruktur zu erkennen, welche der Idealform eines Kreises sehr nahe kommt. Abbildung 5.60 zeigt einen Ausschnitt der Tabelle mit den berechneten Momentenwerten, sortiert nach der Standardabweichung, sowie das daraus ermittelte beste Ringmuster (Kandidat mit der ID 6555, grün eingefärbt). Insgesamt sind hierzu für 7038 Ringkandidaten die Momente bestimmt worden. Das Ergebnis stimmt hervorragend mit dem vom Menschen identifizierten Ring überein.

Ein weiteres Beispiel (Abbildung 5.61) zeigt einen Datensatz der Stadt Avignon in Südfrankreich sowie die darin gefundenen Ringe. Als Besonderheit ist zu erkennen, dass die Stadt von zwei Ringstraßen umschlossen wird. Der Detektionsalgorithmus findet beide Ringe als mögliche Kandidaten. Beide Ringstrukturen wurden allerdings in die Klasse 2 eingestuft, also der Äquivalenzklasse Quadrat zugeordnet. Darin zeigt sich, dass reale Ringstrukturen bezüglich ihrer Momentenwerte häufig einer rechteckigen Form „ähnlicher“ sind, als einer Kreisform. Jedoch wurden beide Muster bezüglich ihrer Standardabweichung unter den besten fünf Kandidaten erfaßt (Platz 1 und Platz 5). Nach Berücksichtigung weiterer Kriterien wie Rundheit (Kompaktheit) und Zentralität sowie gewichteter Summation dieser Kenngrößen wurden beide Ringstrukturen sicher erkannt, wie der Abstand zu den Summenwerten der weiteren Ringkandidaten in der Tabelle von Abbildung 5.61 beweist.

Die nächsten beiden Abbildungen zeigen Ringstrukturen in Montbrison/Frankreich (Abbildung 5.62) und Braunschweig/Deutschland (Abbildung 5.63). Auffallend ist die Unterschiedlichkeit des Erscheinungsbildes der Ringmuster in diesen beiden Beispielen. In Abbildung 5.62 handelt es sich um ein nahezu kreisförmiges Gebilde, in Abbildung 5.63 fehlt ein Sektor des Ringes, und einige zum Ring gehörige Straßen treffen fast rechtwinklig aufeinander. Die Abbildungen zeigen weiterhin die unterschiedlichen Größenordnungen der Ringstrukturen im Verhältnis zur Ausdehnung der Stadt. Während die französische Stadt komplett von dem Ring umschlossen wird, befindet er sich in Braunschweig im Innenstadtbereich und umschließt lediglich das Zentrum. Die Siedlungsfläche von Braunschweig ist weit über die Ringstruktur hinausgewachsen.



ID	$M_{0,0}$	$M_{4,0}$	$M_{2,2}$	$M_{0,4}$	Klasse	Dist.	Rauhheit	Zentralität	Summe
6555	3,53104	0,59812	0,16558	0,59329	1	0,017	1,000000	1,671644	6,671644
1	3,40601	0,67534	0,14268	0,74472	2	0,028	2,291539	1,567263	13,024961
2728	3,24575	0,77456	0,19972	0,71927	2	0,124	4,152246	2,097997	22,859225
3178	3,22120	0,77739	0,19526	0,76389	2	0,133	4,643133	2,132429	25,348095
6732	3,45493	0,67116	0,17094	0,60807	2	0,050	4,837333	1,927539	26,114202
3177	3,23367	0,77774	0,19664	0,74259	2	0,129	4,845239	2,123833	26,350029
2739	3,22376	0,77607	0,19647	0,75677	2	0,131	4,896450	2,137305	26,619554
0	3,34305	0,68199	0,17610	0,76223	2	0,091	5,218632	1,362330	27,455491
2738	3,23643	0,77643	0,19771	0,73612	2	0,127	5,103816	2,129920	27,648999
1407	3,09640	0,76763	0,15625	0,74645	2	0,109	5,161329	1,891329	27,697976
1842	3,06229	0,80776	0,16409	0,73862	2	0,122	5,156723	2,075721	27,859336
1834	3,06453	0,80563	0,16373	0,73895	2	0,121	5,219132	2,084105	28,179767
1830	3,06648	0,80388	0,16344	0,73922	2	0,121	5,271418	2,089549	28,446639
2901	3,25831	0,77606	0,18508	0,74167	2	0,124	5,263849	2,158294	28,477537
6603	3,51593	0,60428	0,17417	0,58671	1	0,024	5,367536	1,895203	28,732883
2758	3,24578	0,77500	0,19873	0,72221	2	0,124	5,432707	2,136406	29,299941
3130	3,27150	0,76311	0,17133	0,80301	2	0,124	5,454855	2,194303	29,468576
3123	3,27178	0,76828	0,17523	0,77096	2	0,122	5,475292	2,184897	29,561359
6733	3,35182	0,75092	0,17651	0,60284	2	0,072	5,509878	2,031630	29,581018
2902	3,25835	0,77610	0,18400	0,74566	2	0,124	5,479798	2,213201	29,612189
1770	3,05192	0,82092	0,16642	0,73703	2	0,127	5,515928	2,036620	29,616260
3186	3,21310	0,77122	0,19426	0,80082	2	0,137	5,508822	2,136632	29,680743
3607	3,28065	0,67586	0,14826	1,01557	2	0,148	5,656361	1,460966	29,742771
1750	3,06845	0,80249	0,16323	0,73940	2	0,120	5,540326	2,055807	29,757440
1845	3,05543	0,81620	0,16560	0,73743	2	0,125	5,549418	2,076661	29,823749
3128	3,27003	0,76300	0,17318	0,79883	2	0,124	5,537945	2,200722	29,890445
1843	3,05860	0,81158	0,16473	0,73811	2	0,124	5,573831	2,084901	29,954058
3115	3,27090	0,76820	0,17678	0,76699	2	0,122	5,563805	2,197820	30,016843
1837	3,05765	0,81401	0,16523	0,73777	2	0,124	5,603918	2,084728	30,104319
1835	3,06083	0,80942	0,16437	0,73844	2	0,123	5,627085	2,091823	30,227249
3127	3,26833	0,76276	0,17519	0,79549	2	0,123	5,611054	2,206089	30,261356

Abbildung 5.60: Beispiel Issoire/Frankreich

Ringkandidaten nach Polygonverschmelzung und -kombination sowie ihre Momente, Klassifikation, Rauheit der Kontur, Zentralität und deren summatives Endergebnis. Es werden hier nur die Momente 0. und 4. Ordnung aufgeführt, obwohl alle berechneten Momente in die Klassifikation bzw. deren Distanz einfließen.



ID	$M_{0,0}$	$M_{4,0}$	$M_{2,2}$	$M_{0,4}$	Klasse	Dist.	Rauhheit	Zentralität	Summe
0	3,45211	0,66627	0,16197	0,63021	2	0,044	1,443899	1,394994	13,014488
13	3,48592	0,63233	0,14015	0,68868	2	0,033	1,853595	1,196729	13,764701
7	3,26756	0,78380	0,16104	0,71856	2	0,119	1,000000	1,596149	18,496149
2	3,41131	0,68276	0,18609	0,59122	2	0,043	2,587284	1,357176	18,593598
5	3,30697	0,69603	0,18719	0,59033	2	0,061	2,289923	1,476498	19,026112
12	3,26023	0,84074	0,17461	0,65821	2	0,121	1,566506	1,652564	21,585093
9	3,34871	0,75645	0,18705	0,62778	2	0,090	2,599467	1,501308	23,498645
3	3,29475	0,75597	0,21708	0,64585	2	0,105	3,200270	1,686928	28,188278
6	3,20803	0,86602	0,20005	0,67971	2	0,139	2,812905	1,682822	29,647348
11	3,15523	0,83550	0,15367	0,74603	2	0,150	2,727492	1,703370	30,340830
1	3,20172	0,72966	0,20458	0,76399	2	0,137	3,496934	1,627487	32,812157
10	3,20450	0,88753	0,11587	0,85862	2	0,147	3,484877	1,237851	33,362238
119	3,34797	0,67125	0,19265	0,65982	2	0,090	5,109628	1,664146	36,212284
117	3,33690	0,71820	0,14467	0,69464	2	0,046	6,000770	1,622699	36,226549
120	3,41987	0,70346	0,17811	0,61250	2	0,062	5,861646	1,840908	37,349135
8	2,88969	0,64974	0,25446	1,09168	2	0,223	3,255663	1,509988	40,088305
61	3,19932	0,75478	0,15664	0,78555	2	0,135	5,558646	1,561463	42,854694
118	3,34991	0,70464	0,16556	0,67570	2	0,066	7,111642	1,674971	43,833179
4	3,08179	0,76681	0,19368	0,82329	2	0,171	5,035711	1,565611	43,844166
28	3,27307	0,66801	0,17339	0,77458	2	0,095	6,782829	1,623030	45,037175
31	3,24908	0,71234	0,13240	0,82014	2	0,088	7,221975	1,602789	46,512665
59	3,18599	0,82197	0,11524	0,81926	2	0,116	7,620211	1,553706	51,254763
30	3,29668	0,68502	0,13928	0,79899	2	0,085	9,048598	1,648373	55,391362
60	3,22524	0,79117	0,12140	0,79516	2	0,111	8,724683	1,592708	56,316126
108	3,26174	0,77464	0,19332	0,62129	2	0,086	9,696736	1,585758	58,669439
116	3,40961	0,65845	0,19012	0,62676	2	0,053	10,392683	1,907722	59,171136

Abbildung 5.61: Beispiel Avignon/Frankreich

Die gewichtete Aufsummation der einzelnen Faktoren Klassifizierung, Distanz, Rauheit und Zentralität liefert die zwei farbig gekennzeichneten besten Ringstrukturen in Avignon/Frankreich. Die Tabelle zeigt einen Auszug der Berechnung für alle Kandidaten, sortiert nach der Summe. Die Struktur mit der ID = 0 stellt den grün markierten Ring dar, der rot markierte Ring trägt die ID = 13.



Abbildung 5.62: Detektierte Ringstruktur in Montbrison/Frankreich.

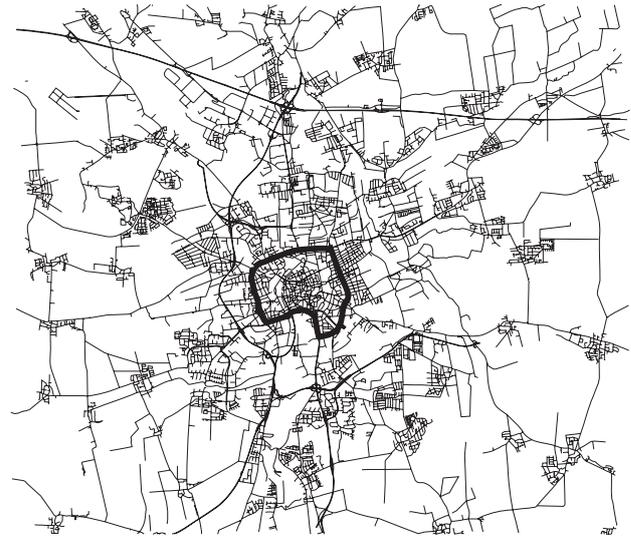


Abbildung 5.63: Detektierte Ringstruktur in Braunschweig/Deutschland.

5.5.5 Zusammenfassende Bemerkungen zum Algorithmus

Zusammenfassung der verwendeten Parameter und Bedingungen

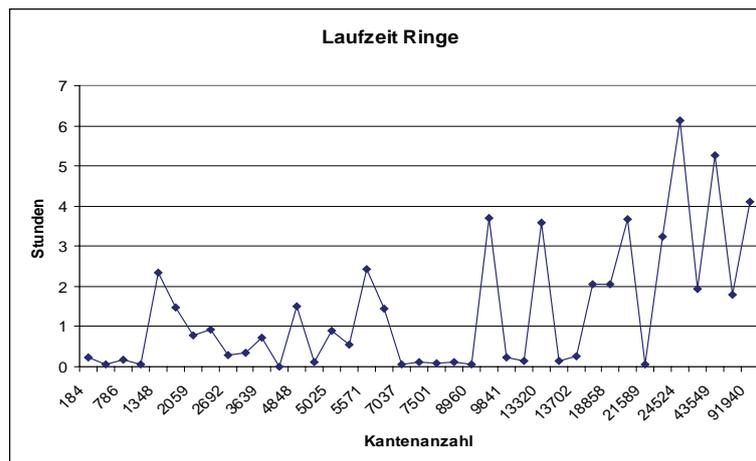
Der Algorithmus zur Detektion von Ringstrukturen ist sehr vielschichtig aufgebaut. Die große Menge an Einzelschritten zur Lösung des Problems bedingt eine große Anzahl von Festlegungen, Bedingungen und Parametern. Sie sollen hier noch einmal kurz zusammengefaßt werden:

1. Berechnung der Tukey-Tiefen:
Aufteilung des Datensatzes in 5 Tiefenregionen
2. Polygonverschmelzung:
Auswahl der kleinsten Flächen in einer Tiefenregion
Auflösung eines ausgewählten Polygons und Verschmelzung mit Nachbarpolygon entlang der Kante, die dem kürzesten Stroke angehört
maximale Anzahl aller verbleibenden Polygone im Datensatz nach Verschmelzung: 18
3. Polygonkombination:
Bedingungen: keine Löcher, Polygon mit höchster Tukey-Tiefe muß enthalten sein
4. Momentenberechnung:
Mindestanforderungen an die invarianten Momente wurden aufgrund einer überwachten Klassifizierung festgelegt
Zuordnung zu zwei Äquivalenzklassen (Kreis, Quadrat)
5. Nutzung weiterer Eigenschaften:
normierte Werte für Konvexität, Kompaktheit, Rauheit der Kontur und Zentralität des Objektes

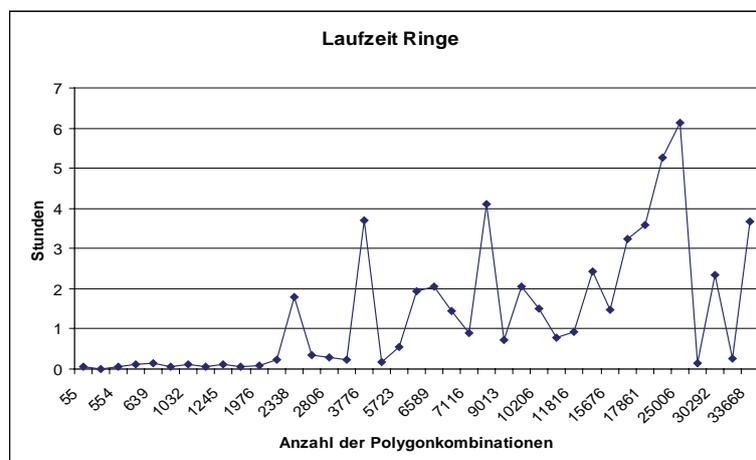
Laufzeitverhalten

Das Laufzeitverhalten des Algorithmus wird von sehr vielen Faktoren bestimmt, da er von sehr vielen Einzelschritten geprägt ist und dadurch seine Komplexität von vielen Kenngrößen eines Datensatzes abhängig ist (vgl. Kapitel 5.5.3). Zur Einschätzung der tatsächlichen Laufzeiten wurden Tests mit realen Straßendatensätzen auf Pentium-D-Rechnern (2,8 GHz, 1 GB RAM) durchgeführt. Die Messungen der Laufzeit für 39 Testdatensätze ergeben ein sehr uneinheitliches Bild (Abbildung 5.64). Die Daten belegen sehr anschaulich, dass weder aufgrund der Größe des Datensatzes

(Anzahl der Kanten) noch aufgrund der Dichte des Nachbarschaftsgraphen (Anzahl der Polygonkombinationen) eine Aussage über die reale Laufzeit getätigt werden kann. Es ist keine direkte Abhängigkeit der Rechenzeit von diesen beiden Größen erkennbar. Diese Auswertung bestätigt unsere Prognose, dass allein die Größe des Datensatzes keinen Aufschluß über die tatsächliche Geschwindigkeit des Algorithmus zuläßt. Die Begründung ist in mehreren Umständen zu suchen: Erstens läßt die Anzahl der Kanten pro Datensatz keine Schlußfolgerung über die Dichte des Nachbarschaftsgraphen nach der Polygonverschmelzung zu. Damit kann keine Aussage über die Anzahl der Polygonkombinationen getroffen werden. Die Entstehung und Position der maximal 18 verbleibenden Polygone wird durch die Ausprägung der Strokes bedingt, welche nicht mithilfe der Größe des Datensatzes beschrieben werden kann, sondern vielmehr eine Frage des Arrangements der Straßendaten ist. Eine formale Beschreibung des Zusammenhangs zwischen der Anordnung der Straßen und dem Ergebnis der Polygonverschmelzung könnte nur durch umfangreiche Untersuchungen zu bewältigen sein. Zweitens läßt die Anzahl der Polygonkombinationen keinen Rückschluß auf die tatsächliche Laufzeit des Algorithmus zu, da die anschließende Konturbestimmung der Kombination von der Kompliziertheit der beinhalteten Einzelpolygone bestimmt wird. Der quadratische Einfluß der Anzahl der beteiligten Kanten bestimmt die benötigte Rechenzeit. Es ist aber aufgrund der Anzahl der Polygonkombinationen keine Aussage über die Kompliziertheit - d.h. die Kantenanzahl - der maximal 18 verbleibenden Polygone möglich. Diese wird wiederum von dem Aussehen und der Anordnung der (längeren) Strokes bestimmt.



(a) in Abhängigkeit von der Anzahl der Kanten pro Datensatz



(b) in Abhängigkeit von der Anzahl der Polygonkombinationen

Abbildung 5.64: Laufzeitverhalten des Algorithmus zur Ringdetektion

Beurteilung der Ergebnisse

Eine erste Evaluierung des Algorithmus beruht auf dem Vergleich der gefundenen Ringstrukturen mit tatsächlich bekannten Ringstraßen. Das Wissen darüber kann zum Beispiel aus den Straßenbezeichnungen im betreffenden Gebiet abgeleitet werden. Natürlich können diese Straßennamen nur Anhaltspunkte für die „Richtigkeit“ einer Ringstruktur liefern, denn einerseits ist denkbar, dass die zu einer Ringstraße gehörenden Straßenabschnitte keine darauf hindeutenden Namen aufweisen bzw. auf der anderen Seite die Namen Hinweise auf eine alte Ringstruktur liefern, welche aber in der heutigen Struktur der Stadt nicht mehr zu finden ist. Am Beispiel von Braunschweig/Deutschland soll dies verdeutlicht werden. Abbildung 5.63 zeigt die detektierte Ringstruktur in dieser Stadt. Viele der zu dieser Struktur gehörenden Straßenabschnitte tragen den Begriff „Ring“ in ihrem Namen. So findet man Bezeichnungen wie „Altweiekring“, „Hagenring“, „Heinrich-Büssing-Ring“, „Rebenring“, „Wendenring“, „Altstadtring“ und „Neustadtring“. Alle diese Teilstücke gehören zur gefundenen Ringstruktur (Abbildung 5.65). Es zeigt sich aber auch, dass eine solche „semantische“ Ringsuche nicht die objektive Suche anhand von Geometrie und Topologie ersetzen kann, denn eine bloße Interpretation bzw. GIS-Analyse der Straßennamen führt nicht notwendigerweise zu einer vorhandenen ringförmigen Struktur innerhalb eines Stadtgebietes. Außerdem können Straßenbezeichnungen in verschiedenen Sprachen, Dialekten und Kulturen völlig unterschiedlich oder unbekannt sein. Wie falsch es sein kann, aus Straßennamen mit dem Namensbestandteil „Ring“ zu schlußfolgern, dass sie zu einer existierenden Ringstruktur gehören müssen, zeigt zum Beispiel Abbildung 5.66, in der mehrere „Einsprengsel“ mit dem Namen „Ring“ über den Datensatz verstreut zu finden sind. Sie bilden in keinem Fall Teilstücke einer ringförmigen Struktur.

Mithilfe des vorgestellten Algorithmus ist es möglich, Ringstrukturen zu detektieren, welche erheblich von der Idealform eines Kreises abweichen können. Die Ergebnisse zeigen, dass selbst gestreckte Formen sowie Ringe mit fehlenden Sektoren oder anderen Deformationen gefunden werden können. Weiterhin ist der Algorithmus unabhängig von einem Koordinatensystem oder Maßstab, da die vorgestellten Kriterien gegen Affintransformationen invariant sind. Es können unterschiedliche Ringgrößen als auch mehrere Ringstrukturen in einem Datensatz zuverlässig erkannt werden.

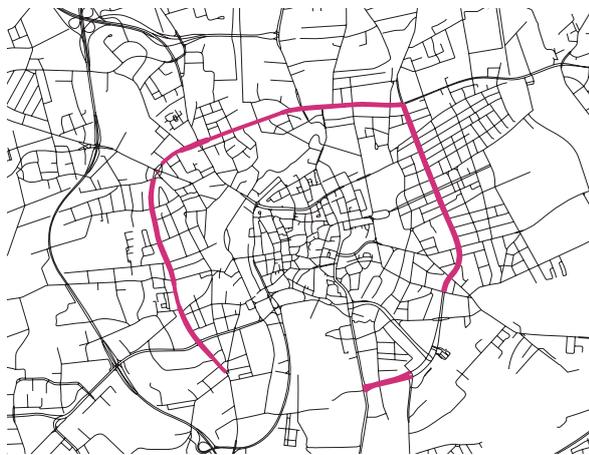


Abbildung 5.65: Straßenteilstücke der erkannten Ringstruktur, die die Bezeichnung „Ring“ in ihrem Namen haben (Braunschweig/Deutschland).



Abbildung 5.66: Alle Straßenteilstücke im Datensatz Braunschweig/Deutschland, die die Bezeichnung „Ring“ in ihrem Namen haben.

Als Nachteil kann die Forderung empfunden werden, dass das Ringmuster in jedem Fall geschlossen sein muß, da der Algorithmus auf der Verarbeitung von Polygonflächen beruht. Fehlende Sektoren einer realen Ringstraße müssen demnach durch eine günstige Straßenverbindung ersetzt werden. Die Bezugnahme des Algorithmus auf die möglichst langen Strokes bei der Polygonaggregation hat dabei zur Folge, dass nicht in jedem Fall die kürzesten Wege zwischen den Endpunkten des fehlenden Sektors in die Ringstruktur einbezogen werden, sondern möglichst kurvenarme Strokes (in Abb. 5.67 rot dargestellt). Dies kann zu zusätzlichen Ausbuchtungen der Struktur führen, wie am Beispiel von Lyon/Frankreich (Abbildung 5.67) zu sehen ist.

Fehlen in einem Datensatz ringförmige Strukturen völlig, wird dies anhand der Kriterien aus dem Entscheidungsbaum erkannt. In diesem Fall liefert der Algorithmus keinen Ringkandidaten. Beispielsweise wurde für den in Abbildung 5.68 gezeigten Datensatz - der Ausschnitt zeigt die Stadt Aberdeenshire in Schottland - keine Ringstruktur detektiert.

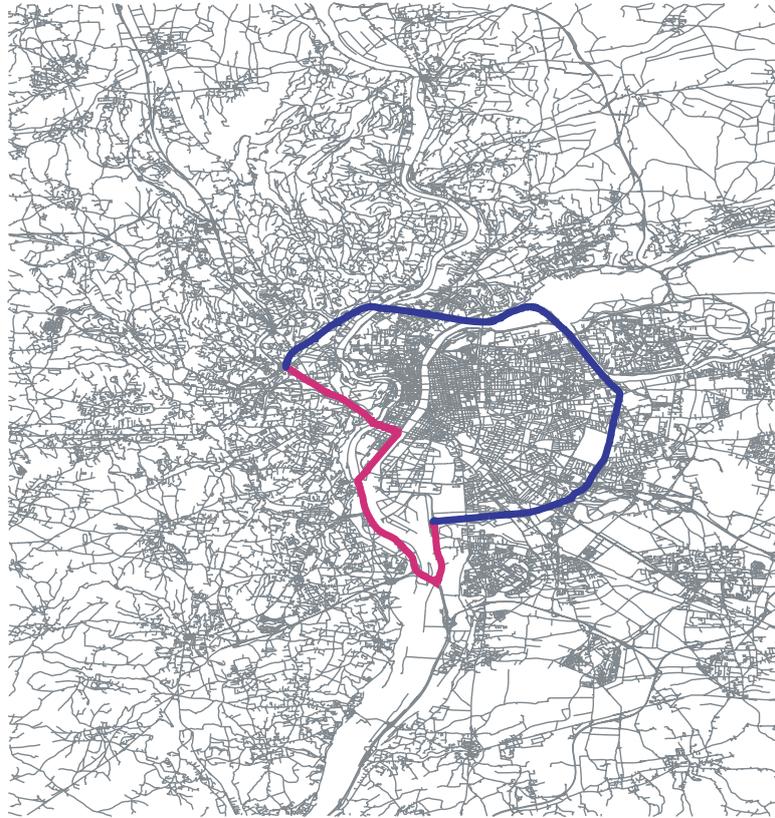


Abbildung 5.67: Ersatz des fehlenden Sektors der Ringstruktur durch wichtige Strokes. Blau dargestellt ist der relativ ellipsenförmige Bereich einer ausgeprägten Ringstruktur, wie sie auch ein Mensch identifizieren würde. Der fehlende Sektor ist rot dargestellt, welcher durch Strokes geschlossen wird.

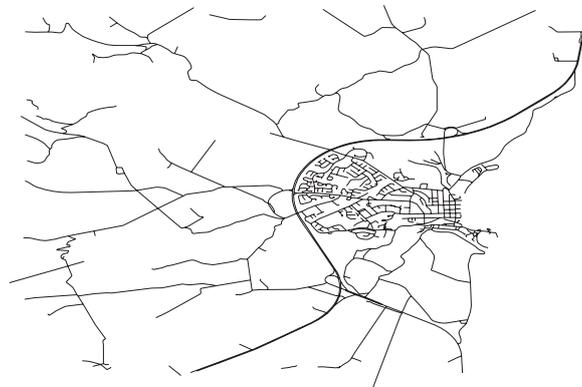


Abbildung 5.68: Beispiel für einen Datensatz, in dem keine Ringstruktur detektiert wurde (Aberdeenshire/Schottland)

Kapitel 6

Bewertung der Ergebnisse durch Probanden

Zum Vergleich der algorithmisch detektierten Strukturen mit den von Menschen intuitiv erfaßten Mustern in Straßennetzwerken wurde eine Studie mit 12 Probanden durchgeführt. Hierfür wurden den Probanden verschiedene Datensätze vorgelegt mit der Aufgabenstellung, Grundstrukturen, wie sie in Kapitel 5 vorgestellt wurden, zu erkennen und einzuzeichnen. Anhand der Ergebnisse wurde die Leistungsfähigkeit der Detektionsalgorithmen dahingehend überprüft, ob erstens die automatisch detektierten Strukturen mit den von Probanden gefundenen Mustern übereinstimmen und ob zweitens die Probanden bestätigen würden, dass die automatisch detektierten Muster ihren Vorstellungen entsprechen. Als Ziel sollten einerseits die vom Erkennungssystem beherrschten Strukturen/Situationen erfaßt, andererseits aber auch Interpretationsfehler aufgedeckt werden.

6.1 Ausgangssituation

Für den Test wurden den Probanden 12 Datensätze vorgelegt (Abbildungen 6.1 bis 6.12), welche nur die linienförmigen Straßennetze enthalten. Die Ausgangssituation war somit identisch mit der für die automatische Detektion. Den Probanden wurde kein Vorwissen geliefert, und es wurden keine attributiven Erläuterungen zum Straßennetz gegeben. Die Aufgabenstellung bestand darin, in die einzelnen Kartenausschnitte die drei Muster Gitter-, Stern- und Ringstruktur einzuzeichnen, wobei diese drei Strukturen entsprechend den in den Kapiteln 5.3.1, 5.4.1 und 5.5.1 vorgelegten Beschreibungen kurz erklärt wurden. Es wurde den Probanden keine Vorgabe gemacht, ob und wieviele Exemplare der jeweiligen Struktur im Datensatz vorhanden sind, so dass sie selbst entscheiden mußten, ob keine, eine oder mehrere Vertreter der Muster einzuzeichnen waren.

6.2 Erkennung der Muster durch Probanden und Vergleich mit den Ergebnissen der automatischen Detektion

Die Datensätze wurden sowohl hinsichtlich der Übereinstimmung der Probanden untereinander als auch im Vergleich mit den Ergebnissen der algorithmischen Detektion untersucht. Die Abbildungen 6.13 bis 6.24 zeigen zunächst die Zusammenfassung der Probandenergebnisse. Hierbei wurde in der Linienstärke kodiert, wieweit die Probandenergebnisse übereinstimmen, stärkere Linien weisen auf eine hohe Übereinstimmung hin, schwächere Linien deuten an, dass ein geringerer Anteil der Probanden diese Struktur übereinstimmend festgelegt hat. Es wurden in diesen Abbildungen nur Strukturen berücksichtigt, welche von mindestens 4 Probanden festgelegt wurden.

Die Abbildungen 6.25 bis 6.36 zeigen die mithilfe der vorgestellten Algorithmen automatisch detektierten Muster.

Ausgangsdaten

Abbildung 6.1: Issoire/Frankreich



Abbildung 6.4: Apt/Frankreich



Abbildung 6.2: Braunschweig/Deutschland

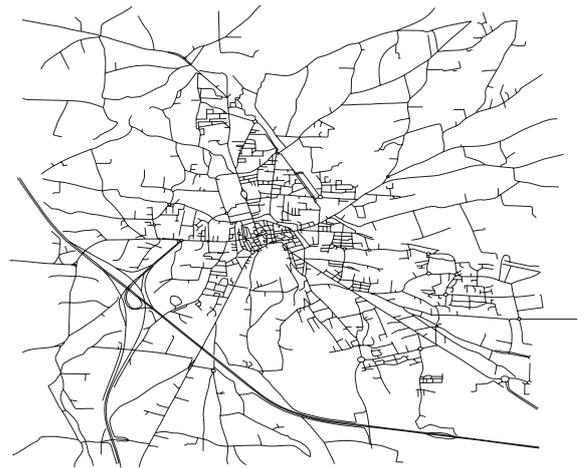


Abbildung 6.5: Orange/Frankreich

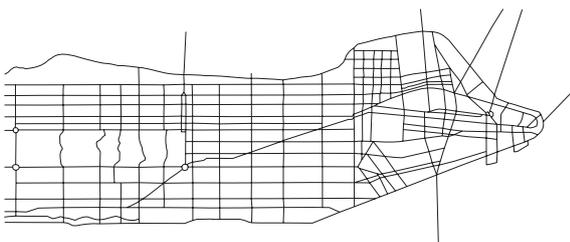


Abbildung 6.3: Manhattan/USA



Abbildung 6.6: Zürich/Schweiz

Ausgangsdaten



Abbildung 6.7: Mende/Frankreich



Abbildung 6.10: Avignon/Frankreich



Abbildung 6.8: Bourg/Frankreich



Abbildung 6.11: Glasgow/Schottland

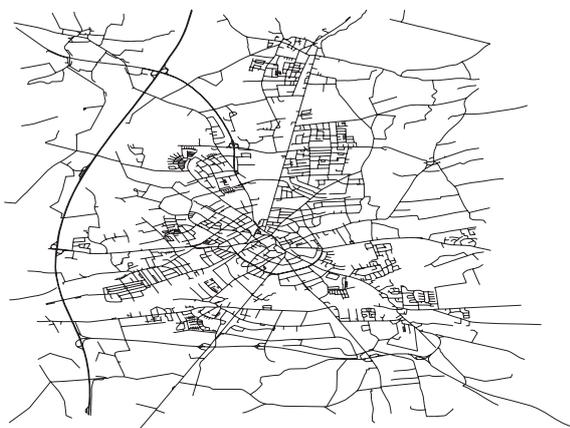


Abbildung 6.9: Neumünster/Deutschland



Abbildung 6.12: Brioude/Frankreich

Ergebnisse der Probanden
 (grün - Gitterstrukturen, rot - Sternstrukturen, blau - Ringstrukturen)



Abbildung 6.13: Issoire/Frankreich



Abbildung 6.16: Apt/Frankreich

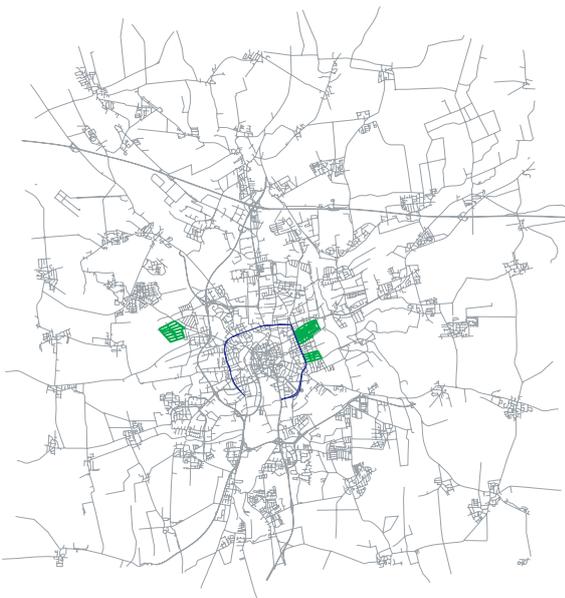


Abbildung 6.14: Braunschweig/Deutschland

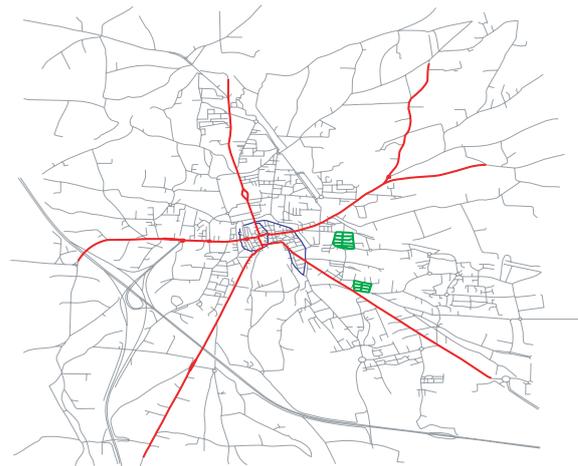


Abbildung 6.17: Orange/Frankreich

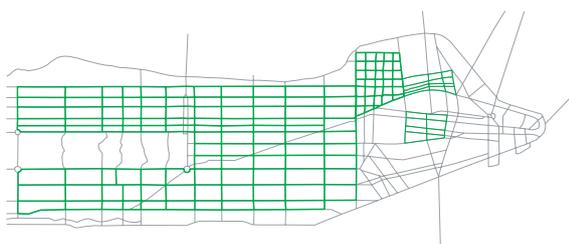


Abbildung 6.15: Manhattan/USA

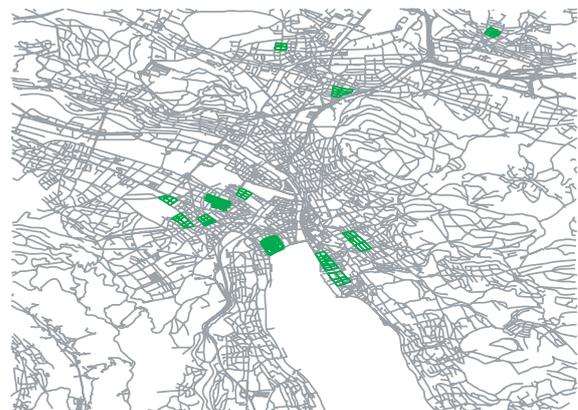


Abbildung 6.18: Zürich/Schweiz

Ergebnisse der Probanden
 (grün - Gitterstrukturen, rot - Sternstrukturen, blau - Ringstrukturen)



Abbildung 6.19: Mende/Frankreich



Abbildung 6.22: Avignon/Frankreich

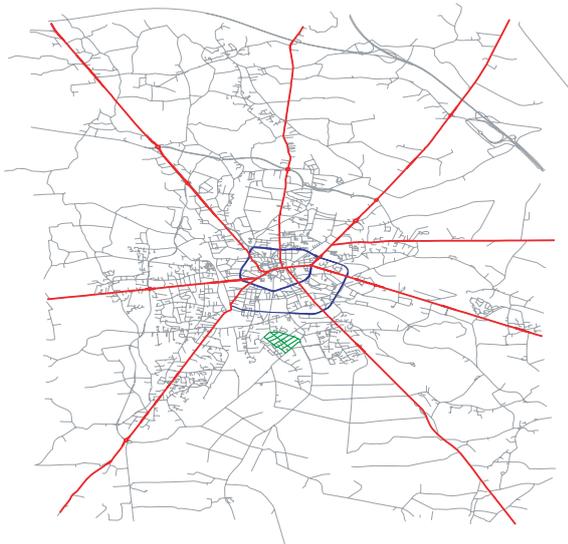


Abbildung 6.20: Bourg/Frankreich

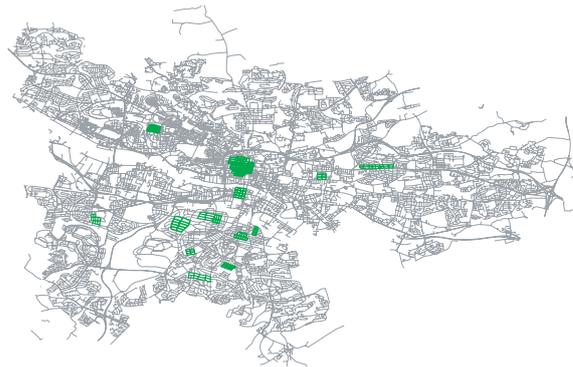


Abbildung 6.23: Glasgow/Schottland

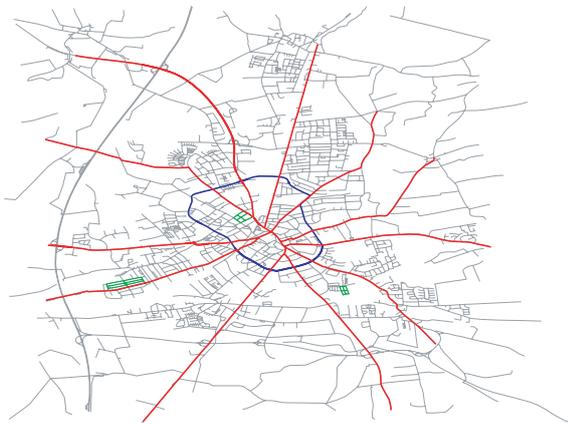


Abbildung 6.21: Neumünster/Deutschland

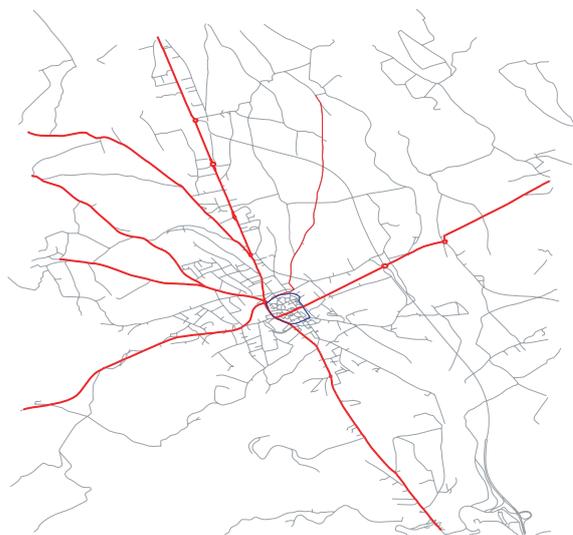


Abbildung 6.24: Brioude/Frankreich

Ergebnisse der automatischen Detektion
 (grün - Gitterstrukturen, rot - Sternstrukturen, blau - Ringstrukturen)

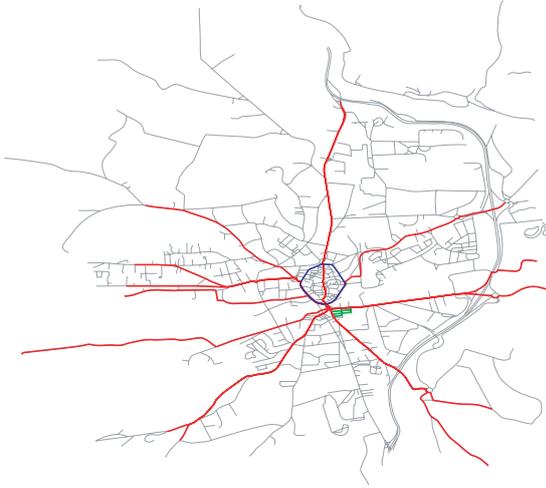


Abbildung 6.25: Issoire/Frankreich



Abbildung 6.28: Apt/Frankreich

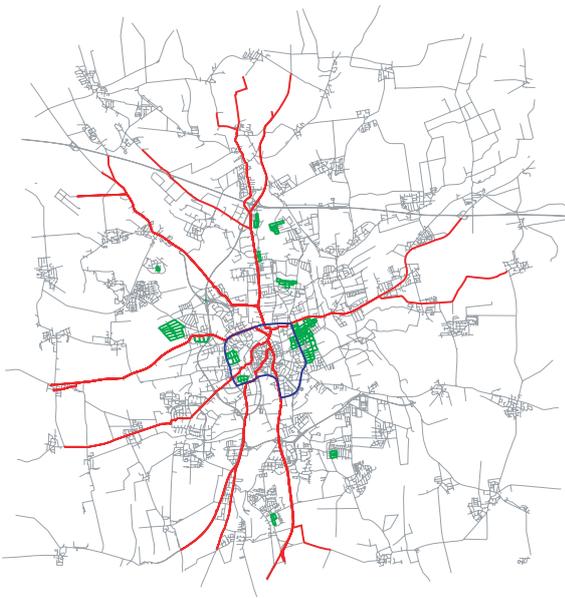


Abbildung 6.26: Braunschweig/Deutschland

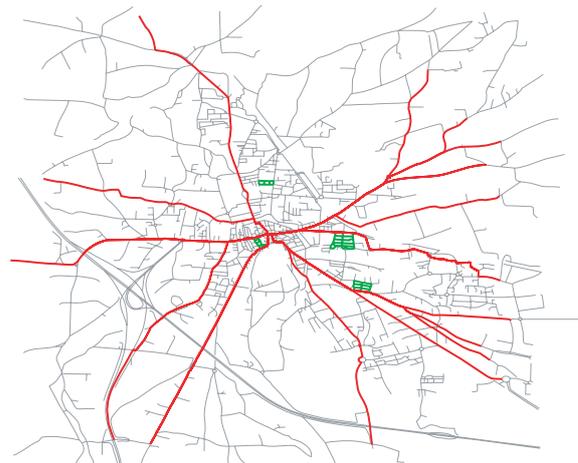


Abbildung 6.29: Orange/Frankreich

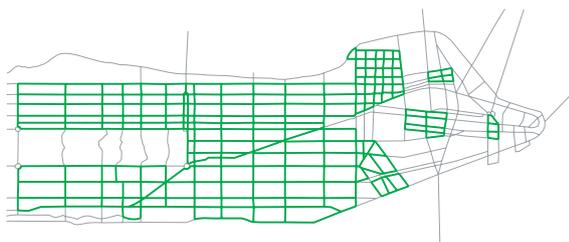


Abbildung 6.27: Manhattan/USA



Abbildung 6.30: Zürich/Schweiz

Ergebnisse der automatischen Detektion
 (grün - Gitterstrukturen, rot - Sternstrukturen, blau - Ringstrukturen)



Abbildung 6.31: Mende/Frankreich



Abbildung 6.34: Avignon/Frankreich

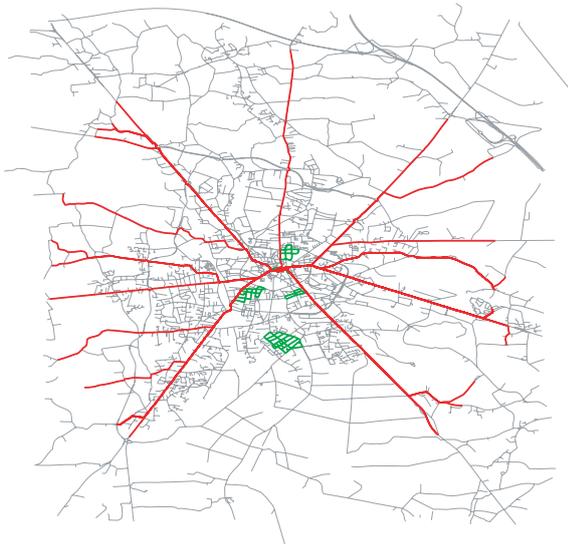


Abbildung 6.32: Bourg/Frankreich

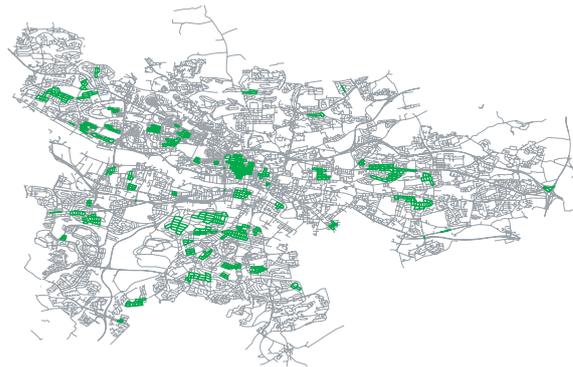


Abbildung 6.35: Glasgow/Schottland

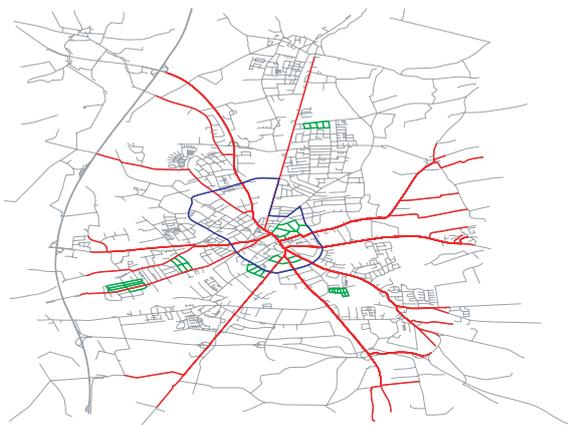


Abbildung 6.33: Neumünster/Deutschland



Abbildung 6.36: Brioude/Frankreich

6.2.1 Übereinstimmung der Probandenergebnisse

Die Auswertung der untersuchten Datensätze ergibt folgendes Bild:

Datensatz	Gitterstruktur	Sternstruktur	Ringstruktur
Issoire:	11 / 12	6 / 12	12 / 12
Braunschweig:	12 / 12	0 / 12	5 / 12
Manhattan:	12 / 12	0 / 12	0 / 12
Apt:	0 / 12	0 / 12	12 / 12
Orange:	11 / 12	12 / 12	6 / 12
Zürich:	11 / 12	0 / 12	0 / 12
Mende:	0 / 12	0 / 12	12 / 12
Bourg:	7 / 12	12 / 12	10 / 12
Neumünster:	8 / 12	12 / 12	11 / 12
Avignon:	4 / 12	5 / 12	12 / 12
Glasgow:	11 / 12	0 / 12	0 / 12
Brioude:	0 / 12	12 / 12	9 / 12

Tabelle 6.1: Auswertung der Probandenergebnisse

Die Angaben der Tabelle 6.1 beziehen sich auf die in den Abbildungen 6.13 bis 6.24 dargestellten Strukturen sowie auf die Anzahl der Probanden, die diese Strukturen festgelegt haben. Im einzelnen ergibt sich folgendes Bild:

- **Issoire:**
keine Abweichungen bei der Festlegung der Ring- sowie Gitterstruktur, leichte Abweichungen zwischen den Festlegungen der Sternstruktur bezüglich Ausdehnung und einzelnen Linienführungen
- **Braunschweig:**
Gitterstrukturen zu einem hohen Anteil identisch, die Ringstruktur leicht variierend im unteren Bereich
- **Manhattan:**
Gitterstrukturen nur sehr leicht variierend, der Mittelteil und das kleinmaschigere Gitter im oberen, rechten Teil bei allen Probanden identisch
- **Apt:**
die größere der beiden eingezeichneten Ringstrukturen zumeist geschlossen, Linienführung bei 2 Probanden im unteren Teil offen, 4 Probanden legten zusätzlich noch den kleineren Ring fest, Linienführung ansonsten identisch
- **Orange:**
Gitterstrukturen alle identisch, nur unwesentliche Abweichungen zwischen den Festlegungen der Sternstruktur bezüglich Ausdehnung und einzelnen Linienführungen im Zentrum, starke Abweichungen bei der Kennzeichnung der Ringstruktur, teilweise offen, zumeist keine einheitliche Linienführung
- **Zürich:**
große Übereinstimmungen in der Festlegung der Gitterstrukturen im Stadtzentrum, Abweichungen in Details
- **Mende:**
10 Probanden legten sich auf die kleinere, 6 Probanden (zusätzlich) auf die größere Ringstruktur fest, Linienführung ansonsten exakt identisch
- **Bourg:**
Gitterstruktur leicht variierend, teilweise etwas generalisiert eingezeichnet, leichte Abweichungen zwischen den Festlegungen der Sternstruktur bezüglich Ausdehnung und einzelnen Linienführungen, gute Übereinstimmung im Zentrum, die innere Ringstruktur wurde von den Probanden einheitlich festgelegt, leichte Differenzen bei der Linienführung der äußeren Ringstruktur, zumeist keine geschlossene Darstellung

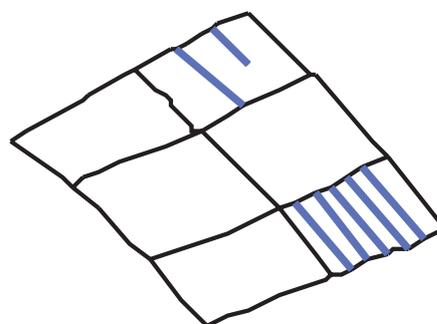
- Neumünster:
Gitterstrukturen teilweise unterschiedlich, Sternstruktur sehr einheitlich, mit leichten Abweichungen bei einzelnen Linienführungen, aber Verlauf im Zentrum identisch, Linienführung der Ringstruktur identisch, soweit diese geschlossen eingezeichnet wurde, 4 Probanden zeichneten eine offene Ringstruktur im unteren Bereich ein
- Avignon:
Gitterstruktur bezüglich Ausdehnung leicht variierend, Sternstruktur wurde bezüglich des Zentrums identisch festgelegt, die Linienführung der Strahlen weicht in einigen Fällen voneinander ab, die innere Ringstruktur weist bis auf den Bereich links oben eine identische Linienführung auf, der äußere Ring wurde von nur 4 Probanden festgelegt, dieser aber mit jeweils identischer Linienführung
- Glasgow:
Gitterstrukturen im zentralen und unteren Bereich nahezu einheitlich, teilweise starke Differenzen bezüglich der Detailtreue bzw. Generalisierung einzelner Gitterabschnitte
- Brioude:
Sternstrukturen zeigen im zentralen Bereich starke Differenzen, 8 Probanden legen das Sternzentrum eher am linken Rand der inneren Stadt fest, 4 Probanden neigen zu einem Mittelpunkt im Inneren des Stadtzentrums, Abweichungen auch in den strahlenförmigen Verzweigungen, es lassen sich aber 5 Hauptstrahlen hervorheben, die Linienführung der Ringstruktur ist mit Ausnahme von 3 Probanden (Unterschiede im unteren Teil) identisch

Zusammenfassend kann bezüglich der Festlegung von derartigen Strukturen durch Probanden festgestellt werden, dass zumeist in der prinzipiellen Auffassung des Erscheinungsbildes solcher Muster eine hohe Übereinstimmung besteht. Besonders deutlich wird dies an Beispielen, die eine ausgeprägte Struktur aufweisen, wie z.B. die Ringstrukturen in Issoire oder Avignon. Allerdings treten bei Ringstrukturen oft Unterschiede zu Tage, sobald sie nicht mehr geschlossen sind. Bei nur halbseitigen Umgehungsstraßen mit annähernd ringförmigem Erscheinungsbild stellt sich häufig ein uneinheitliches Bild bei den Probanden ein. Interpretationsfehler können auch infolge der Neigung zur Generalisierung von Straßenführungen durch die Probanden entstehen. Ein Beispiel hierfür sei durch einen stark vergrößerten Ausschnitt des Datensatzes von Brioude gegeben (Abbildung 6.37a). Die blau eingezeichneten Linien weisen keine Straßenverbindung auf und sind somit für die Festlegung einer Ringstruktur ungeeignet, wurden aber von der Mehrheit der Probanden dazu genutzt.

Dasselbe Phänomen einer generalisierenden Vorgehensweise findet man häufig bei der Festlegung von Gitterstrukturen sowie bei der Bestimmung der zu Sternstrukturen gehörigen Zentren. Abbildung 6.37b zeigt eine von Probanden festgelegte Gitterstruktur (schwarze Linien), in der aber einige Maschen durch innenliegende Straßen untergliedert sind (blaue Linien). Solche Maschen würde der Algorithmus nicht als zu der schwarzen Gitterstruktur zugehörig betrachten können. Bezüglich der Sternzentren liegen ähnliche generalisierende Ansätze vor, einige Probanden beschränkten sich sogar darauf, lediglich die strahlenförmigen Straßen einzuzeichnen und verzichteten vollständig auf die Festlegung der Linienverbindungen im Sternzentrum.



(a) die blau markierten Linien stellen keine durchgängige Straßenverbindung dar, wurden aber mehrheitlich zur Festlegung der Ringstruktur benutzt



(b) von Probanden festgelegte Gitterstruktur (schwarz), welche sich aber teilweise über innenliegende Straßen (blau) erstreckt

Abbildung 6.37: Beispiele für die Neigung der Probanden zur Generalisierung von Straßenführungen

Da den Probanden nicht vorgegeben war, welche Dimensionen die Sternstrukturen haben sollten, haben einige Kandidaten auch kleinräumige Sternstrukturen notiert. Diese Angaben wurden in die Beurteilung der Ergebnisse nicht einbezogen, da die vorliegende Arbeit nur großräumige, ein gesamtes Stadtgebiet durchziehende Sternstrukturen untersuchen will. Wie in Kapitel 5.4.2 beschrieben, müßte dem Detektionsalgorithmus ein benutzerdefinierter Radius vorgegeben werden, um kleinräumige Strukturen aufzudecken. Abbildung 6.38 zeigt einen Ausschnitt des Datensatzes von Zürich, in dem beispielhaft durch die Vorgabe eines geeigneten Suchradius eine kleinräumige Sternstruktur entdeckt wurde.



Abbildung 6.38: Beispiel zur automatischen Detektion kleinräumiger Sternstrukturen durch Festlegung eines geeigneten Suchradius

6.2.2 Vergleich der Probandenergebnisse mit den Ergebnissen des Detektionsalgorithmus

Der Vergleich der in den Abbildungen 6.13 bis 6.24 dargestellten Ergebnisse der Probanden mit den in den Abbildungen 6.25 bis 6.36 präsentierten automatisch detektierten Strukturen ergibt den in Tabelle 6.2 wiedergegebenen detaillierten Befund. Die Prozentangaben beziehen sich auf den Grad der Übereinstimmung, der sich aus der Anzahl der koinzidierenden Kanten in Bezug auf die mit unserem Algorithmus ermittelte Gesamtkantenanzahl der Struktur ergibt. Es erfolgt eine Kategorisierung in 11 Klassen (100%, 90%, 80%, 70%, 60%, 50%, 40%, 30%, 20%, 10% und 0%).

Datensatz	Gitterstruktur	Sternstruktur	Ringstruktur
Issoire:	90	40	100
Braunschweig:	40	0	80
Manhattan:	90	100	100
Apt:	100	100	90
Orange:	70	50	0
Zürich:	20	100	100
Mende:	100	100	90
Bourg:	40	60	0
Neumünster:	20	80	80
Avignon:	10	0	100
Glasgow:	40	100	100
Brioude:	0	90	0

Tabelle 6.2: Vergleich der Probandenergebnisse mit den automatisch detektierten Mustern (in Prozent)

Es zeigt sich, dass **Gitterstrukturen** durch den Algorithmus meist wesentlich feingliedriger detektiert werden, als durch Probanden. Dies bezieht sich sowohl auf die Anzahl der Gitter als auch auf die Untergliederung in kleinteiligere Strukturen. Die Probanden neigen eher zu einer generalisierenden Sicht. Allerdings spielt dafür die Art der maßstäblichen Darstellung des Datensatzes eine große Rolle, wie man aus den Beispielen von Manhattan und Zürich bzw. Glasgow erkennt. Bei großmaßstäbiger Abbildung (Manhattan) wird durch die Probanden ebenfalls eine hohe Detailtreue erreicht, dagegen werden bei kleinmaßstäbigen Veranschaulichungen des Datensatzes (Zürich, Glasgow) nur großräumige Strukturen generalisiert als Gitterstruktur wahrgenommen. Der Algorithmus kann eine derartige Unterscheidung nicht treffen, in den Kapiteln 5.3.3 bzw. 7.4 wird jedoch aufgezeigt, wie dennoch generalisierende Aspekte in die Musterdetektion einfließen können (Auswertung des Richtungshistogramms, Hough-Transformation).

Bei **Sternstrukturen** arbeitet der Algorithmus im Vergleich zu den Festlegungen von Probanden ebenfalls feingliedriger. Besonders die Aufzweigungen der strahlenförmigen Straßenverbindungen in der Nähe des Suchkreisradius führen zu einer geringfügigen „Zersplitterung“ des Sternbildes. Der Algorithmus wählt die jeweils kürzeste Verbindung von einem Startknoten zu einem beliebigen Randknoten als Strahlkandidaten aus, die der Bedingung genügt, dass ihre Länge in einem bestimmten Toleranzbereich des Suchkreisradius liegt. Damit werden auch strahlenförmige Verbindungen gefunden, die dem ästhetischen Empfinden des Menschen widersprechen können (z.B. bei nicht ganz geradliniger Straßenführung). Allerdings ist eine weitere Verringerung des Toleranzmaßes zwischen Radius und Länge des Strahls zur Einschränkung des Suchalgorithmus auf geradere Straßenzüge nicht sinnvoll, da häufig das Sternzentrum nicht als zentraler Mittelpunkt ausgeprägt ist. Diese Erkenntnis wurde durch die Probandenergebnisse in erheblichem Maße bestätigt, da ein Drittel der Probanden keine Linienführung der Sternstruktur im zentralen Bereich kennzeichnete, sondern lediglich die strahlenförmigen Straßen außerhalb des Stadtkerns.

Falls der Algorithmus eine **Ringstruktur** detektieren kann, zeigt sich eine sehr hohe Übereinstimmung mit den Festlegungen der Probanden. Unterschiede ergeben sich allerdings in solchen Bereichen, in denen keine völlig geschlossene Ringstraße vorliegt. Die Probanden tendieren in diesen Gebieten eher zu einer offenen Ringstruktur, wohingegen der Algorithmus wegen der bereits erläuterten Voraussetzungen auf geschlossene Ringpolygone angewiesen ist. Kritisch müssen weiterhin die Beispiele betrachtet werden, in denen zwar von den Probanden eine Ringstruktur erkannt wurde, der Algorithmus aber keine Ringstruktur finden konnte (z.B. Bourg, Brioude oder Orange). Offensichtlich führte in all diesen Fällen das Verfahren zur Auswertung der Strokes zu einem negativen Ergebnis. Bei näherer Betrachtung dieser Beispiele, z.B. des in Abbildung 6.37a vergrößerten Ausschnittes des Datensatzes von Brioude, erkennt man, dass die von den Probanden als zur Ringstraße zugehörigen Kanten häufig nur sehr kurze, weniger gewichtige Strokes bilden. In derartigen Fällen besteht die Gefahr, dass diese Straßenverbindungen durch den Algorithmus im Zuge der Polygonverschmelzung aufgebrochen werden und somit kein Ringpolygon gefunden werden kann.

6.3 Einschätzung der Güte der automatisch extrahierten Muster durch Probanden

Die Güteeinschätzung soll durch die Probanden auf Basis einer subjektiven Notenvergabe erfolgen. Hierzu wurden den Probanden die in den Abbildungen 6.25 bis 6.36 dargestellten Ergebnisse vorgelegt. Die Güte soll sich in 5 Klassen widerspiegeln, angefangen von der Note 1 - sehr gut bis zur Note 5 - sehr schlecht. Die Probanden sollten entscheiden, welcher Klasse sie die algorithmisch detektierten Muster zuordnen würden. Es wurden lediglich die detektierten Muster begutachtet, eine Aussage über nicht detektierte Strukturen sollte hier nicht getroffen werden. Tabelle 6.3 zeigt das Resultat.

Die Tabelle zeigt, dass eine überwiegende Mehrzahl der Probanden die detektierten Muster als sehr gut bis gut empfindet. Die Zahlen weisen allerdings bei allen drei getesteten Strukturen auf Schwachpunkte hin. Die **Gitterstrukturen** werden oft als zu kleinteilig empfunden, ebenso besteht ein sehr hoher Anspruch an die Parallelität der umschließenden Kanten. Unregelmäßigkeiten wie im Beispiel von Neumünster oder Zürich werden als störend empfunden. **Sternstrukturen** werden zumeist sehr gut beurteilt, allerdings wurden Kritiken an der feinen Verzweigung der Strahlen in der Nähe des Suchkreises geäußert. Bei den **Ringstrukturen** sind zwei Typen zu unterscheiden, für die sich auch zwei unterschiedliche Maße der Akzeptanz herausstellen. Soweit in der Realität eine vollkommen geschlossene Ringstraße vorhanden ist, wird die vom Algorithmus detektierte Struktur zu einem sehr hohen Maße akzeptiert. Liegt dagegen eine Ringstraße vor, die einen fehlenden Sektor aufweist, wie z.B. in Braunschweig oder Neumünster, gibt es Unstimmigkeiten bezüglich der Fortführung des Ringes in diesem Sektor. Häufig tendieren die Probanden dazu, diesen Teil nicht zu schließen oder schlagen leicht abgewandelte Streckenführungen vor. Einen Spezialfall stellt der getestete Ring in Avignon dar. In diesem Datensatz existieren zwei Ringstraßen (vgl. Kapitel 5.5.4). Die Probanden

Datensatz	Gitterstruktur						Sternstruktur						Ringstruktur					
	1	2	3	4	5	∅	1	2	3	4	5	∅	1	2	3	4	5	∅
Issoire:	9	2	1	0	0	1.3	5	6	1	0	0	1.6	11	1	0	0	0	1.1
Braunschweig:	6	4	2	0	0	1.6	3	6	3	0	0	2.0	6	5	1	0	0	1.6
Manhattan:	7	4	1	0	0	1.5												
Apt:													7	5	0	0	0	1.4
Orange:	6	4	1	1	0	1.7	10	2	0	0	0	1.2						
Zürich:	1	5	5	1	0	2.5												
Mende:													8	2	2	0	0	1.5
Bourg:	3	8	1	0	0	1.8	11	1	0	0	0	1.1						
Neumünster:	1	2	9	0	0	2.6	6	5	1	0	0	1.6	1	9	2	0	0	2.1
Avignon:	2	5	5	0	0	2.2							3	4	2	3	0	2.4
Glasgow:	5	4	2	1	0	1.9												
Brioude:	4	5	2	1	0	2.0	6	6	0	0	0	1.5						
Gesamt:	44	43	29	4	0	1.9	41	26	5	0	0	1.5	36	26	7	3	0	1.7

Tabelle 6.3: Bewertung der Güte der automatisch detektierten Muster durch Probanden, die Zahlenwerte entsprechen der Anzahl der Probanden pro Schulnote

empfanden den inneren Ring als wesentlich markanter. Diese Einschätzung wirkte sich negativ auf das Testresultat aus. Allerdings bestätigten die Probanden auf Nachfrage, dass der äußere Ring ebenso eine die Stadt umschließende Ringstraße darstellt.

6.4 Schlußfolgerungen

Die Ergebnisse dieser Studie zeigen, dass die Erkennung von Strukturen in Straßennetzwerken mithilfe automatischer Detektionsverfahren prinzipiell möglich ist. Die hier vorgestellten Algorithmen erzielen ein relativ hohes Maß an Übereinstimmung mit den intuitiv durch Probanden erfaßten Straßenstrukturen. Die Auswertung der manuell erfaßten Strukturen zeigt aber auch, dass Reserven zur Verbesserung unserer Verfahren vorhanden sind.

Die Arbeit konzentrierte sich auf die Erkennung von dominanten Strukturen im Straßennetzwerk von Stadtgebieten. Eine wichtige Prämisse bei der Konzeption der Detektionsalgorithmen war die Forderung, sie möglichst unabhängig von Benutzervorgaben zu gestalten. Die Verfahren sollten interaktionsfrei und auf alle Formen von Stadtstraßennetzen anwendbar sein. Diese Forderung bedingt, dass die Schwellwerte und Toleranzgrenzen flexibel in Abhängigkeit von Datenmerkmalen festgelegt werden müssen. Mit den eingeführten Formeln passen sich die Schwellwerte an die gegebenen Daten an, ohne das Eingreifen des Benutzers zu erfordern. Sie wurden mit ihren Parametern und Konstanten, die bei allen berechneten Beispielen die gleichen Werte besaßen, in den jeweiligen Kapiteln der behandelten Muster vorgestellt. Anhand dieser Beispiele wird die Anpassungsfähigkeit der entwickelten Verfahren an die Verschiedenartigkeit der Datensätze bezüglich ihrer Ausdehnung, ihrer Inhalte, ihrer Genauigkeit und ihres Ursprungs sichtbar. Diese Anpassungsfähigkeit wird von uns als großer Vorteil gesehen, besonders im Hinblick auf eine Automatisierung der Erkennung von impliziter Information.

Für bestimmte Fälle könnte es für die Anwendung der Verfahren jedoch vorteilhaft sein, dem Benutzer die Möglichkeit zur individuellen Anpassung von Parametern einzuräumen. Beispielsweise könnte durch Nutzereingabe die Ausdehnung einer Sternstruktur vorgegeben werden, so dass kleinteiligere sternförmige Straßengebilde innerhalb eines Stadtgebietes erkannt werden. Ebenso könnte die Festlegung der gleichmäßigen Verteilung aller Strahlen im Vollkreis durch Eingabe eines Benutzers dahingehend veränderbar sein, dass ein sich halbseitig ausdehnender Stern detektiert werden kann. Auch sind Größenvorgaben für Ring- und Gitterstrukturen denkbar. Es ist weiterhin zu untersuchen, inwieweit eine stärkere Generalisierung bei der Erkennung der Strukturen berücksichtigt werden kann. Zum Beispiel könnten durch die benutzerdefinierte, längenbasierte Selektion von Strokes und einer auf derartig ausgedünnten Daten basierenden Mustererkennung auch gröbere Strukturen für kleinere Maßstäbe erfaßt werden.

Kapitel 7

Nutzung der Muster für weitere Anwendungen

Der Nutzen der verhältnismäßig aufwendigen Mustererkennung, wie sie in unserer Arbeit dargelegt wurde, erschöpft sich nicht in der automatischen Feststellung des Vorhandenseins, der Anzahl, der Form oder anderer Parameter von bestimmten Grundstrukturen in urbanen Straßennetzwerken. Die Ergebnisse der Analyse können darüber hinaus benutzt werden, um aus ihnen weitergehende Informationen über das analysierte Gebiet zu gewinnen, Informationen, wie sie üblicherweise nicht in einem Geo-Informationssystem gespeichert sind. Wesentliche Anhaltspunkte für diese Art von Informationen liefert der Wissenschaftsbereich der Stadtgeographie. Als ein Beispiel wurde bereits in Kapitel 3 auf den Zusammenhang zwischen der Stadtstruktur und der Entstehungsgeschichte der Stadt hingewiesen, ebenso auf geographische und kulturelle Einflüsse, die sich im Stadtbild niederschlagen können. Auf der Grundlage solcher Überlegungen können die detektierten Muster dazu dienen, Fragestellungen wie z.B.

- Lokalisierung des Zentrums einer Stadt
- Klassifizierung von Städten in bedeutende bzw. weniger bedeutende (Christallers Theorie der „zentralen Orte“)
- Bestimmung des Alters bzw. der Gründungszeit einer Stadt
- Einflußbereich von Städten
- Aussagen über das Wachstum in vergangener und in zukünftiger Zeit
- Bestimmung von Touristengebieten bzw. attraktiven Zielen
- Möglichkeiten der weiteren Entwicklung einer Stadt (Vororte)
- geeignete Gebiete für die Ansiedlung von Industrie und Gewerbe
- Bodenpreiskalkulationen
- Wohnqualität von Städten bzw. Stadtgebieten
- Einordnung einer Stadt in eine kulturelle Gruppe, z.B. „amerikanischer“, „arabischer“ oder „europäischer“ Stil

zu lösen oder zumindest die Suche nach Lösungen derartiger Problemstellungen zu unterstützen.

Die Aufgaben sind zumeist nur durch die Auswertung einer Kombination einzelner oder mehrerer Muster zu lösen, welche zusammen ein Gesamtbild der Struktur einer Stadt ergeben. Dieses Gesamtbild könnte man erneut als Muster beschreiben, z.B. eine sternförmige Straßenanordnung, die gleichzeitig von einer Ringstraße eingeschlossen wird. Zur Extraktion derartiger übergeordneter Strukturen sind auch die topologischen Beziehungen und geometrischen Verflechtungen der erkannten Grundmuster untereinander von Bedeutung. Am Beispiel der automatischen Lokalisierung des Stadtzentrums soll dies verdeutlicht werden.

Die folgenden Ausführungen diskutieren darüberhinaus die Nutzbarkeit der Straßenmuster in weiteren Anwendungsbereichen. Beispiele hierfür sind:

- automatisierte Anreicherung von Geoinformationssystemen
- Anreicherung von Ontologien
- Generalisierung
- Typifizierung
- historischer Vergleich von Datenbeständen
- Anwendung der Algorithmen auf andere Daten

7.1 Lokalisierung des Zentrums einer Stadt

Ein Stadtzentrum kann in vielfältiger Hinsicht definiert werden. So sind Interpretationen bzgl. des historischen Kerns einer Stadt, aber auch Annahmen über das ökonomische bzw. Geschäftszentrum, Zentren verschiedener Stadtentwicklungsphasen, politisch geprägte Entscheidungen über das Zentrum oder verkehrsbasierte Zentrumskonzepte möglich. In den verschiedenen Zweigen der Geowissenschaften liegen dem Begriff „Stadtzentrum“ unterschiedliche Definitionen zugrunde. Diese unterschiedlichen Definitionen weisen allerdings häufig Überschneidungen auf, so dass die räumliche Lokalisierung zumeist ähnlich ausfällt, da die individuellen Parameter der Definitionen meist miteinander korreliert sind. Das Ziel besteht in der Suche nach „groben“ bzw. allgemeingültigen Regularien in der Stadtstruktur zur Bestimmung des Stadtzentrums. Sie sind im Zusammenspiel zwischen anthropogenen Prozessen und natürlichen Gegebenheiten, wie z.B. Morphologie und Hydrologie, begründet.

Ein wesentlicher Gesichtspunkt dieser Untersuchung ist die Abhängigkeit des Musters „Stadtzentrum“ von einem gegebenen Maßstab (Heinzle & Sester 2004). Die Vektordaten selbst sind maßstabsunabhängig. Allerdings spielt der Datenausschnitt und die Detailgenauigkeit der Datenerfassung eine große Rolle. Im Falle von geringer Detailtreue, wie etwa in einer kleinmaßstäbigen Karte, kann ein Stadtgebiet nur noch grob erfaßt werden - im Extremfall wird es als ein Knotenpunkt dargestellt. In solchen Fällen würde sich die Suche nach dem Stadtzentrum auf die Suche nach einem zentralen Punkt im Graphen reduzieren (Freeman 1979, Jiang & Claramunt 2004).

Anhand eines detaillierten Datensatzes, in dem auch kleinste Straßen erfaßt sind, kann eine wesentlich genauere Auswertung erfolgen. Hier sind die enthaltenen Muster ebenfalls detailreicher und geben ein komplexeres Bild der Stadt wieder. In diesen Fällen ist ein Polygon, z.B. der Marktplatz oder der Bereich innerhalb der Stadtmauer, eine bessere Repräsentation des Stadtzentrums als ein individueller Punkt. Letztendlich ist auch schon die Information, ob ein Stadtzentrum eher punktuell oder flächenhaft vorliegt, implizites Wissen, welches in den Daten verborgen ist.

Zur Festlegung des Stadtzentrums haben wir folgende Kriterien als typische Charakteristiken herangezogen:

1. Das Straßennetzwerk ist im Stadtkern dichter als in Außenbezirken. Dadurch haben die Straßenmaschen, d.h. die kleinsten von Straßen umschlossenen Einheiten im Netzwerk, im Inneren einer Stadt zumeist kleinere Ausdehnungen als in Randbereichen.
2. Man findet häufig Hauptverkehrsstraßen, welche sich radial vom Stadtzentrum entfernen. Dabei muß nicht zwingend ein Knotenpunkt existieren, in dem sich alle strahlenförmigen Haupttrouten treffen - der Schnittpunkt kann auch nur virtuell vorliegen.
3. Viele Stadtzentren werden von einer oder mehreren Ringstraßen eingeschlossen. Häufig bilden diese Ringstraßen Verbindungsglieder zwischen den strahlenförmigen Hauptverkehrsstraßen. Die Ausdehnung der Ringstraßen kann sehr variabel sein.
4. Das Stadtzentrum liegt üblicherweise in der Nähe des Stadtmittelpunktes. Der Kernbereich sollte zu allen anderen Gebieten der Stadt möglichst kurze Distanzen und gute infrastrukturelle Verbindungen aufweisen.

Weitere Eigenschaften der Stadtentwicklung, welche von uns aber nicht näher betrachtet wurden, sind z.B. folgende:

5. Typischerweise wird die Kernzone einer Stadt von einem Mantel an Vorstädten umringt.
6. In der näheren Umgebung der Stadt schreitet die Besiedlung entlang der radialen Hauptverkehrsadern stärker fort. Dadurch entstehen kleine Gürtel von Seitenstraßen entlang dieser Haupttrouten.

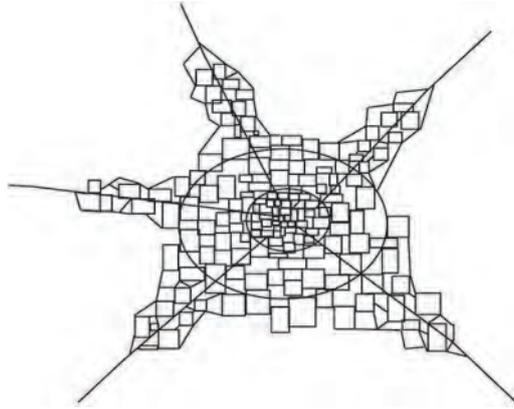
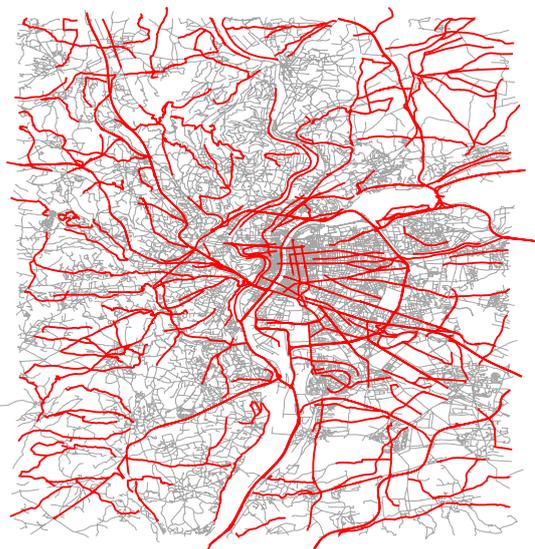
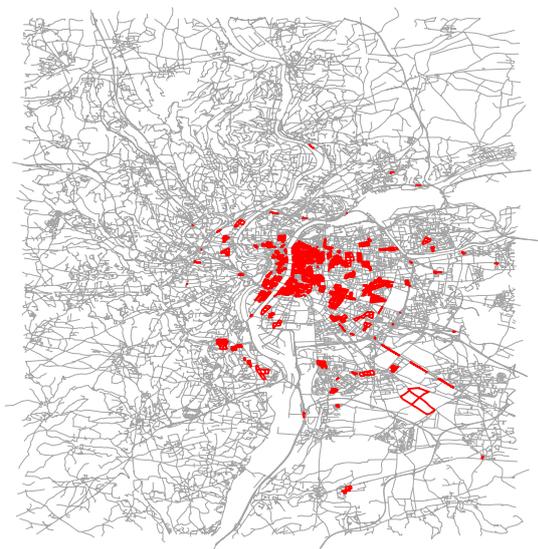


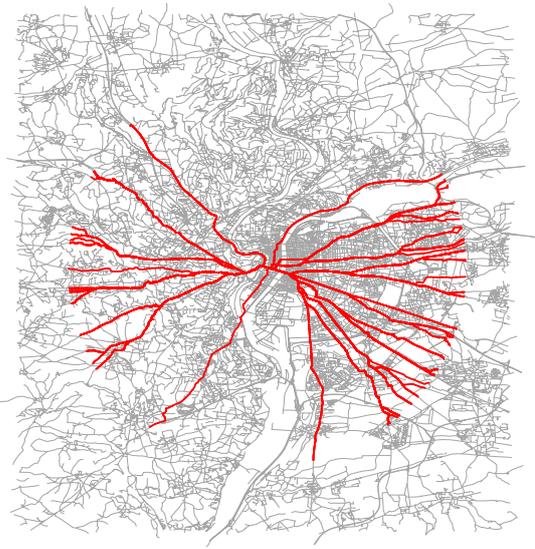
Abbildung 7.1: Ideale Strukturen der Stadtentwicklung



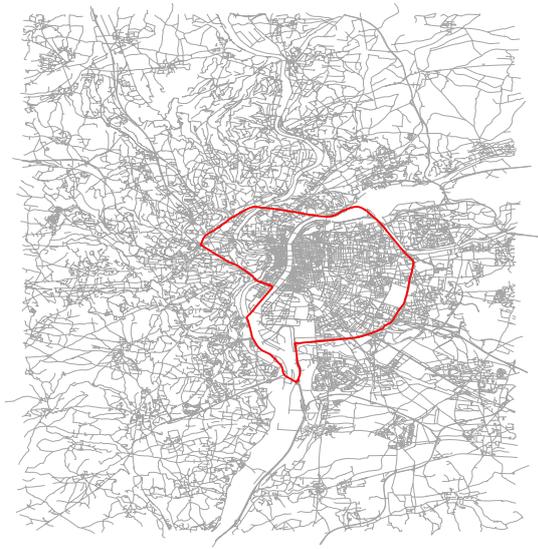
(a) wichtige Verbindungsstraßen



(b) gitterförmige Strukturen



(c) sternförmige Struktur



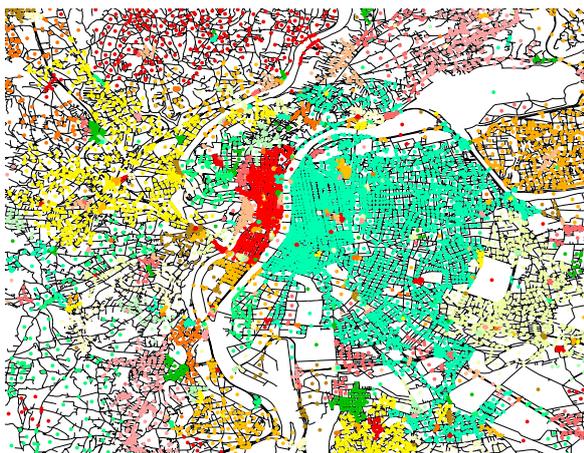
(d) Ringstraße

Abbildung 7.2: Detektion der typischen Straßenmuster für die Stadt Lyon/Frankreich

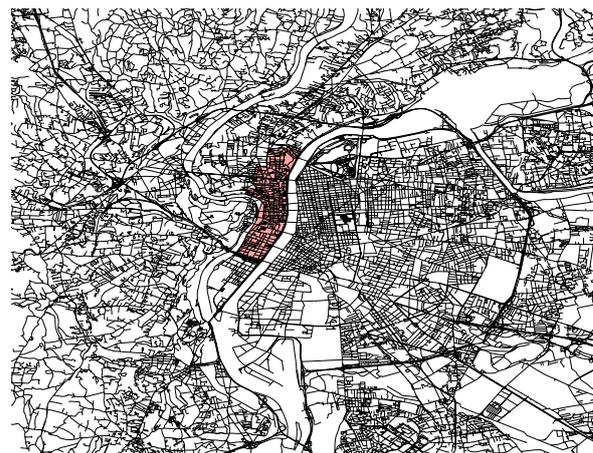
Abbildung 7.1 verdeutlicht diesen Ansatz. Natürlich ist die Liste dieser Eigenschaften nicht vollständig und unterliegt Risiken, da eine Entwicklung nach rein ökonomischen Gesichtspunkten vorausgesetzt wird. Bestehen z.B. in der näheren Umgebung einer Stadt natürliche Hindernisse, so wird sich die Struktur diesen anpassen. In diesem Fall könnten infolge des Vorhandenseins von Brücken über Flüsse und Schluchten oder des geschlängelten Verlaufs einer Straße zur Überwindung großer Höhenunterschiede die typischen oben beschriebenen Eigenschaften nicht oder nur unvollständig auftreten. In der Realität wird selten der Idealfall eintreten, dass alle der genannten Charakteristika für ein Stadtzentrum zutreffen. Bei der Analyse muß man diesem Umstand Rechnung tragen.

Die postulierten Bedingungen für die Erkennung eines Stadtzentrums sollen am Beispiel der Stadt Lyon/Frankreich verdeutlicht werden. Zunächst wurden die in Kapitel 5 beschriebenen Muster extrahiert (Abbildung 7.2), um eine Einschätzung der Kriterien 2, 3 und 4 vornehmen zu können. Zusätzlich wurde die Dichte des Straßennetzes untersucht, um den ersten Punkt in obiger Liste beurteilen zu können. Hierzu wurden die Zentroide aller Straßenmaschen bestimmt, anschließend mit dem HPGCL-Algorithmus (Anders 2004) geclustert, und es wurde die Punktdichte jedes Clusters ermittelt (Abbildung 7.3a).

Eine Auswertung der Kriterien erfolgte in diesem Beispiel rein manuell. Die detektierten Muster wurden mit den Informationen der Clusterdichte überlagert. Bei der zusammenfassenden Einschätzung wurde deutlich, dass die grün und rot eingefärbten Clusterbereiche als zentrale Gebiete in Frage kommen, da sich beide Gebiete innerhalb der Ringstraße befinden, sich hier das Sternzentrum lokalisieren läßt sowie die Gitterbereiche in diesen Zonen sich sehr homogen und konsolidiert präsentieren. Aufgrund der kompakteren Abgrenzung sowie der etwas höheren Zentroiddichte des roten Clusters wurde dieses als dasjenige Polygon ausgewählt, welches das Zentrum der Stadt Lyon repräsentiert (Abbildung 7.3b). Diese Auswahl erfolgte, wie erwähnt, rein manuell. Eine automatische Analyse ist ein Ziel zukünftiger Arbeiten.



(a) geclusterte Zentroide



(b) ausgewähltes Stadtzentrum

Abbildung 7.3: Bestimmung des Stadtzentrums am Beispiel von Lyon/Frankreich

7.2 Automatisierte Anreicherung von Geoinformationssystemen

Bestandteile eines jeden Geoinformationssystems (GIS) sind auf der einen Seite die gespeicherten Daten (Vektor-, Raster-, Sachdaten) als Basis für die vielfältigen Anwendungen, auf der anderen Seite die Werkzeuge zur Analyse der Daten, um ihre komplexen, logisch-inhaltlichen und räumlichen Zusammenhänge zu erfassen und in der Praxis verwerten zu können (logische und geometrische Abfragen, topologische und geometrische Operationen, Visualisierung u.v.a.m.). Die räumliche und sachliche Analyse bietet die Möglichkeit, neue Informationen zu generieren und im GIS zu speichern. Eine automatisierte Anreicherung mit neuen Geometrie- und Sachdaten erhöht das Nutzungspotential eines GIS erheblich. In den vergangenen Jahren wurde der semantischen Anreicherung der Datenbanken und der Entwicklung von Methoden für die intelligente Suche (thematisch und räumlich) steigende Bedeutung beigemessen.

Die untersuchten Straßenmuster können zur semantischen Annotation von Datenbeständen beitragen. Die Kenntnis von Verkehrsverbindungen, welche z.B. eine Ring- oder Sternstruktur besitzen, läßt vielfältige Deutungsmöglichkeiten zu. Es sind daraus Aussagen über die Bedeutung der Straße, über ein erhöhtes Verkehrsaufkommen auf solchen Trassen,

über den Verkehrsfluß oder auch über die generelle Erreichbarkeit des Ortszentrums ableitbar. Solche Informationen können den Straßendaten als zugehörige Attribute beigefügt werden, um zum Beispiel durch geeignete Gewichtungen, unabhängig von der konventionellen Klassifizierung einzelner Streckenabschnitte, die Bedeutung und Konnektivität der Straße im Netzwerk zu beschreiben. Eine Gemeindestraße etwa, welche Teil einer sternförmigen Struktur ist und die Verbindung zwischen zwei Autobahnen darstellt, würde eine hohe Gewichtung erhalten.

Aus der besprochenen Möglichkeit der automatischen Lokalisierung des Stadtzentrums ergibt sich die Option, diese Information durch Geokodierung in eine bestehende Datenbank zu integrieren. Bisher wurden derartige Informationen für typische Straßennavigationsdaten manuell erfaßt. Die vorgestellten Regeln zur algorithmischen Suche eines Polygons, welche das Zentrum einer Stadt repräsentiert, sind ein Beitrag zur Automatisierung dieser Informationsgewinnung.

In Kapitel 3 wurde beschrieben, wie das Verkehrswegenetz genutzt werden kann, um Aussagen über die Entwicklung einer Stadt, ihren konzeptionellen Aufbau und ihre Entstehungsgeschichte zu treffen. Die in dieser Arbeit untersuchten und detektierten typischen Grundstrukturen sind ein wichtiger, elementarer Bestandteil solcher Gesamtanalysen eines Straßennetzes. Eine automatisierte Anreicherung von Straßendatenbeständen mit städtebaulichen Merkmalen ist jedoch nach wie vor eine Aufgabe, die weitere Forschungsarbeit verlangt.

7.3 Erweiterung von Ontologien

Ontologien stellen im Bereich der Wissensrepräsentation ein System zur formalen Beschreibung von Begriffen und Relationen dar. Nach Gruber (1993) ist eine Ontologie „die explizite Spezifikation einer Konzeptualisierung“. Aufgrund wachsender Bedeutung und Nachfrage von semantischer Information für unterschiedlichste Datenbestände haben Ontologien in den letzten Jahren einen Aufschwung erfahren. Es wurden für die verschiedensten Domänen Ontologien entwickelt und inhaltlich gefüllt. Im Bereich geographischer Ontologien existieren bereits Repräsentationen, welche im Kontext von sogenannten Thesauri oder Gazetteers entwickelt wurden (Sester & Heinzle 2004).

Die Wissensrepräsentation in Ontologien erfolgt auf der Grundlage eines zentral und explizit festgelegten Konzeptes. Dies setzt voraus, dass ein Nutzer mit allen in dieser Ontologie verankerten Konventionen übereinstimmen muß. Um die Kreation benutzergerechter Ontologien zu fördern, wurden zahlreiche Oberflächen und Softwarepakete zum Aufbau und zur Modifikation von Ontologien entwickelt, welche dem benutzereigenen Verständnis genügen. Andere Forschungen beschäftigen sich mit der Generierung semantischer Interpreter zur Kombination verschiedener Ontologien, mit dem Design von intelligenten Agentensystemen und der automatischen Extraktion semantiklebanter Information (Heinzle, Kopczyński & Sester 2003).

Im Bereich der Untersuchung von Interpretationstechniken zur Erweiterung von Ontologien mithilfe existierender räumlicher Datensätze kann die vorgestellte Arbeit einen Beitrag leisten. Eine sinnvolle Bearbeitung von sehr vielen räumlichen Datensätzen kann nur dann erfolgen, wenn die Prozesse der Informationsextraktion weitestgehend automatisch ablaufen. Häufig beruht die semantische Annotation auf der automatischen Ermittlung von sogenannten keywords. Diese haben jedoch einen großen Nachteil: Sie sind nur durch Menschen interpretierbar, für den Computer stellen Ausdrücke wie „Autobahn“, „Aérogare“ oder „Hospital“ bedeutungslose Eigenschaften dar. Insofern würde zum Aufbau einer Ontologie nach wie vor eine Transkription in zweierlei Hinsicht notwendig: eine sprachliche Übersetzung und darüber hinaus eine semantische Umschreibung. Die Fähigkeit des Menschen, Zusammenhänge zu erkennen und Schlußfolgerungen zu ziehen, muß dem Computer durch Kataloge geliefert werden, welche die Bedeutung eines Wortes beschreiben und im Kontext spezifizieren.

Eine andere Möglichkeit zur Erweiterung einer Ontologie besteht darin, den Computer zu befähigen, räumliche Konzepte zu lernen und dieses Wissen zu höheren Konzepten zu kombinieren. An dieser Stelle gibt es Berührungspunkte mit dem Gegenstand unserer Arbeit, insofern die Mustererkennung helfen kann, die in den Datensätzen verborgenen Informationen aufgrund des Zusammenspiels der räumlichen Elemente zu finden. Natürlich „weiß“ der Computer auch nach dem Auffinden solcher räumlichen Strukturen wie „Autobahn“, „Ringstraße“ oder „Kreisverkehr“ nicht die Bedeutung dieser Worte. Es werden jedoch im Zuge der Extraktion verschiedene Zusatzinformationen zu einem bestimmten Konzept gelernt, z.B. dass „Autobahn“ eine Hauptverkehrsverbindung darstellt, wenige Kreuzungspunkte mit anderen Straßen aufweist und sich häufiger in der Umgebung anstatt innerhalb von urbanen Bereichen befindet. Mithilfe solcher zusätzlicher Information zu den Konzepten können Ontologien automatisch erweitert werden (Heinzle & Sester 2004).

7.4 Generalisierung

Der Zweck einer Generalisierung besteht darin, bestimmte Sachverhalte in einem definierten Bereich zusammenzufassen, zu verallgemeinern oder zu vereinfachen. Die Generalisierung von Straßennetzwerken kann je nach Zielstellung auf verschiedenen Wegen erfolgen. Eine Möglichkeit wurde bereits in Kapitel 5.2.1 aufgezeigt - die Ausdünnung des Netzwerkes mithilfe von Strokes in Abhängigkeit von deren Länge. Letztendlich ist ein wesentliches Gütekriterium jeglicher Generalisierung, inwieweit dominante Strukturen erhalten bleiben und der Gesamteindruck des Datensatzes bewahrt wird.

Als Ausgangspunkt für unsere Überlegungen zur Generalisierung von Straßennetzwerken betrachten wir zunächst einige Eigenschaften von allgemeinen Netzwerken, insbesondere die Verteilung der Knotengrade im Netzwerk. Diese Eigenschaft ist eine Möglichkeit, um zwischen unterschiedlichen Graphentypen zu differenzieren. Zwei Konzepte wollen wir hier kurz vorstellen: den „Random Graph“ (Erdős & Rényi 1960, Bollobás 2001) und den „Scale-free Graph“ (Bollobás & Riordan 2004). In einem Random Graph pendelt sich statistisch gesehen der Grad einer Mehrheit der Knoten auf ein bestimmtes Maß ein (Abbildung 7.4). Die Knotenanzahl in Bezug auf den Knotengrad stellt somit angenähert eine Normalverteilung dar. Der Scale-free Graph hingegen kennt solch ein typisches Maß für den Knotengrad nicht. Meist enthält dieser Graphentyp einige wenige Knoten mit einem sehr hohen Knotengrad, welche eine große Bedeutung für die Konnektivität des Graphen besitzen (Abbildung 7.5). Derartige Knoten werden gewöhnlich als „Hub“ bezeichnet. Die Löschung eines solchen Hub aus dem Graphen bewirkt eine merkliche Reduzierung der Konnektivität im Graphen, also der Erreichbarkeit eines Knoten von einem anderen Knoten. Die Knotenanzahl in Bezug auf den Knotengrad folgt somit angenähert einer Verteilung nach dem Potenzgesetz. Beispiele für Scale-free Graphen sind die Verbindungen im World Wide Web oder die weltweiten Fluglinienverbindungen. Im Falle eines Straßennetzwerkes liegt der Fall des Random Graph vor. Wir können annehmen, dass der typische Knotengrad bei drei oder vier Kanten pro Knoten liegt. Es existieren wesentlich weniger Knoten mit einem höheren oder niedrigerem Konnektivitätsniveau.

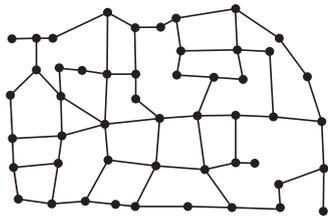


Abbildung 7.4: Beispiel für einen Random Graph

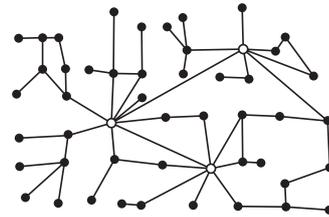
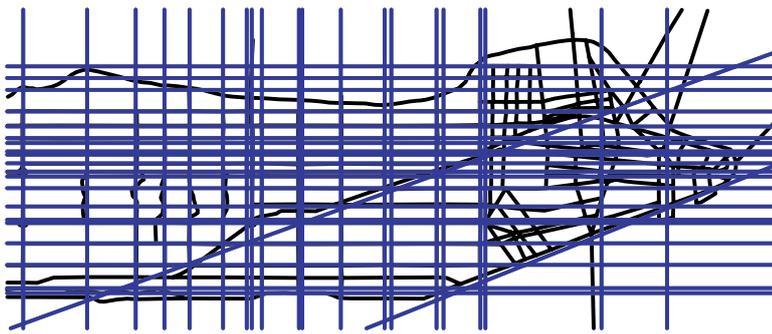


Abbildung 7.5: Beispiel für einen Scale-free Graph

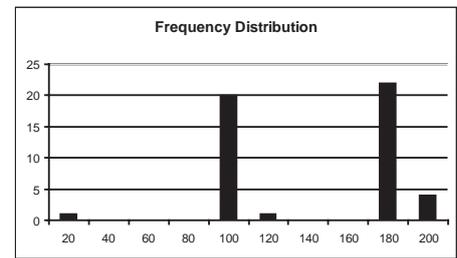
Eine Möglichkeit zur Generalisierung eines Straßennetzwerkes könnte in der Identifizierung solcher Hubs und ihrer Bewahrung während des Generalisierungsprozesses bestehen. Hubs sind üblicherweise nicht a priori im Datensatz vorhanden, da nur selten viele Straßen an einem Kreuzungspunkt zusammentreffen. Sie müßten aufgrund von Nachbarschaftsbeziehungen rechentechnisch generiert werden. Als Ausgangspunkt dafür können die von uns untersuchten Straßenmuster dienen, beispielsweise sind Sternstrukturen geeignet, um virtuelle Hubs zu erzeugen, indem man alle Strahlenverbindungen auf diesen Hub zulaufen läßt. Die Möglichkeit der Detektion und Charakterisierung solcher Grundmuster ist somit eine wichtige Voraussetzung für einen Generalisierungsprozeß und hilft, die Struktur eines Netzwerkes bzw. einer Stadt zu erhalten (Heinzle & Anders 2007).

Eine Gewichtung der detektierten Straßen entsprechend ihrer Bedeutung und Konnektivität im Netzwerk kann sich positiv auf die Güte der Generalisierung auswirken. Die Einführung von gewichteten Kanten im Graphen führt zu einer Neubestimmung des Grades jedes Knoten. Er gibt nicht mehr nur die Anzahl der abgehenden Kanten wieder, sondern ergibt sich vielmehr aus der Summe der Kantengewichte. Auf diese Weise ist ein Übergang von einem Random Graph in einen Scale-free Graph möglich. Diese hierarchische Rangfolge der Kanten und Knoten kann im Generalisierungsprozeß berücksichtigt werden: je geringer das Gewicht, desto wahrscheinlicher kann diese Straße gelöscht oder verschoben werden, je höher die Bedeutung, desto stärker sollte diese Straße betont und in ihrer Lage erhalten bleiben.

Ein weiterer Ansatz zur Generalisierung von Gitterstrukturen besteht in der Anwendung einer Hough-Transformation (Hough 1959, Duda & Hart 1972). Sie ermöglicht es, die Hauptrichtungen des Gitters zu bestimmen. Abbildung 7.6 verdeutlicht dies am Beispiel von Manhattan. Damit ist es möglich, die Gitterstruktur bei Bedarf zu generalisieren oder ähnliche benachbarte Gitterstrukturen mit derselben Ausrichtung zusammenzufassen.



(a) Hauptlinien der Hough-Transformation (blau)



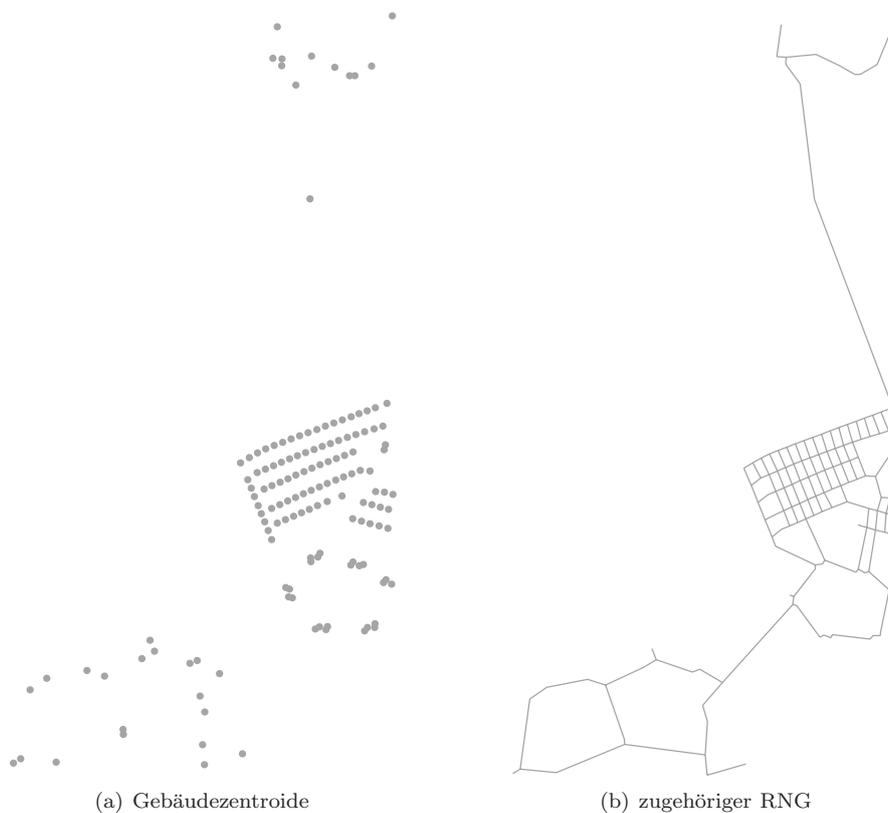
(b) Histogramm aller Gitterlinien nach der Hough-Transformation

Abbildung 7.6: Anwendung der Hough-Transformation

7.5 Typifizierung

Die Typifizierung ist eine Generalisierungsoperation, bei der eine große Anzahl ähnlicher Objekte unter Einhaltung ihrer typischen räumlichen Verteilung durch wenige Objekte ersetzt wird. Ein häufiges Beispiel sind Gebäudeanordnungen parallel zur Straßenführung, sie bilden typische zeilenförmig gruppierte Strukturen, welche bei einer Generalisierung möglichst erhalten bleiben sollten.

Ein Ansatz, solch strukturelles Wissen in eine Typifizierung einzubringen, ist die Nutzung von Gitterstrukturen (Anders 2006). Im Falle der Gebäudedaten werden die Zentroide der Gebäudegrundrisse verwendet und durch die Bestimmung des Relative Neighbourhood Graph (RNG) (Toussaint 1980) zu einem Netzwerk verbunden (Abbildung 7.7).



(a) Gebäudezentroide

(b) zugehöriger RNG

Abbildung 7.7: Bildung eines Netzwerkes aus Gebäudezentroiden mittels RNG (entnommen aus (Anders 2006))

In diesem Netzwerk können nun mit dem von uns vorgestellten Algorithmus die Gitterstrukturen detektiert, eine Ausrichtungskorrektur vorgenommen (Abbildung 7.8) sowie mit den in Anders (2006) vorgestellten Verfahren für eine Generalisierung ausgedünnt werden.

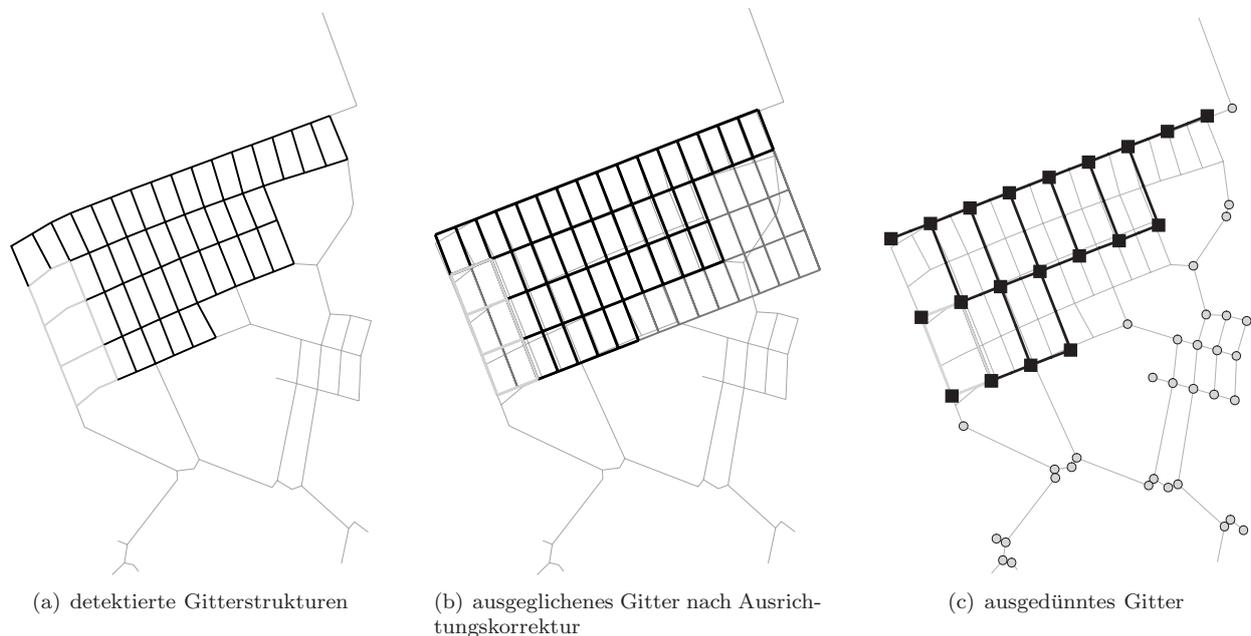


Abbildung 7.8: Anwendung von detektierten Gitterstrukturen in der Typifizierung (Bilder zur Verfügung gestellt von K.-H. Anders)

7.6 Historischer Vergleich von Datenbeständen

Eine mögliche Anwendung der detektierten Muster ist der Vergleich von alten und neuen Stadtbildern. Solche historischen Analysen lassen Schlüsse über das Wachstum einer Stadt oder die Wandlung von ehemals wichtigen städtebaulichen Erscheinungen und Straßenanordnungen zu.

Als Beispiel soll die Stadt Karlsruhe dienen. Abbildung 7.9 zeigt einen Kupferstich von 1721. Man erkennt deutlich ein Schloß im Zentrum eines ringförmig angelegten Weges sowie die strahlenförmig auf den Mittelpunkt zulaufenden Verbindungen. Abbildung 7.10 ist die Wiedergabe des heutigen Straßennetzes von Karlsruhe.



Abbildung 7.9: Karlsruher Stadtansicht. Kupferstich von Heinrich Schwarz, 1721 (www.karlsruhe.de)



Abbildung 7.10: Das heutige Straßennetz von Karlsruhe (geodaten.karlsruhe.de/stadtplan)

Ein Vergleich beider Abbildungen führt zu der Erkenntnis, dass sich wesentliche Strukturen im Straßennetz erhalten haben. Der ringförmige Weg um das Schloß ist eindeutig in das neuzeitliche Straßennetz aufgenommen worden,

wobei darauf hinzuweisen ist, dass durch den Kupferstich nur der innere Bereich des heutigen Straßenbildes, d.h. die noch innerhalb des Adenauerrings (gelbe Straße) gelegene Region, wiedergegeben wird. Teilweise sind auch die alten Segmente zwischen den fächerförmigen Straßen und dem ringförmigen Weg über den Lauf der Jahrhunderte erhalten geblieben.

Die folgenden Abbildungen 7.11 und 7.12 zeigen die in dem historischen Datensatz und dem aktuellen Bestand gefundenen Strukturen. Die blau gekennzeichneten Linien stellen Gitterstrukturen dar, die roten Kreise sind die in den beiden Datensätzen detektierten Ringstrukturen. Das alte Stadtbild wurde auf Basis einer Zeichnung analysiert, die ausschließlich eine Schrägansicht der direkten Umgebung des Schlosses zeigt, dem neuen Karlsruher Stadtplan liegen dagegen Gauß-Krüger-Koordinaten zugrunde und er bildet ein wesentlich weiter gefaßtes Umfeld des Schlosses ab. Obwohl hierbei weder eine Übereinstimmung in der Abbildungsvorschrift, noch eine Identität des gewählten Ausschnittes besteht, sind anhand der extrahierten Muster direkte anschauliche Vergleiche der beiden Stadtsichten möglich.

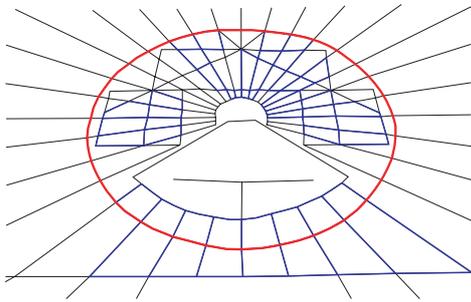


Abbildung 7.11: Detektierte Strukturen im historischen Stadtbild von Karlsruhe/Deutschland.

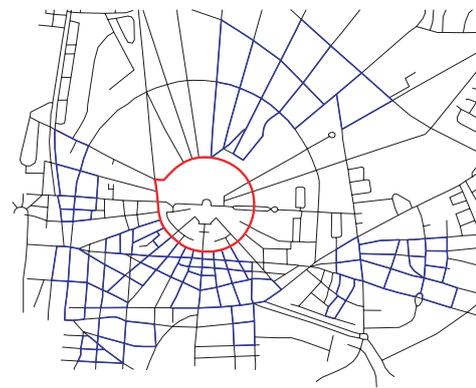


Abbildung 7.12: Detektierte Strukturen im heutigen Stadtbild von Karlsruhe/Deutschland.

Die Ergebnisse lassen Schlußfolgerungen über Änderungen des Stadtbildes, die Entwicklungsgeschichte und das Weiterwachsen der Stadt zu und heben deutlich die dominante Ringstruktur hervor, welche sich im Laufe der Jahrhunderte nur unwesentlich gewandelt hat. Auch einige Gitterelemente sind nach wie vor von Bestand.

Zum Vergleich von historischen Bildern und heutigen Datenbeständen ist es auch möglich, Luftbilder gegen Vektordaten zu matchen, wie es z.B. Hild (2003) beschreibt. Auf diese Weise kann man ebenfalls das historische Stadtbild dem heutigen gegenüberstellen und vergleichen. Allerdings fehlt dieser Zuordnung jegliche Semantik, d.h. es kann zum Beispiel nicht geschlußfolgert werden, ob eine Ringstruktur nach wie vor Bestand hat oder durch neuere Bautätigkeiten durchbrochen wurde.

7.7 Anwendung der Algorithmen auf andere Daten

Die vorgestellten Algorithmen zur Untersuchung von Straßennetzwerken sind auch auf andersartige Datensätze übertragbar. Beispielsweise könnten mit dem Algorithmus zur Gitterdetektion Wasserkanalsysteme hinsichtlich gleichmäßiger, parallel verlaufender Bewässerungsstrukturen analysiert werden (z.B. gitterförmige Wasserkanäle entlang der Feldgrenzen im Marschland in Schleswig-Holstein). Eine weitere Möglichkeit ist die Anwendung des Strokealgorithmus auf natürliche Gewässerlinien. Auch Flurstücksgrenzen (Abbildung 7.13) und Feldgrenzen, welche aus Luftbildern gewonnen werden (Butenuth & Heipke 2005), können mit dem Verfahren zur Gitterdetektion ausgewertet werden, um gleichmäßige, parallele Strukturen zu finden. Für die in Abbildung 7.13 gezeigten Ergebnisse wurde der in Kapitel 5.3 präsentierte Algorithmus dahingehend abgewandelt, dass statt der CRS-Knoten die in Kapitel 5.1 beschriebenen TEE-Knoten als Startknoten verwendet wurden. Somit sind auch die sogenannten „Leiterstrukturen“ detektierbar, welche für die handtuchartig geschnittenen Flurstücke eher typisch sind.

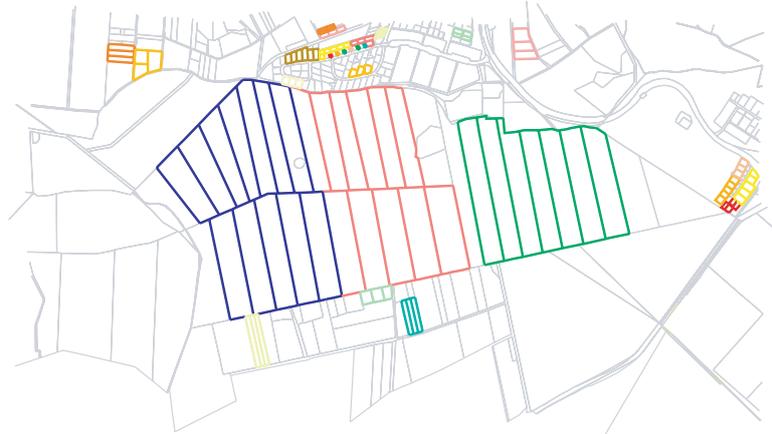


Abbildung 7.13: Anwendung des Algorithmus zur Gitterdetektion auf Daten von Flurstücksgrenzen

Weitere mögliche Anwendungen bestehen in der Nutzung für die Erkennung von ring- oder sternförmigen Systemen von Bahnlinien (z.B. S-Bahn-Ring in Berlin) oder auch zur Suche von zusammenhängenden Inselgruppen (Steiniger, Burghardt & Weibel 2006) mittels Strokes- oder Ringalgorithmus, wobei hierfür die Inseln durch einen Nachbarschaftsgraphen miteinander verbunden werden müssen.

Kapitel 8

Zusammenfassung und Ausblick

In der vorliegenden Arbeit wurde untersucht, inwieweit durch die automatisierte Suche nach charakteristischen Substrukturen in Vektordatensätzen Informationen über den Inhalt der Datensätze gewonnen werden können, die über das herkömmliche Maß gehen. Dabei konzentrierte sich die Arbeit entsprechend der Aufgabenstellung auf die Probleme der Erkennung von typischen geometrischen Mustern in linienhaften Netzwerken, insbesondere in Straßennetzen. Die Entwicklung und Verifizierung der Algorithmen dafür nahm einen breiten Raum ein. Mit der Arbeit sollten wesentliche Voraussetzungen geschaffen werden, um fernerhin eine automatische Anreicherung der Datenbestände zu ermöglichen. Eine solche Automatisierung soll den manuellen Aufwand für die Anreicherung verringern und darüber hinaus den Datensätzen bestimmte Informationen entnehmen, die nicht immer offensichtlich zu Tage treten und sich einer manuellen Anreicherung entziehen. Im Ergebnis der vorliegenden Arbeit kann festgestellt werden, dass sich derartige inhärentes Wissen durch die Untersuchung der in den Datensätzen enthaltenen Regelmäßigkeiten aufdecken läßt.

Indem Straßennetze das Verbindungssystem in und zwischen menschlichen Siedlungs- und Nutzungsgebieten bilden, beinhalten sie auch eine große Menge an Informationen über den Aufbau von städtischen Gebieten, da auf ihrer Grundlage Nachbarschaften und Beziehungen zwischen den Grundstücken und Ansiedlungen entstehen. Die Straßenführungen folgen dabei häufig typischen Mustern. Ihre Anlage unterliegt ökonomischen und physikalischen Gesetzmäßigkeiten bzw. stadtplanerischen Aspekten, welche sich auf die strukturelle Entwicklung einer Stadt auswirken. Dieser Zusammenhang läßt den Schluß zu, dass durch die Untersuchung des Verkehrswegenetzes und der darin enthaltenen Muster Aussagen über die Faktoren getroffen werden können, welche zu der konkreten Stadtstruktur geführt haben.

Der Schwerpunkt der Arbeit lag zunächst auf der Untersuchung und Detektion von elementaren Strukturen im Straßennetzwerk. Dazu gehören:

- Knotentypen
Bei dieser Untersuchung stellte sich heraus, dass für die Analyse des Straßennetzes besonders die FRK-, TEE-, CRS- und X-Knoten eine wichtige Rolle spielen. Diese Knotentypen wurden auch für weitere Musterextraktionen verwendet.
- Strokes
Die bekannten Ansätze zur Strokesbestimmung wurden erweitert. Zusätzlich zu dem etablierten Vorgehen bezüglich des möglichst geradlinigen Verlaufs von Linienverbindungen an Kreuzungen wurden Spezialfälle betrachtet und in die Strokesbestimmung eingebracht. Damit konnte das Verhalten der Strokes bei Fahrhahnaufsplittungen und Kreisverkehren verbessert sowie die generelle Krümmung eines langen, aus zahlreichen Teilstücken bestehenden Strokes berücksichtigt werden.
- gitterförmige Strukturen
Der vorgeschlagene Ansatz untersucht in erster Linie die Zentroide der Gittermaschen. Der Erkennungsalgorithmus geht davon aus, dass sich die Gleichförmigkeit der Gitterelemente in einer gleichmäßig distanzierten Aneinanderreihung der Schwerpunkte auf Geraden widerspiegelt. Der Algorithmus ist jedoch in der Lage, auch Gitter zu detektieren, deren Struktur geringe Abweichungen von der geforderten Regelmäßigkeit aufweist.

- sternförmige Strukturen
Die in dieser Arbeit vorgestellte Implementierung zur Detektion einer Sternstruktur nutzt die Eigenschaft, dass ihre strahlenförmigen Elemente kurze Wege in Richtung des Sternzentrums darstellen. Die Suchstrategie basiert auf dem Dijkstra-Algorithmus, mit dem die kürzesten Pfade von allen in einem Graphen vorhandenen Knoten zu einem potentiellen Zentrumsknoten ermittelt werden. Durch Vergleich dieser kürzesten Pfade mit dem Wert eines vorgegebenen Radius um den Zentrumsknoten werden die Strahlenkandidaten für eine Sternstruktur diagnostiziert. Dieser Ansatz ermöglicht es, auch virtuelle Sternzentren zu finden.
- ringförmige Strukturen
Die Formanalyse von Straßenpolygonen zur Ermittlung kreis- bzw. ellipsenförmiger Strukturen erfolgt unter Verwendung von geometrischen Momenten und deren Invarianten. Die Realisierung der Detektionsstrategie erfordert allerdings eine restriktive Selektion spezifischer Polygone, welche der Untersuchung mit formbeschreibenden invarianten Momenten zugeführt werden, um den Rechenaufwand in vertretbaren Grenzen zu halten. Zu diesem Zweck wurde ein Verfahren zur Vorauswahl bestimmter Straßenpolygone präsentiert, welches auf den Strokes und der Tukey-Tiefe basiert.

Die Resultate der praktischen Erprobung der Detektionsalgorithmen bestätigen anschaulich, dass mithilfe automatischer Extraktionsverfahren Grundstrukturen in Straßennetzwerken mit guter Treffsicherheit erkannt werden können. Die Ergebnisse belegen, dass die automatisch detektierten Muster sehr gut bis gut mit den von Menschen detektierten Mustern übereinstimmen. Es wurde auch gezeigt, dass die Auswertung geometrischer und topologischer Information in Vektordaten zu neuem strukturierten Wissen über den Inhalt der Datensätze führen kann.

8.1 Möglichkeiten zur Verbesserung der Extraktionsmethoden und Erweiterung des Struktursortiments

Für Erweiterungen der Detektionsalgorithmen gibt es zwei Zielstellungen. Einerseits sind Möglichkeiten zur Verbesserung der vorgestellten Verfahren zu prüfen, andererseits liegt es nahe, über die besprochenen Grundstrukturen hinaus weitere Strukturen zu definieren und sie ebenfalls einem automatischen Detektionsprozeß zuzuführen.

Die Bewertung der automatisch extrahierten Strukturen durch Probanden hat gezeigt, in welchen Richtungen eine Verbesserung der Detektionsalgorithmen wünschenswert ist. Bezüglich der Erkennung von **Gitterstrukturen** könnte eine zusätzliche Begutachtung der Ausrichtungen der dem Gitter zugehörigen Kanten den Ansatz noch verbessern. Dadurch würden Unregelmäßigkeiten von umschließenden Kanten, welche nicht dem Anspruch der Parallelität gerecht werden, entdeckt und vermieden. Eine Schwäche des Verfahrens zur Detektion von **Sternstrukturen** besteht in der feinen Verzweigung der Strahlen in der Nähe des Suchkreises. Verschiedene Vorschläge zur Vermeidung dieser Ausprägung bestehen in dem Beschneiden der Sternstruktur, dem Verwenden von Strokes oder der Vorgabe von weiteren Längenkriterien für die Auswahl von Strahlenkandidaten. Eine Verbesserung der **Ringstrukturen** ist besonders in den Fällen zu überdenken, in denen die Ringstraße nicht geschlossen ist. Es ist zu untersuchen, inwieweit durch die Schätzung einer dem Ring bestangepaßten Ellipse grobe Abweichungen erkannt werden können. Diese Gebiete könnten als fehlende Sektoren interpretiert und - den natürlichen Gegebenheiten entsprechend - aus der Ringstruktur nachträglich entfernt werden.

Eine weitere Maßnahme zur Verbesserung der Mustererkennung ist die Untersuchung der Maßstabsabhängigkeit der Strukturen aufgrund der damit verbundenen Unterschiedlichkeit ihrer Erscheinungsbilder. Es wurde bereits angedeutet, dass diese Unterschiedlichkeit erheblichen Einfluß auf die Vorgehensweise zur Detektion der Strukturen haben kann. Eine übergeordnete Gitterstruktur kann z.B. einzelne Straßenelemente innerhalb der Gittermaschen beinhalten. Derartige Umstände wurden bisher (mit Ausnahme von Sackgassen) im Algorithmus zur Gitterdetektion nicht berücksichtigt. Weiterhin ist zu untersuchen, inwieweit die in den Algorithmen eingeführten Toleranzmaße maßstabsabhängig gestaltet werden sollten. Beispielsweise wird eine überregionale Erfassung eher zu generalisierten (geradlinigeren) Straßenverbindungen führen, als die hochgenaue Erfassung kleiner Landstriche. Dies könnte sich z.B. auf die Festlegung des Toleranzmaßes bezüglich der zulässigen Abweichungen zwischen den Längen der kürzesten Pfade und dem Suchkreisradius im Rahmen der Stern-detektion auswirken.

Generell ist zu überlegen, ob auch andere Modellierungsarten zur Detektion der beschriebenen Muster geeignet sind. In der vorliegenden Arbeit wurden explizite Modellierungen (z.B. ellipsenförmig, geschlossen, Zentroidverschiebungen) verwendet. In zukünftigen Arbeiten sollte untersucht werden, wie sich diese Strukturen anhand von flexibleren

Nebenbedingungen und etwa einer Kostenfunktion beschreiben lassen, und ob sich die Detektion dieser Strukturen auf ein Optimierungsproblem zurückführen läßt (Hauert & Wolff 2006).

Die in dieser Arbeit untersuchten Strukturen stellen einige wichtige Vertreter von Grundmustern in Straßennetzwerken dar. Die Erkennung regelmäßiger Strukturen ist jedoch damit bei weitem nicht abgeschlossen. Weitere Ansätze könnten z.B. die Untersuchung von Fischgrätenmustern, mauerwerkartigen Strukturen oder baumförmigen Verzweigungen der Straßenelemente sein. Marshall (2005) liefert eine detaillierte Untergliederung der existierenden typischen Muster. Die automatische Suche nach solchen verfeinerten Strukturen wird ein weitaus ausführlicheres Bild über Städte ermöglichen, insbesondere auch hinsichtlich impliziter Informationen.

8.2 Möglichkeiten zur weiteren Fortführung und Anwendung dieses Themas

Für die Fortführung des Themas der Arbeit - der Mustererkennung in Straßennetzwerken - sehen wir zwei Schwerpunkte. Auf der einen Seite ist es zum Beispiel von großem Interesse, aus detektierten Strukturen das Stadtbild und dessen Entstehung erklären zu können. Auf der anderen Seite sind die Nutzungsmöglichkeiten der entwickelten Algorithmen auch in weiteren Anwendungsgebieten Themen, die dort einen Effektivitäts- und Informationsgewinn erwarten lassen. Anregungen dafür geben die Ausführungen in Kapitel 7 dieser Arbeit.

Als einen ersten Ansatz für die Aufgabe, Muster in Straßennetzwerken zu nutzen, um komplexe Information über Stadtgebiete zu gewinnen, haben wir die Lokalisierung von Stadtzentren vorgestellt. Dabei wurde deutlich, dass diese Art der Wissensanreicherung bessere Techniken zur Kombination der detektierten Strukturen erfordert. Der Erkenntnisgewinn kann nur auf einer Gesamtauswertung aller vorhandenen Information beruhen. In diesem Zusammenhang sei auf das Data Mining und Fragestellungen wie z.B. die nach dem Alter einer Stadt oder nach Standortqualitäten einzelner Stadtgebiete verwiesen.

Eine weitere Anwendungsmöglichkeit besteht in der Unterstützung des Aufbaus von Ontologien. Geometrische und topologische Eigenschaften von Vektordaten können als Basisstrukturen aus jedem beliebigen Datensatz abgeleitet werden. Diese einheitliche „Sprache“ der Geometrie ist unabhängig von jeglichem konzeptuellen Schema. Aus diesem Grund sehen wir ein großes Potential in der Nutzung solcher Information zum automatischen Transfer von Wissen in bestehende Ontologien sowie zwischen verschiedenen Ontologien. Eine semantische Filterung mithilfe geometrischer Strukturen, d.h. die Feststellung von sich überlappenden Bedeutungsgruppen in verschiedenen Datenbanken bzw. Ontologien aufgrund der detektierten Muster, trägt zur Automation der Konzeptanreicherung und -überprüfung bei.

Auch für das Gebiet der automatischen Generalisierung lassen sich Aufgaben erkennen, die mit einer Weiterentwicklung unserer Ansätze zur Mustererkennung gelöst werden können. Es ist ein Ziel jeder Generalisierung, wichtige und das Erscheinungsbild stark prägende Strukturen zu bewahren. Insofern sind grundlegende Untersuchungen zu den Fragen erforderlich, welche Muster das Stadtbild erheblich prägen und wie diese im Zuge einer Generalisierung bzw. von größeren Maßstabsübergängen zu bewahren sind. Die Analyse muß sich dabei auf die Vereinfachung der Einzelstrukturen, also z.B. den Formwandel der realen Ringstruktur zu einer bestangepaßten Ellipse, wie auch auf die Einhaltung des Zusammenspiels mehrerer Strukturen erstrecken.

Ein Zitat von Stephen Marshall (2005) möge abschließend Ansporn für zukünftige Aufgaben sein:

„The topic of 'structure' seemed to expand progressively under examination, revealing new layers of complex detail, almost like an unfolding fractal“.

Bei der Bearbeitung des Themas wurde das Fraktal gewissermaßen ein wenig entfaltet, und folgerichtig wurden zahlreiche neue Fragestellungen aufgeworfen. Die Forderung nach stärkerer Berücksichtigung von Details wurde deutlich und Strukturen, die zunächst detektiert wurden, trachteten danach, weiter verfeinert und untergliedert zu werden. Der Lohn dafür sind immer aussagekräftigere Schlüsse, die aus den detektierten Mustern gezogen werden können.

Literaturverzeichnis

- Aigner, M. (1984), *Graphentheorie: Eine Entwicklung aus dem 4-Farben Problem*, Teubner, Stuttgart. ISBN 3-519-02068-8.
- Aloupis, G. (2005), 'Geometric Measures of Data Depth', *DIMACS Series in Discrete Mathematics and Theoretical Computer Science*. Accepted December 2005.
- Anders, K.-H. (1997), Automated interpretation of digital landscape models, *in*: 'Photogrammetric Week '97', Wichmann Verlag - Heidelberg, Seiten 13–24.
- Anders, K.-H. (2004), Parameterfreies hierarchisches Graph-Clustering-Verfahren zur Interpretation raumbezogener Daten, Doktorarbeit, Institut für Photogrammetrie, Universität Stuttgart, <http://elib.uni-stuttgart.de/opus/volltext/2004/2024/>, (urn:nbn:de:bsz:93-opus-20249).
- Anders, K.-H. (2006), Grid Typification, *in*: A. Riedl, W. Kainz & G. A. Elmes, Hrsg., 'Progress in Spatial Data Handling, 12th International Symposium on Spatial Data Handling (SDH), 10-14 July, Vienna, Austria', Springer-Verlag Berlin Heidelberg New York, Seiten 633 – 642.
- Arkin, E., Chew, L., Huttenlocher, D., Kedem, K. & Mitchell, J. (1991), 'An efficiently computable metric for comparing polygonal shapes', *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* **13**(3), 209–216.
- Barkowsky, T. (2002), *Mental representation and processing of geographic knowledge - A computational approach*, Springer, Berlin.
- Baumgartner, A., Eckstein, W., Heipke, C., Hinz, S., Mayer, H., Radig, B., Steger, C. & Wiedemann, C. (1999), T-REX: TUM research on road extraction, *in*: C. Heipke & H. Mayer, Hrsg., 'Festschrift für Prof. Dr.-Ing. Heinrich Ebner zum 60. Geburtstag', Lehrstuhl für Photogrammetrie und Fernerkundung, Technische Universität München, Seiten 43–64.
- Berry, M. & Linoff, G. (1997), *Data Mining Techniques. For Marketing, Sales, and Customer Support*, John Wiley and Sons, New York.
- Bähr, H.-P. & Vögtle, T. (1998), *Digitale Bildverarbeitung - Anwendung in Photogrammetrie, Kartographie und Fernerkundung*, Herbert Wichmann Verlag, Karlsruhe.
- Bimber, O. & Raskar, R. (2005), *Spatial Augmented Reality: Merging Real and Virtual Worlds*, A K Peters, Ltd., Wellesley, MA, USA.
- Bock, H.-H. (1980), 'Clusteranalyse - Überblick und neuere Entwicklungen', *Journal OR Spectrum* **1**(4), 211–232.
- Boffet, A. & Rocca-Serra, S. (2001), Identification of spatial structures within urban blocks for town characterisation, *in*: 'Proceedings of the 20th International Cartographic Conference, Beijing, China', Seiten 1974–1983.
- Bollobás, B. (2001), *Random Graphs*, Cambridge University Press.
- Bollobás, B. & Riordan, O. (2004), 'The Diameter of a Scale-Free Random Graph', *Combinatorica, Springer Berlin Heidelberg* **24**(1), 5–34.
- Brenner, C. & Sester, M. (2005), Continuous Generalization for Small Mobile Displays, *in*: Agouris & Croitoru, Hrsg., 'Next Generation Geospatial Information', ISPRS Book Series, Taylor and Francis Group, London, Seiten 33–41.

- Butenuth, M. & Heipke, C. (2005), Network Snakes-Supported Extraction of Field Boundaries from Imagery, *in*: H. Kropatsch, Sablatnig, Hrsg., '27th DAGM Symposium „Pattern Recognition“, Vienna, Austria', Springer-Verlag LNCS 3663, Seiten 417–424.
- Canny, J. (1986), 'A Computational Approach to Edge Detection', *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 8(6), 679–698.
- Chrastaller, W. (1933), *Die zentralen Orte in Süddeutschland. Eine ökonomisch-geographische Untersuchung über die Gesetzmäßigkeit der Verbreitung und Entwicklung der Siedlungen mit städtischen Funktionen*, Fischer, Jena.
- Christophe, S. & Ruas, A. (2002), Detecting Building Alignments for Generalisation Purposes, *in*: 'Symposium on Geospatial Theory, Processing and Applications, Ottawa, Canada'.
- de Berg, M., van Kreveld, M., Overmars, M. & Schwarzkopf, O. (2000), *Computational Geometry, Second Edition*, Springer-Verlag, Berlin Heidelberg New York.
- Dempster, A., Laird, N. & Rubin, D. (1977), 'Maximum Likelihood from Incomplete Data via the EM Algorithm', *Journal of the Royal Statistical Society, Series B* 39(1), 1–38.
- Deriche, R. (1990), 'Fast Algorithms for Low-Level Vision', *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 12(1), 78–87.
- Diestel, R. (2005), *Graph Theory, Third Edition*, Springer-Verlag, Heidelberg.
- Dijkstra, E. (1959), 'A note on two problems in connexion with graphs', *Numerische Mathematik* 1, 269–271.
- Duda, R. & Hart, P. (1972), 'Use of the Hough Transformation to Detect Lines and Curves in Pictures', *Comm. ACM* 15, 11–15.
- Ebeling, W., Freund, J. & Schweitzer, F. (1998), *Komplexe Strukturen: Entropie und Information*, Teubner-Verlag, Stuttgart.
- Edelsbrunner, H. (1987), *Algorithms in Combinatorial Geometry*, Springer-Verlag, Berlin.
- Erdős, P. & Rényi, A. (1960), 'On the evolution of random graphs', *Publ. Math. Inst. Hungar. Acad. Sci.* 5, 17–61.
- Faber, A. & Förstner, W. (1997), Segmentierung und Klassifikation orthogonaler Straßennetze mittels Richtungscoodierung, Technical report, Technischer Bericht, Institut für Photogrammetrie, Universität Bonn.
- Fayyad, U., Piatetsky-Shapiro, G. & Smyth, P. (1996), 'From data mining to knowledge discovery in databases', *AI Magazine* 17, 37–54.
- Fayyad, U., Piatetsky-Shapiro, G., Smyth, P. & Uthurusamy, R., Hrsg. (1996), *Advances in Knowledge Discovery and Data Mining*, AAAI/MIT, Menlo Park, CA.
- Fonseca, M., Ferreira, A. & Jorge, J. (2005), Generic Shape Classification for Retrieval, *in*: 'Proceedings of the 6th International Workshop on Graphics Recognition (GREC2005), 25-26 August, Hong Kong, China', Seiten 69–80.
- Frawley, W., Piatetsky-Shapiro, G. & Matheus, C. (1991), Knowledge Discovery in Databases: An Overview, *in*: G. Piatetsky-Shapiro & W. Frawley, Hrsg., 'Knowledge Discovery in Databases', AAAI/MIT Press, Menlo Park, CA, Seiten 1–27.
- Fredman, M. & Tarjan, R. (1987), 'Fibonacci heaps and their uses in improved network optimization algorithms', *Journal of the ACM* 34(3), 596–615.
- Freeman, L. (1979), 'Centrality in Social Networks: Conceptual Clarification', *Social Networks* 1, 215–239.
- Förstner, W. (1986), A Feature Based Correspondence Algorithm for Image Matching, *in*: 'International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing', Vol. 26, 3/3, Rovaniemi.
- Förstner, W. (1991), *Statistische Verfahren für die automatische Bildanalyse und ihre Bewertung bei der Objekterkennung und -vermessung*, Deutsche Geodätische Kommission, C 370, München.

- Fukuda, K. & Rosta, V. (2004), Exact parallel algorithms for the location depth and the maximum feasible subsystem problems, *in*: C. Floudas & P. Pardalos, Hrsg., 'Frontiers In Global Optimization', Kluwer Academic Publishers, Seiten 123–134.
- Giarratano, J. (1993), *The CLIPS User's Guide, CLIPS Version 6.0*, NASA, Information Systems Directorate, Software Technology Branch, Lyndon B. Johnson Space Center, Houston, USA.
- Gruber, T. (1993), 'A translation approach to portable ontology specifications', *Knowledge Acquisition* 5(2), 199–220.
- Haberäcker, P. (1985), *Digitale Bildverarbeitung: Grundlagen und Anwendungen*, C. Hanser-Verlag, München.
- Haeckel, E., Breidbach, O. & Eibl-Eibesfeldt, I. (1998), *Kunstformen der Natur*, Prestel Verlag, Stuttgart.
- Hartigan, J. (1975), *Clustering Algorithms*, Wiley, New York.
- Hartog, J., Holtrop, B., Gunst, M. & Oosterbroek, E.-P. (1999), Interpretation of Geographic Vector-Data in Practice, *in*: 'Proceedings of the Third International Workshop on Graphics Recognition (GREC'99), 26-27 September, Jaipur, India', Seiten 50–57.
- Hauert, J.-H. & Wolff, A. (2006), Generalization of land cover maps by mixed integer programming, *in*: 'GIS '06: Proceedings of the 14th annual ACM international symposium on Advances in geographic information systems', ACM Press, New York, NY, USA, Seiten 75–82.
- Heineberg, H. (2001), *Grundriß Allgemeine Geographie: Stadtgeographie*, UTB für Wissenschaft, Ferdinand Schöningh, Paderborn, 3. Auflage.
- Heinzle, F., Anders, K.-H. & Sester, M. (2006), Pattern Recognition in Road Networks on the Example of Circular Road Detection, *in*: M. Raubal, H. Miller, A. Frank & M. Goodchild, Hrsg., 'Geographic Information Science - Fourth International Conference, GIScience, Münster, Germany, 20-23 September', Lecture Notes in Computer Science 4197. Springer, Berlin.
- Heinzle, F. & Anders, K.-H. (2007), Characterising Space via Pattern Recognition Techniques: Identifying Patterns in Road Networks, *in*: W. Mackaness, A. Ruas & L. Sarjakoski, Hrsg., 'Generalisation of Geographic Information: Cartographic Modelling and Applications', Published on behalf of the International Cartographic Association by Elsevier Ltd., Seiten 233–253, Chapter 12.
- Heinzle, F. & Sester, M. (2004), Derivation of Implicit Information from Spatial Data Sets with Data Mining, *in*: R. S. International Archives of Photogrammetry & V. . Spatial Information Sciences, Hrsg., 'Proceedings of the XXth ISPRS Congress, 12-23 July Istanbul, Turkey, Commission 4', Seiten 335–340.
- Heinzle, F., Kopczynski, M. & Sester, M. (2003), Spatial Data Interpretation for the Intelligent Access to Spatial Information in the Internet, *in*: 'Proceedings of the 21st International Cartographic Conference (ICC), 10-16 August Durban, South Africa'.
- Hild, H. (2003), Automatische Georeferenzierung von Fernerkundungsdaten, Doktorarbeit, Institut für Photogrammetrie, Universität Stuttgart, Deutsche Geodätische Kommission, Reihe C, Nr. 562, München.
- Hough, P. (1959), Machine Analysis of Bubble Chamber Pictures, *in*: 'Proceedings of the International Conference on High Energy Accelerators and Instrumentation, CERN'.
- Jiang, B. & Claramunt, C. (2004), 'A Structural Approach to the Model Generalisation of an Urban Street Network', *GeoInformatica* 8(2), 157–171.
- Kaufmann, L. & Rousseeuw, P. (1990), *Finding Groups in Data - An Introduction to Cluster Analysis*, Wiley, New York.
- Kwon, Y.-B. (1999), Detection of Black Point Houses on the Large Size Scanned Topographic Map, *in*: 'Proceedings of the Third International Workshop on Graphics Recognition (GREC'99), 26-27 September, Jaipur, India', Seiten 69–80.
- Levenshtein, V. (1965), 'Binary codes capable of correcting deletions, insertions and reversals', *Doklady Akademii Nauk SSSR* 4(163), 845–848.

- Li, X., Claramunt, C., Ray, C. & Lin, H. (2006), A Semantic-based Approach to the Representation of Network-Constrained Trajectory Data, *in*: A. Riedl, W. Kainz & G. A. Elmes, Hrsg., 'Progress in Spatial Data Handling, 12th International Symposium on Spatial Data Handling (SDH), 10-14 July, Vienna, Austria', Springer-Verlag Berlin Heidelberg New York, Seiten 451–464.
- Liao, P., Chen, T. & Chung, P. (2001), 'A Fast Algorithm for Multilevel Thresholding', *Journal of Information Science and Engineering* **17**, 713–727.
- Liedtke, C.-E. & Ender, M. (1989), *Wissensbasierte Bildverarbeitung*, Springer-Verlag.
- Lillesand, T. & Kiefer, R. (1994), *Remote Sensing and Image Interpretation*, John Wiley and Sons, New York.
- Lowe, D. (2004), 'Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints', *International Journal of Computer Vision* **60**(2), 91–110.
- Lösch, A. (1940), *Die räumliche Ordnung der Wirtschaft*, Jena.
- Mackness, W. & Edwards, G. (2002), The Importance of Modelling Pattern and Structure in Automated Map Generalisation, Technical report, Joint Workshop on Multi-Scale Representations of Spatial Data, Ottawa, Canada.
- Marr, D. (1982), *Vision: A Computational Investigation into the Human Representation and Processing of Visual Information*, W.H. Freeman and Company, New York, San Francisco.
- Marshall, S. (2005), *Streets and Patterns*, Spon Press, Taylor and Francis Group, London and New York.
- McMaster, R. (1998), 'The Integration Of Simplification And Smoothing Algorithms In Line Generalization', *Journal Cartographica* **26**(1), 101–121.
- Mesev, V. (2005), 'Identification and characterisation of urban building patterns using IKONOS imagery and point-based postal data', *Computers, Environment and Urban Systems* **29**, 541–557.
- Metzger, W. (1953), *Gesetze des Sehens*, Kramer Verlag, Frankfurt.
- Michalski, R., Bratko, I. & Kubat, M. (1998), *Machine Learning and Data Mining: Methods and Applications*, John Wiley and Sons, Chichester.
- Michalski, R., Carbonell, J. & Mitchell, T. (1984), *Machine Learning - An Artificial Intelligence Approach*, Springer-Verlag, Berlin.
- Mustiere, S. (1998), 'GALBE: Adaptive Generalisation. The Need for an Adaptive Process for Automated Generalisation, an Example on Roads', *Proceedings of GIS Planet 98, Lissabon, Portugal*.
- Otsu, N. (1979), 'A threshold selection method from gray-level histograms', *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics* **9**(1), 62–66.
- Pearson, K. (1901), 'On Lines and Planes of Closest Fit to Systems of Points in Space', *Philosophical Magazine* **6**(2), 559–572.
- Rafalin, E. & Souvaine, D. (2004), Computational Geometry and Statistical Depth Measures, *in*: A. S. M. Hubert, G. Pison & S. V. Aelst, Hrsg., 'Theory and Applications of Recent Robust Methods', Statistics for Industry and Technology, Birkhauser, Basel, Seiten 283–296.
- Rangayyan, R., Guliato, D., de Carvalho, J. D. & Santiago, S. A. (2006), Feature Extraction from the Turning Angle Function for the Classification of Contours of Breast Tumors, *in*: 'Proceedings of the International Special Topic Conference on Information Technology in Biomedicine, ITAB 2006, Ioannina, Greece'.
- Röder, R. (1997), Zur Analyse und Optimierung von Transportnetzen, Doktorarbeit, Institut für Anwendungen der Geodäsie im Bauwesen, Universität Stuttgart, Deutsche Geodätische Kommission, Reihe C, Nr. 484, München.
- Reichart, T. (1999), *Bausteine der Wirtschaftsgeographie*, UTB für Wissenschaft, Paul Haupt, Bern.
- Reichenbacher, T. (2004), Mobile Cartography - Adaptive Visualisation of Geographic Information on Mobile Devices, Doktorarbeit, Technische Universität München.

- Schöning, J. (2007), 'Interaktion von mobilen Geräten mit öffentlichen Karten', *Kartographische Nachrichten* 5, 259–267.
- Schwarz, G. (1966), *Allgemeine Siedlungsgeographie*, Walter de Gruyter & Co., Berlin.
- Sester, M. (1995), Lernen struktureller Modelle für die Bildanalyse, Doktorarbeit, Institut für Photogrammetrie, Universität Stuttgart, Deutsche Geodätische Kommission, Reihe C, Nr. 441, München.
- Sester, M. & Heinzle, F. (2004), 'Suchmaschinen mit räumlichem Bewusstsein', *Kartographische Schriften, Band 9, Kartographie als Baustein moderner Kommunikation: Tagungsband zum DGfK Symposium Praktische Kartographie, Königslutter am Elm*.
- Shimasaki, T. & Watanabe, T. (1999), Recognition of Connective Relationship among House Blocks from House Maps, in: 'Proceedings of the Third International Workshop on Graphics Recognition (GREC'99), 26-27 September, Jaipur, India', Seiten 81–89.
- Steiniger, S., Burghardt, D. & Weibel, R. (2006), Recognition of island structures for map generalization, in: 'GIS '06: Proceedings of the 14th annual ACM international symposium on Advances in geographic information systems, Arlington, Virginia, USA', ACM Press, New York, USA, Seiten 67–74.
- Teh, C. & Chin, R. (1988), 'On image analysis by the methods of moments', *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 10, 496–512.
- Thomson, R. & Brooks, R. (2001), Exploiting Perceptual Grouping for Map Analysis, Understanding and Generalization: The Case of Road and River Networks, in: 'Proceedings of the Fourth International Workshop on Graphics Recognition (GREC2001), 7-8 September, Kingston, Canada', Seiten 148–157.
- Thomson, R. & Richardson, D. (1999), The 'good continuation' principle of perceptual organization applied to the generalization of road networks, in: 'Proceedings of the ICA, Ottawa, Canada, Session 47B'.
- Toussaint, G. (1980), 'The relative neighborhood graph of a finite planar set', *Pattern Recognition* 12, 261–268.
- Tukey, J. (1975), Mathematics and the picturing of data, in: 'Proceedings of the International Congress of Mathematicians, Vancouver, Canada', Seiten 523–531.
- Voss, K. & Süße, H. (1995), *Adaptive Modelle und Invarianten für zweidimensionale Bilder*, Verlag Shaker, Aachen.
- Wang, X., Tieu, K. & Grimson, E. (2006), Learning semantic scene models by trajectory analysis, Technical report, Massachusetts Institute of Technology, Computer Science and Artificial Intelligence Laboratory.
- Weber, A. (1909), *Über den Standort der Industrien: Reine Theorie des Standorts*, Tübingen.
- Weibel, R. (1995), Three essential building blocks for automated generalisation, in: J.-C. Müller, J.-P. Lagrange & R. Weibel, Hrsg., 'GIS and Generalization: Methodology and Practice', Taylor and Francis, London, Seiten 56–69.
- Wertheimer, M. (1923), 'Untersuchungen zur Lehre von der Gestalt. II', *Psychologische Forschung* 4, 301–350.
- Wertheimer, M. (1925), 'Über Gestalttheorie', *Vortrag vor der Kant-Gesellschaft, Berlin am 17. Dezember 1924. Verlag der Philosophischen Akademie: Erlangen 1925*.
- Wheeler, J. & Muller, P. (1981), *Economic Geography*, New York.
- Witten, I. & Frank, E. (2000), *Data Mining. Practical Machine Learning Tools and Techniques with Java Implementations*, Morgan Kaufmann Publishers.
- Xiangyu, J., Wenyin, L., Jianyoung, S. & Sun, Z. (2002), On-Line Graphics Recognition, in: 'Proceedings of the 10th Pacific Conference on Computer Graphics and Applications (PG'02), 09-11 October, Beijing, China', Seiten 256–264.
- Zhang, Q. (2004), Modeling Structure and Patterns in Road Network Generalization, Technical report, ICA Workshop on Generalisation and Multiple Representation, Leicester, UK.

Dank

Die vorliegende Arbeit entstand während meiner Tätigkeit als wissenschaftliche Mitarbeiterin im EU-Projekt „SPIRIT“ am Institut für Kartographie und Geoinformatik der Universität Hannover. Der Europäischen Union sei für die finanzielle Unterstützung meiner Mitarbeit im EU-Projekt gedankt.

Mein ganz besonderer Dank gilt Frau Prof. Monika Sester, die diese Arbeit ins Leben gerufen hat und mich in meinem Wirken unterstützt hat. Herrn Prof. Robert Weibel und Herrn Prof. Christian Heipke möchte ich für ihre konstruktive Betreuung in der Schlußphase dieser Arbeit danken.

Bedanken möchte ich mich auch bei meinen Kolleginnen und Kollegen des Instituts für Kartographie und Geoinformatik der Universität Hannover für das angenehme Arbeitsklima und die vielen hilfreichen Anmerkungen und Diskussionen. Besonders bedanken möchte ich mich bei denjenigen, die sich für die manuelle Evaluation zur Verfügung gestellt haben und bei denjenigen, die durch aufmerksame Durchsicht und Korrektur bei der Entstehung dieser Arbeit mitgeholfen haben.

Zum Schluß möchte ich mich noch ganz besonders bei meiner Familie für ihre Unterstützung bedanken.

Lebenslauf

Name		Frauke Anders, geb. Heinzle
Anschrift		Groß-Buchholzer-Str.14 30655 Hannover
Geburtsdatum/-ort		3.5.1971 in Gera
Schulbildung	09/1977 – 08/1987 09/1987 – 08/1989	Polytechnische Oberschule in Hermsdorf Erweiterte Polytechnische Oberschule (Abitur) in Stadtroda und Hermsdorf
Schulabschluß	08/1989	Abitur
Praktikum	09/1989 – 08/1990	Praktikum beim VEB Kombinat Geodäsie und Kartographie in Gera
Studium	WS/1990 – WS/1996	Studium der Geodäsie an der Technischen Universität Berlin
Studienabschluß	02/1997	Diplom-Ingenieur
Referendariat	05/1997 – 06/1999	2. Staatsexamen bei der Senatsverwaltung für Bauen, Wohnen und Verkehr, Berlin
Referendariatsabschluß	06/1999	Vermessungsassessor
Beruflicher Werdegang		
	07/1999 – 07/2002	Leiter der Gruppe Bodenordnung beim Verband für Flurneuordnung und Landentwicklung Gera
	seit 08/2002	Wissenschaftlicher Mitarbeiter am Institut für Kartographie und Geoinformatik der Universität Hannover

Wissenschaftliche Arbeiten der Fachrichtung Geodäsie und Geoinformatik der Leibniz Universität Hannover

(Eine vollständige Liste der Wiss. Arb. ist beim Geodätischen Institut, Nienburger Str. 1, 30167 Hannover erhältlich.)

- Nr. 238 ZAHKAN, K.: Accuracy Assessment of Ocean Tide Loading Computations for Precise Geodetic Observations
- Nr. 239 Festschrift: Univ. Prof. Dr.-Ing. Günter Seeber zum 60. Geburtstag
- Nr. 240 QU, WEIDONG: Zur Anwendung der Fuzzy-Clusteranalyse in der Grundstückswertermittlung. (Diss. 2000)
- Nr. 241 Festschrift: em. Univ. Prof. Dr.-Ing. Wolfgang Torge zum 70. Geburtstag
- Nr. 242 FOPPE, Karl: Kombination von inertialen und satellitengestützten Beobachtungsverfahren Zur ingenieurgeodätischen Überwachung von Brückenbauwerken (Diss.2001)
- Nr. 243 PAKZAD, Kian: Wissensbasierte Interpretation von Vegetationsflächen aus multitemporalen Fernerkundungsdaten (Diss. 2001)
- Nr. 244 LENK, Ulrich: -2.5D-GIS und Geobasisdaten – Integration von Höheninformation und Digitalen Stationsmodellen (Diss. 2002)
- Nr. 245 BÖDER, Volker: Zur hochpräzisen GPS-Positions- und Lagebestimmung unter besonderer Berücksichtigung mariner Anwendungen (Diss. 2002)
- Nr. 246 KARANJA, F. N.: Use of Knowledge Based Systems for the Detection and Monitoring of Unplanned Developments. (Diss. 2002)
- Nr. 247 MENGE, Falko: Zur Kalibrierung und zum Einfluss der Phasenzentrumsvariationen von GPS-Antennen auf die hochpräzise Positionsbestimmung. (Diss. 2003)
- Nr. 248 FEI, Lifan: A Method of Automated Cartographic Displacement – On the Relationship between Streets and Buildings – (Diss. 2002)
- Nr. 249 STRAUB, Bernd-M.: Automatische Extraktion von Bäumen aus Fernerkundungsdaten. (Diss. 2003)
- Nr. 250 Festschrift: Univ.Prof. Dr.-Ing. habil. Dr.h.c.mult. Hans Pelzer zur Emeritierung anlässlich seines 68. Geburtstages (2004)
- Nr. 251 MANN, Wilfried: Integratives Auswertemodell zur Beschreibung des Immobilienmarktes (2004)
- Nr. 252 GEOFORUM 2004 Geoinformationssysteme: Grundlagen – Nutzungen – Entwicklungen. Beiträge der Geoforums 2004, Hannover, Leibnizhaus, 8. Juni 2004
- Nr. 253 HIRT, Christian: Entwicklung und Erprobung eines digitalen Zenitkameranagements für die hochpräzise Lotabweichungsbestimmung. (Diss. 2004)
- Nr. 254 ROLAND, Markus: Untersuchungen zur Kombination terrestrischer Schweredaten und aktueller globaler Schweredaten. (Diss. 2005)
- Nr. 255 WILLGALIS, Stefan: Beiträge zur präzisen Echtzeitpositionierung in GPS-Referenzstationsnetzen. (Diss. 2005)
- Nr. 256 ABU EL REISH, Ingenieurgeodätische Deformationsanalyse am Beispiel der Absenkstrecke des Mohamoud: Elbtunnels in Hamburg. (Diss. 2005)
- Nr. 257 Festschrift: Gedenkkolloquium zum 100. Todestag des Generalleutnants Dr. h.c. Oscar Schreiber (2005)
- Nr. 258 Festschrift: Univ.Prof. Dr.-Ing. Prof. h.c. Günter Seeber zur Emeritierung anlässlich seines 65. Geburtstages (2006)
- Nr. 259 SANTEL, Folke: Automatische Bestimmung von Wasseroberflächen in der Brandungszone aus Bildsequenzen mittels digitaler Bildzuordnung. (Diss. 2006)
- Nr. 260 ELIAS, Birgit: Extraktion von Landmarken für die Navigation. (Diss. 2006)
- Nr. 261 GERKE, Markus: Automatic Quality Assessment of Road Databases Using Remotely Sensed Imagery. (Diss. 2006)
- Nr. 262 KOCH, Andreas Semantische Integration von zweidimensionalen GIS-Daten und digitalen Geländemodellen. (Diss. 2006)
- Nr. 263 Festschrift: 125 Jahre Geodäsie (2006)
- Nr. 264 WOLF, Karen Insa: Kombination globaler Potentialmodelle mit terrestrischen Schweredaten für die Berechnung der zweiten Ableitungen des Gravitationspotentials in Satellitenbahnhöhe (Diss. 2007)
- Nr. 265 RAGUSE, Karsten: Dreidimensionale photogrammetrische Auswertung asynchron aufgenommener Bildsequenzen mittels Punktverfolgungsverfahren (Diss. 2007)
- Nr. 266 HAMPE, Mark: Integration einer multiskaligen Datenbank in eine Webservice-Architektur (Diss. 2007)
- Nr. 267 ANDERS, Frauke: Mustererkennung in Straßennetzwerken - Verfahren zur Interpretation von Vektordaten. (Diss. 2007)

Die Arbeiten werden im Rahmen des wissenschaftlichen Schriftenaustausches verteilt und sind nicht im Buchhandel erhältlich. Der Erwerb ist zu einem Stückpreis von € 25,- bei den herausgebenden Instituten möglich.

