

Birgit Elias

Extraktion von Landmarken für die Navigation

München 2006

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

ISSN 0065-5325

ISBN 3 7696 5035 2

**Diese Arbeit ist gleichzeitig veröffentlicht in:
Wissenschaftliche Arbeiten der Fachrichtung Geodäsie und Geoinformatik der Universität Hannover
ISSN 0174-1454, Nr. 260, Hannover 2006**

Extraktion von Landmarken für die Navigation

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

vorgelegt von

Dipl.-Ing. Birgit Elias

München 2006

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 - (0)89 - 23 031 -0 / -1113 • Telefax +49 - (0)89 - 23 031 -1283 / -1100

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

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

Korreferent: Prof. Dr.-Ing. habil. Hansjörg Kutterer

Gutachter: Dr.-Ing. habil. Stephan Winter

Tag der mündlichen Prüfung: 13.03.2006

© 2006 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

Zusammenfassung

Der Mensch ist nicht nur in der Lage sich räumliches Wissen anzueignen und dieses für seine eigene Navigation zu verwenden, er kann dieses Wissen auch an andere Personen kommunizieren. Einer der grundlegenden Bausteine in diesen Wegbeschreibungen ist die Angabe von Landmarken („An der Kirche rechts ab!“). Landmarken stellen dabei topographische Objekte in der Umgebung dar, die schnell wieder erkannt werden und deswegen helfen, die aktuelle Position zu bestimmen. Durch sie kann die Route im Raum verankert werden. Die empfundene Qualität von Wegbeschreibungen steigt mit der Verwendung von Landmarken, ihr Fehlen wird negativ vermerkt.

Die Aufgabe der Navigation kann heute von automatischen Navigationssystemen übernommen werden. Die Datengrundlage der zurzeit bestehenden Systeme basiert auf der Angabe von Straßennamen und Distanzen und beinhaltet keine Informationen über Landmarken. Um die Qualität und Akzeptanz der Systeme in der Zukunft zu verbessern, wird gefordert, diese für den Menschen intuitiver zu gestalten. Dazu ist es notwendig, die zugrunde liegenden Strukturen der menschlichen Navigation und der Kommunikation von Wegbeschreibungen aufzudecken und im System nachzubilden. Landmarken sind als Grundpfeiler der menschlichen Navigation bestätigt worden. Daher ist die Bereitstellung der Landmarken-Information, um sie in die Datengrundlage der Navigationssysteme zu integrieren, ein erster und wichtiger Schritt in diese Richtung.

Ziel der Arbeit ist es, aus bestehenden Geodatenbeständen automatisch Landmarken für die Navigation zu extrahieren. Die Bestimmung von Landmarken ist ein sehr komplexer Vorgang und wird in der Arbeit in zwei Phasen unterschieden: Der erste Schritt umfasst die Modellierung der „Auffälligkeit“ des Objekts per se und führt zu *potentiellen Landmarken*. Im nächsten Schritt wird diese Auswahlmenge durch zusätzliche Einflüsse, die sich durch den Kontext der jeweiligen Route ergeben, zu *Routen-abhängigen Landmarken* eingeschränkt. Der Fokus der Arbeit liegt auf der Bereitstellung eines Verfahrens zur Bestimmung von potentiellen Landmarken.

Die Aufgabe des Verfahrens ist es dabei, lokale Landmarken zu detektieren. Daher werden einzelne Straßenkreuzungen (als mögliche Entscheidungspunkte innerhalb einer Wegbeschreibung) und ihre direkte Umgebung bezüglich auffälliger Objekte untersucht. Für die Analyse wird ein Verfahren des *Data Minings* angewendet: Aus dem Klassifikationsalgorithmus ID3 wird die neue Anwendungsmethodik *Modifiziertes ID3* entwickelt, um aus den Daten *unüberwacht* Landmarken zu extrahieren.

Die Datenanalyse erfolgt auf Basis von Gebäudedaten aus der ALK (Automatisierte Liegenschaftskarte) in Kombination mit einer 3D-Sichtbarkeitsanalyse aus luftgestützten Laserscan-Daten. Aus den Gebäudedaten werden Attribute abgeleitet und zu einer Datenbasis zusammengestellt, welche die Gebäude durch geometrische, topologische und semantische Attribute beschreibt. Diese wird einer Vorprozessierung unterzogen, innerhalb derer die Datengrundlage überprüft und mit automatischen Verfahren versucht wird, die Relevanz der Attribute zu bestimmen. Die eigentliche Analyse der Daten erfolgt in Untersuchungseinheiten, die jeweils aus der lokalen Gebäudenachbarschaft einer Straßenkreuzung zusammengesetzt sind. Die Festlegung dieser Nachbarschaft geschieht auf Grundlage der Sichtbarkeitsanalyse für die Gebäude.

Das entwickelte Verfahren wird auf ein Testgebiet im Stadtgebiet von Hannover angewendet. Die Ergebnisse sind einer exemplarischen Evaluation unterzogen worden, welche die Plausibilität der extrahierten potentiellen Landmarken und damit die Einsatzfähigkeit des Verfahrens belegen. Zum Abschluss wird das Verfahren diskutiert und ein Ausblick auf das Gesamtkonzept der Extraktion von Landmarken gegeben.

Schlagwörter: Navigation, Landmarken, Data Mining

Summary

The navigation task is a very demanding problem for mobile users. The algorithms used in current software solutions are based on the established methods of car navigation systems and exhibit some inherent disadvantages for pedestrian users. Findings in spatial cognition research have shown that human users need landmarks for easy and successful wayfinding. Unfortunately, these objects are not part of route guidance information systems at the moment. Therefore, it is an aim of research to make landmarks for routing instructions available. The problem is, that typically an object is not a landmark per se, but can be one relative to its environment. In this thesis, an approach to identify landmarks automatically using existing GIS databases is presented.

Landmarks are significant physical, built or culturally defined objects that stand out from their surroundings. They are used as reference points in the environment and support navigation by marking choice points, where a navigational decision has to be made, e.g. at a junction.

The approach presented in this thesis aims to identify landmarks automatically in existing GIS databases. This is a complex task and was therefore divided into two separated parts: The first step includes modelling the saliency of an object at a junction and results in *potential landmarks*. The second step includes further influencing factors depending on the specific route chosen for the navigation task and leads to so called *route-specific landmarks*. The main focus of the work presented here is the automatic procedure to determine potential landmarks.

In order to identify these landmarks the direct neighbourhood of decision points like road junctions is analysed if there are salient objects. The analysis process uses data mining procedures. The well-known classification algorithm ID3 from the field of machine learning was modified by developing a specific analysis workflow into a new application method called *Modified ID3*. This method allows to extract landmarks with an unsupervised process from the database.

The analysis process uses building data from the German cadastral map (ALK) in combination with a 3D-visibility analysis. This is computed based on building outlines and airborne laser scanning data. Attributes for the buildings are derived using information given in the cadastral map. They describe geometric, semantic and topologic properties of the buildings like length and width of the building, distance and orientation to the road, or function. The attribute database is analysed in advance to check the quality and relevance of each attribute for the data mining process. After this the database is reduced to the relevant factors for the extraction procedure.

The actual data mining process uses analysis units compiled from all visible buildings in the local neighbourhood of a junction. The visibility is determined by the 3D-visibility analysis and additional heuristic rules are used to reduce the set of selected objects to recognizable buildings.

The results were evaluated in a user test to validate that the process is capable of determining potential landmarks. The thesis closes with a discussion of the quality of the analysis process and an outlook on future work.

Keywords: navigation, landmarks, data mining

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	9
1.1	Motivation	9
1.2	Zielsetzung der vorliegenden Arbeit	10
1.3	Gliederung der Arbeit	11
I	Grundlagen	12
2	Navigation mit Landmarken	12
2.1	Konzepte der Navigation	12
2.1.1	Methoden der Navigation	13
2.1.2	Navigationshilfen	13
2.2	Kognitive Aspekte der Wegfindung	15
2.3	Landmarken	16
2.3.1	Charakterisierung von Landmarken	16
2.3.2	Relevanz von Landmarken für Navigationshilfen	20
3	Landmarken im Kontext der Wegbeschreibung	25
3.1	Einflussfaktoren auf die Auswahl von Landmarken	25
3.1.1	Nutzer und Nutzungssituation	25
3.1.2	Sichtbarkeit und Wahrnehmung	26
3.1.3	Optimierung der Wegbeschreibung	27
3.2	Integration von Landmarken in Wegbeschreibungen	27
4	Ansätze zur automatischen Bestimmung von Landmarken	30
4.1	Bestimmung der Salienz von Objekten nach Raubal & Winter [2002]	30
4.1.1	Motivation und Ansatz	30
4.1.2	Bewertung visueller und semantischer Aspekte	32
4.1.3	Modellierung der Vorher-Sichtbarkeit	33
4.1.4	Bewertung des strukturellen Aspekts	33
4.2	Identifikation von Landmarken mittels informationstheoretischer Bewertung	34
4.2.1	Motivation und Ansatz	34
4.2.2	Modellierung der Attribute	36
4.2.3	Erweiterung um Sichtbarkeitsanalyse	37
4.3	Vor- und Nachteile der Verfahren	39

5	Grundlagen des Data Mining	43
5.1	KDD und Data Mining	43
5.1.1	Aufgabenfelder des Data Minings	44
5.1.2	Abgrenzung Spatial Data Mining	45
5.1.3	Durchführung eines KDD-Prozesses	46
5.2	Grundlagen der Attributtransformation	48
5.2.1	Skalenarten	48
5.2.2	Übergänge zwischen den Skalenarten	49
5.3	Einteilung der Methoden	50
5.3.1	Clustering	50
5.3.2	Outlier Mining	51
5.3.3	Klassifikation	53
5.4	Lernalgorithmus ID3	54
5.4.1	Entropie und Informationsgewinn	54
5.4.2	Anwendung im Lernprozess	55
5.4.3	Diskussion des Verfahrens	57
II	Extraktion von Landmarken mittels Data Mining	59
6	Verfahren zur Extraktion von Landmarken	59
6.1	Definition der Aufgabenstellung	59
6.1.1	Problemdefinition: Suche nach Landmarken	59
6.1.2	Festlegung der zu untersuchenden Objektarten	60
6.1.3	Definition des Begriffs Landmarke	62
6.2	Einsatz von Data Mining	63
6.2.1	Auswahl der Data Mining-Methode	64
6.2.2	Algorithmus: Modifiziertes ID3	68
6.3	Vorstellung des Extraktionsverfahrens	70
6.3.1	Verfahrensablauf	70
6.3.2	Zielsetzung des Verfahrens	72
7	Selektion und Zusammenstellung der Daten	73
7.1	Verfügbare Datenquellen	73
7.1.1	Gebäudedaten der ALK	74
7.1.2	Laserscan-Daten	74
7.2	Durchführung einer Sichtbarkeitsanalyse	74
7.3	Aufbau der Attributtabelle	75

8 Datenvorverarbeitung	80
8.1 Betrachtung der Attributwerte	80
8.1.1 Untersuchung der nominalen Attribute	81
8.1.2 Untersuchung der numerischen Attribute	83
8.2 Relevanz der Attribute	85
8.2.1 Korrelationsanalyse	86
8.2.2 Attributselektion	88
8.3 Schlussfolgerungen	96
8.3.1 Ergebnisse der Attributwertuntersuchungen	97
8.3.2 Ergebnisse der Attributrelevanz	97
8.3.3 Fazit zu den Untersuchungen	99
9 Data Mining - Datenanalyse	101
9.1 Festlegung der Untersuchungseinheiten anhand der Sichtbarkeit	101
9.1.1 Überprüfung der Sichtbarkeitsanalyse	101
9.1.2 Rückschluss auf Erkennbarkeit von Objekten	103
9.1.3 Diskussion der Sichtbarkeitsbestimmung	104
9.2 Anwendung des Modifizierten ID3	105
9.2.1 Übersicht über den Ablauf	105
9.2.2 Abwägung über das zu verwendende Trennkriterium	106
9.2.3 Prozessierungsablauf	108
9.2.4 Übersicht über die Ergebnisse	109
10 Interpretation der Ergebnisse	113
10.1 Nutzertest zur Evaluation	113
10.1.1 Aufbau und Durchführung des Tests	113
10.1.2 Ergebnisse des Nutzertests	115
10.1.3 Bewertung der Ergebnisse	116
10.2 Vergleich mit tatsächlichen Landmarken	117
10.2.1 Diskussion des Vergleichs mit realen Landmarken	119
10.3 Fazit zur Evaluation	120
III Diskussion und Ausblick	121
11 Bewertung des Ansatzes und zukünftige Forschungsfragen	121
11.1 Vor- und Nachteile des Verfahrens	121
11.2 Ausblick auf ein Gesamtkonzept für die Landmarkenextraktion	124
11.2.1 Wahrnehmung des Objekts	124
11.2.2 Nutzer- und Kontextparameter	125
11.2.3 Optimierung der Wegbeschreibung	126

11.2.4	Qualität als Landmarke	126
11.2.5	Zusammenführung der Aspekte	128
11.3	Zukünftige Fragestellungen in Bezug auf Landmarken	129
11.3.1	Erweiterung der möglichen Landmarken-Objekte	129
11.3.2	Kartographische Visualisierung von Landmarken	129
12	Zusammenfassung	131
	Literaturverzeichnis	133
A	Anhang	140
A.1	Korrelationsuntersuchung	140
A.2	Wrapperverfahren mit ID3	142
A.3	Multiple Regression	142
A.4	Test der Attribute auf Normalverteilung	143
A.4.1	Test auf Schiefe und Exzess	143
A.4.2	Überprüfung von Attributen	144
A.5	Durchführung des Data Minings	145
A.5.1	Untersuchungseinheit: Datenformat für WEKA	145
A.5.2	Ergebnis aus WEKA: Entscheidungsbaum	145
A.6	Nutzertest	146
A.6.1	Übersicht zu den Beschreibungen der Landmarken im Nutzertest	146
A.6.2	Photopanoramen der Testkreuzungen	146
	Danksagung	150
	Lebenslauf	151

*Würden nicht so viele Zeichen gesetzt,
könnte man sich leichter orientieren.*
(Ernst R. Hauschka)

1 Einleitung

1.1 Motivation

Diverse Forschungszweige beschäftigen sich mit der Analyse der menschlichen Fähigkeit, sich in seiner Umwelt selbstständig navigieren zu können. Der Mensch ist in der Lage, sich Raumwissen anzueignen, in einer mentalen Karte abzulegen und diese Informationen für sich selbst bei der Wegfindung im Raum wieder abzurufen oder sogar an andere Personen weiterzugeben. Die Kommunikation erfolgt mittels Wegbeschreibungen, die sich aus zwei elementaren Bausteinen zusammensetzen lassen: *Aktionen* und *Landmarken*. Dabei sind Landmarken topographische Objekte, die in der Realität während der Navigation einfach und schnell wieder erkannt und somit einem speziellen geographischen Ort zugeordnet werden können. Sie dienen dadurch der Verankerung der Route im Raum und sind ein wichtiger Grundpfeiler der menschlichen Navigation. Die empfundene Qualität von Wegbeschreibungen steigt mit der Verwendung von Landmarken, ihr Fehlen wird negativ vermerkt.

Computergestützte Navigationssysteme sind in der Lage die kürzesten Verbindungen innerhalb eines digital vorliegenden Wegenetzes zu berechnen und an den Nutzer zu kommunizieren, um ihn bei seiner Navigation zu unterstützen. Anwendung finden diese Systeme vor allem beim Führen von Kraftfahrzeugen – dafür haben sie sich im letzten Jahrzehnt etabliert – aber aktuell auch bei weiteren Anwendungen wie der Fußgänger- oder Fahrradnavigation. Erst durch die zunehmende Verfügbarkeit tragbarer Kleincomputer wie PDA oder Smartphone ist ein mobiler Gebrauch der Systeme möglich geworden. Was alle zurzeit (kommerziell) verfügbaren Navigationssysteme unabhängig von ihrer Nutzergruppe gemein haben, ist die verwendete Datenbasis. Auf deren Grundlage erfolgt das eigentliche Routing und die Zusammenstellung der Navigationsanweisungen.

Die darin vorliegenden Daten sind für den originären Zweck der Fahrzeugnavigation modelliert und erfasst worden: Neben den Geometrien der Straßenachsen (mit dem Schwerpunkt, diejenigen Straßen und Wege zu erfassen, die für den öffentlichen Verkehr zugelassen sind) werden thematische Informationen rund um den Straßenverkehr vorgehalten, so z. B. die Klassifizierung der Straßen, die Anzahl der Fahrspuren oder Geschwindigkeitsbegrenzungen. Daneben sind auch so genannte *Points of Interest* verfügbar, die den Autofahrer mit nützlichen Zusatzinformationen versorgen, aber keine direkte Verwendung in der eigentlichen Wegbeschreibung finden. Sie reichen von dem Hinweis auf Tankstellen und Apotheken bis hin zu Informationen über Restaurants. Die Vermittlung der Weginformation erfolgt im Fahrzeug üblicherweise in Form einer reduzierten Graphik sowie mittels akustischer Sprachanweisungen, kann aber auch in Form einer Karte und einer beigefügten textlichen Wegbeschreibung vorgenommen werden (siehe z. B. Internet-Routenplaner). Die eigentliche Wegbeschreibung wird dabei aus den Navigationsdaten automatisch generiert und beschreibt die Route in Abschnitten von Straßenkreuzung zu Straßenkreuzung. Der Text wird dabei aus den Bausteinen „Straßenname“, „Abbiegevorgang“ sowie „metrischer Distanz“ bis zum nächsten Knoten zusammengesetzt: „Verlassen sie den Weidendamm und biegen sie links in die Kopernikusstraße ein. Folgen sie dem Straßenverlauf für 434 m.“ (Auszug aus einer Routenanweisung von [Map 2005]).

Nutzt man nun diese Datenbasis und die bisher gebräuchliche Struktur der automatisch erzeugten Wegbeschreibungen als Grundlage für die Navigation, kann es zu Fehlinterpretationen der Anweisungen, Fehlentscheidungen in der Navigation oder einer Irritation des Anwenders durch die Form der Wegbeschreibung kommen, da die Struktur, Inhalte und Kommunikation der Weganweisungen nicht den menschlichen Erfordernissen entsprechen. Bei der Fahrzeugnavigation werden diese Einflüsse durch die Nutzung von zusätzlichen Sensoren (Odometer, inertielle Messeinheit, GPS) und Matching-Verfahren (Ausnutzung der Bedingung, dass sich ein Auto auf einer Straße befinden muss) zur Ermittlung der aktuellen Position gemildert. Aber bei den mobilen Navigationssystemen wie z. B. bei der Fußgängernavigation kommen die Mängel voll zum Tragen, da meist weder eine hochgenaue Positions- und Orientierungsbestimmung vorliegt noch die Beschränkung auf das vorliegende Straßennetz gültig ist.

Dies kann dazu führen, dass der Nutzer seine Navigation nicht optimal oder fehlerfrei durchführen kann und aus diesem Grunde gegebenenfalls auf den Einsatz eines solchen Systems völlig verzichtet. Daher wird

von den Systemherstellern angestrebt, die Systeme an die Bedürfnisse und Erwartungen des menschlichen Nutzers anzupassen, sie intuitiver zu gestalten, um ihre Akzeptanz beim Konsumenten zu verbessern.

Dies wiederum macht die detaillierte Kenntnis über die menschlichen Konzepte und Kommunikationsverfahren von Navigationsinformationen zwingend notwendig, wenn die Systeme das menschliche Verhalten erfolgreich „imitieren“ sollen. Ein aktueller Schwerpunkt in der Forschung liegt darin, den zu Grunde liegenden Bauplan für menschliche Wegbeschreibungen mit seinen notwendigen Elementen und Strukturen zu entschlüsseln und in Form einer so genannten *Ontologie* explizit sichtbar zu machen.

Landmarken sind bereits als essentieller Baustein der Ontologie der menschlichen Wegfindung erkannt worden. Daher ist die Bereitstellung und Integration von Landmarken in die Datenbestände der Navigationsdatenhersteller ein erster wichtiger Schritt, um die Navigationssysteme der Zukunft verbessern zu können.

1.2 Zielsetzung der vorliegenden Arbeit

Aufgrund der elementaren Bedeutung von Landmarken für die menschliche Navigation ist die automatische Bereitstellung dieser Information in den Fokus der Forschung gerückt. Mit der zunehmenden Vielfalt an verfügbaren Geodatenquellen wächst auch der Wunsch, Landmarken durch formale Modelle beschreiben zu können und so automatische Methoden für deren Extraktion zu entwickeln. Daher sind zurzeit mehrere Verfahren, die sich mit dieser Problemstellung auseinandersetzen, Gegenstand der Forschung.

Dabei zeigt es sich, dass die Bestimmung von Landmarken ein sehr komplexes Gebiet ist, bei dem die unterschiedlichsten Aspekte modelliert werden müssen: Zum einen werden (meist topographische) Objekte gesucht, die sich dadurch auszeichnen, dass sie in einem lokalen Umfeld „auffällig anders“ sind als alle anderen. Zum anderen kommt hinzu, dass Landmarken subjektiv geprägt sind: Die Objekte können durch ihre Bedeutung für den Einzelnen an „Auffälligkeit“ gewinnen, sind für andere aber keineswegs bemerkenswert („mein Lieblingsschuhgeschäft“). Landmarken sind auch immer im Kontext der jeweiligen Route zu betrachten. Abhängig von der Annäherungsrichtung an eine Kreuzung ist ein Objekt gegebenenfalls gut und frühzeitig sichtbar oder aber wird durch ein anderes ersetzt, das für diese Richtung besser geeignet ist. Die Fortbewegungsart (Autofahrer, Fußgänger) bestimmt dabei den Zeitpunkt, an dem das Objekt erkennbar sein muss, um die Navigationsentscheidung noch rechtzeitig treffen und ausführen zu können.

Die vorliegende Arbeit geht davon aus, dass sich Gebäudelandmarken aus verfügbaren Geodatenbeständen extrahieren lassen. Es wird ein dafür geeignetes Extraktionsverfahren entwickelt.

Eine vollständige Modellierung der Einflüsse für die Bestimmung von Landmarken muss in mehrere Teilschritte unterteilt werden. Die hier vorliegende Arbeit befasst sich mit der Entwicklung eines Verfahrens für die erste Stufe der Landmarken-Bereitstellung: Die Auffälligkeit von Objekten wird durch einen Vergleich mit Objekten in ihrer direkten Nachbarschaft automatisch bestimmt. Das Ergebnis sind *potentielle Landmarken*, also Objekte, die sich aufgrund ihrer lokalen Besonderheit als Landmarken für eine Wegbeschreibung eignen. Das entwickelte Verfahren ist dabei nicht zwingend an die verwendete Gebäudedatenbasis gebunden, ebenso können zusätzliche oder andere Gebäudeinformationen genutzt werden. Die Modellierungsschritte zur Weiterverarbeitung dieser Zwischenergebnisse zu *Routen-abhängigen Landmarken* werden im Ausblick vorgestellt, deren Umsetzung ist aber nicht mehr Teil dieser Arbeit.

Die hier vorliegende Arbeit liefert als Ergebnis die Aussage, ob durch das gewählte Verfahren in Kombination mit der gewählten Geodatenbasis plausible Gebäudelandmarken automatisch detektiert werden können. Dabei grenzt es sich unter folgenden Gesichtspunkten von bisherigen Verfahren ab:

- ▷ Das Verfahren nutzt einen bestehenden Geodatenbestand (ALK) für die Extraktion von Landmarken, so dass eine großflächige Bereitstellung von Landmarken ohne zusätzlichen Erfassungsaufwand ermöglicht wird.
- ▷ Die Bestimmung der Objektsichtbarkeiten erfolgt auf Basis von luftgestützten Laserscan-Daten, um diese möglichst realistisch (dreidimensional) zu approximieren.
- ▷ Das Verfahren nutzt Data Mining-Verfahren zur Aufdeckung der lokalen Besonderheiten.
- ▷ Durch das Analyseverfahren wird eine automatische Beschreibung des Objekts erstellt, die für die eigentliche Wegbeschreibung genutzt werden kann.

1.3 Gliederung der Arbeit

Zum Einstieg in die Thematik werden zuerst die notwendigen Grundlagen zum Verständnis von Landmarken in Kapitel 2 vorgestellt. Neben den Konzepten der Navigation werden der Aufbau und die Elemente von Wegbeschreibungen – insbesondere die Eigenschaften der Landmarken – beleuchtet. Dabei zeigt sich, dass Landmarken nicht nur Objekte sind, die sich durch ihre eigenen Charakteristiken im Vergleich zu ihrer Umgebung abheben, sondern auch der gewählte Weg und andere Aspekte eine entscheidende Rolle für die Verwendung als Landmarke spielen (siehe Kapitel 3). Da die Nutzung von Landmarken einen so gravierenden Einfluss auf die Qualität von Routeninstruktionen besitzt, sind in den letzten Jahren mehrere Forschungsansätze zur automatischen Bestimmung von Landmarken vorgestellt worden. Diese werden in Kapitel 4 zusammengefasst und diskutiert. Der Extraktionsansatz, der hier für die Bereitstellung von Landmarken vorgestellt wird, nutzt ein Verfahren des Data Minings. Daher werden in Kapitel 5 die grundlegenden Aspekte des Data Minings vorgestellt, die wichtigsten Methoden kurz beleuchtet, sowie die für die weitere Arbeit relevanten Aspekte detailliert ausgeführt.

Daran anschließend erfolgt in Kapitel 6 die Vorstellung des Extraktionsverfahrens. Dazu wird die Aufgabenstellung konkretisiert, der Entscheidungsprozess für die Festlegung des weiteren Vorgehens dargelegt und die Erweiterung eines bestehenden Data Mining-Algorithmus zum *Modifizierten ID3*, dem Kernstück des Auswerteprozesses, erläutert. Anschließend erfolgt die Beschreibung der Durchführung analog zum Ablauf eines Data Mining-Prozesses: Zuerst werden in Kapitel 7 die Datenquellen sowie ihre Aufbereitung zu einer Attribut-Wert-Tabelle und Verwendung in einer Sichtbarkeitsanalyse als Grundlage für das Verfahren vorgestellt. Anschließend erfolgt in Kapitel 8 die Vorverarbeitung der Daten, um sie für die eigentliche Datenanalyse aufzubereiten. Besonderer Schwerpunkt liegt dabei auf der Untersuchung der ausgewählten Attribute, um die Modellierung zu überprüfen sowie die Relevanz der Attribute für das Verfahren zu bestimmen. In Kapitel 9 wird das eigentliche Data Mining durchgeführt, für das zuvor durch die Bewertung der Sichtbarkeitsanalyse der Eingangsdatenbestand endgültig festgelegt wird. Als letzter Schritt im Analyse-Prozess werden die Ergebnisse des Data Minings durch einen Nutzertest in Kapitel 10 evaluiert, um zu überprüfen, ob die automatisch extrahierten Objekte dem menschlichen Konzept einer Landmarke entsprechen und damit der Prozess erfolgreich war.

Die Arbeit schließt mit einer Bewertung des Verfahrens und einem Ausblick auf die zukünftigen Forschungsfragen der Landmarkenextraktion in Kapitel 11 sowie einer Zusammenfassung der Arbeit in Kapitel 12 ab.

Teil I

Grundlagen

2 Navigation mit Landmarken

2.1 Konzepte der Navigation

Der Begriff Navigation beschreibt den Vorgang der Orientierung im Raum mit dem Ziel, einen bestimmten Ort zu erreichen. Dabei werden drei Teilbereiche unterschieden (siehe Abbildung 1):

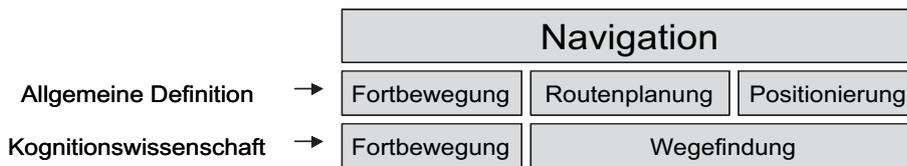


Abbildung 1: Bestandteile der Navigation

Positionierung: Bestimmung der aktuellen Position und Orientierung im Raum.

Routenplanung: Zurechtlegen der Wegstrecke zwischen aktuellem Standpunkt und Ankunftsziel durch räumliches Wissen.

Fortbewegung: Bewegung auf geplanten Streckenabschnitten, dabei Halten des Kurses.

Die Navigation wird im allgemeinen Sprachgebrauch häufig mit ihren Anwendungsgebieten in der See- und Luftfahrt oder der Fahrzeugnavigation in Verbindung gebracht. Dazu gehören auch die meist sehr technikgetriebenen Methoden, die dort heute zum Einsatz kommen (Funkortung, Satellitennavigation). Zusätzlich umschließt dieser Begriff aber auch die menschliche Fähigkeit, sich zu orientieren und seinen Weg zu finden. Die Fertigkeit des Menschen sich durch seine Umgebung zu navigieren ist eine sehr grundlegende (und früher lebensnotwendige) Eigenschaft. Für die Durchführung der Navigation stehen verschiedene Methoden, Landmarken-basiert oder Entfernungsbasiert, zur Verfügung (siehe Abschnitt 2.1.1). Zur Bereitstellung des benötigten räumlichen Wissens entwickelte der Mensch zusätzlich zu den Fähigkeiten seines Gedächtnisses einige Hilfsmittel, wie z. B. Karten, die ihn bei der Wegfindung unterstützen (Kapitel siehe 2.1.2).

Navigation wird im Bereich der Kognitionswissenschaft als koordinierte und zielorientierte Bewegung eines oder des eigenen Körpers durch die Umwelt definiert. Dabei kann es sich um Navigation von Menschen, Tieren oder auch Robotern handeln. Die zwei wichtigsten Fähigkeiten, welche die Navigation dabei ausmachen, sind [Montello in Druck, Golledge 1999] (siehe Abbildung 1):

Fortbewegung: Koordinierte Bewegung im Nahbereich (vorwiegend geprägt durch Wahrnehmung der Umgebung und Durchführung einer Handlung). Fortbewegungsarten des Menschen sind (je nach Alter und Geisteszustand) krabbeln, gehen, laufen, klettern usw. Unterstützt von Maschinen ist Fortbewegung mittels Flugzeugen, Zügen, Autos, etc. möglich. Die Art der Fortbewegung entscheidet, wie Informationen aufgenommen und verarbeitet werden. Dabei kann unterschieden werden zwischen aktiver und passiver Fortbewegung. Bei der aktiven Form (z. B. zu Fuß gehen) ist die Wahrnehmung und das Lernen von räumlichen Gegebenheiten wesentlich ausgeprägter als bei der passiven Form (z. B. im Bus mitfahren).

Wegfindung: Zielgerichtete und vorausgeplante Bewegung eines Körpers innerhalb einer Umgebung in einer effizienten Weise (Schwerpunkt liegt auf der Erinnerung und Vorplanung). Wegfindung benötigt einen Zielort, der erreicht werden soll. Der Begriff bezieht sich aber nicht auf die Anwendung in der direkt zugänglichen Umgebung innerhalb der aktuellen Sichtweite sondern in entfernten, nicht sichtbaren Bereichen. Daher werden zur Unterstützung Erinnerungen aus dem Gedächtnis oder künstlich erzeugte Hilfsmittel wie Karten benötigt. Der Prozess der Wegfindung beinhaltet das explizite Vorausplanen mit Entscheidungen, die dabei getroffen werden müssen, wie das Wählen aus verschiedenen

Möglichkeiten, das Erstellen von Abkürzungen oder das Planen von Fahrten in einer bestimmten Reihenfolge.

Die Wegfindung ist eines der klassischen Forschungsgebiete der Kognitionswissenschaft: Welche kognitiven Fähigkeiten und Prozesse sind nötig, damit der Mensch seinen Weg im Raum findet? Diese Frage wird intensiv in den verschiedensten Disziplinen von Psychologen, Geographen, Linguisten und Anthropologen diskutiert (siehe Kapitel 2.2). Zum einen erfolgt dies mit dem Ziel, dem Wesen des Menschen auf die Spur zu kommen, zum anderen aber, um diese Fähigkeiten auch auf Maschinen übertragen zu können.

2.1.1 Methoden der Navigation

Eine der grundlegenden Fähigkeiten des Menschen ist es, sich in bekannten und auch unbekanntem Umgebungen zu orientieren und seinen Weg zu einem bestimmten Ziel zu finden. Diese sehr komplexe Fähigkeit wird intensiv in der Forschung untersucht, um die Zusammensetzung der Wegfindung zu ermitteln und so Regeln abzuleiten, damit diese Fähigkeiten auch auf Computer übertragen werden können [Werner et al. 1997]. Der Vorgang der Navigation kann mittels verschiedener Methoden erfolgen [Hunt & Waller 1999, Mallot 2000]:

Verfolgung: (*Tracking*) Bei diesem auf Landmarken beruhenden Verfahren wird die Route mit Hilfe örtlicher Hinweise (z. B. Ausschilderung, Schnitzeljagd) verfolgt. Das „Spurenlesen“ zeichnet sich durch eine schnelle, mit wenig kognitivem Aufwand verbundene Ausführung aus. Sein großer Nachteil ist, dass der Nutzer wenig über die Umgebung lernt und daher die Route ohne hilfreiche Zeichen nicht wiederfinden kann.

Koppelnavigation: (*Dead Reckoning, Path Integration*) Bei diesem auf Entfernungen beruhendem Verfahren werden egozentrische (intrinsische, aus der subjektiven Beobachterperspektive gegebene) Hinweise wie Richtungen (Winkel) und Entfernungen benutzt. Dieses ist das einzige Verfahren, das nicht die Wiedererkennung von Objekten (Landmarken) einsetzt, dafür aber werden die Komponenten der Bewegung verfolgt. Eine Neuorientierung erfolgt z. B. über die Aufdatierung von Geschwindigkeit oder Beschleunigung pro gemessenem Zeitintervall.

Zielsuche: (*Piloting, Guidance*) Die Zielsuche beruht auf Landmarken und nutzt egozentrische Richtungsangaben mit allozentrischen (beobachterunabhängigen) Positionsinformationen (Landmarken). Von einem Startknoten aus wird die Richtung angegeben, die so lange verfolgt werden soll, bis die Ziel-Landmarke erreicht ist. Dieses Verfahren benötigt keine Distanzangaben. Da der „Pilot“ immer nur nacheinander von Einzelzielen und Richtungen ausgeht, kann außer der letzten keine andere Richtung zu einem der vorangegangenen Ziele bestimmt werden.

Freie Navigation: Der Anwender hat eine (ausreichend vollständige) mentale Repräsentation (*Kognitive Karte*) der Umgebung und orientiert sich über externe Hinweise (Landmarken), durch die er Entfernungen und Richtungen zu jeglichen Zielen in der Umgebung ableiten kann.

2.1.2 Navigationshilfen

Da die Navigation für den Menschen von so elementarer Bedeutung ist, besitzt er die Fähigkeit, sich eine mentale, räumliche Repräsentation von der Umgebung anzueignen. Diese interne Repräsentation kann durch Verbalisierung in Form einer Wegbeschreibung zu einem gewissen Grad „sichtbar“ und somit einer anderen Person zugänglich gemacht werden. Eine alternative Möglichkeit ist die graphische Darstellung der intern abgelegten räumlichen Beziehungen. Abhängig von der geometrischen Korrektheit, inhaltlichen Vollständigkeit und der Sichtweise entsteht daraus eine (analoge) Karte oder Skizze. Heute stehen diese Hilfsmittel (kombiniert mit automatischer Positionierung) als *Location Based Services* (LBS) auch in digitaler Form zur Verfügung. Es folgt eine kurze Übersicht und Abgrenzung der verschiedenen Navigationshilfsmittel [Sester & Elias 2006]:

Kognitive Karte: Die mentale Karte ist eine interne räumliche Repräsentation der Umgebung. Diese kann Stück für Stück erworben werden, einerseits durch persönliche Erfahrung oder andererseits durch das Lesen von Karten. Da diese Repräsentation aber systematische Verzerrungen und Lücken aufweist, also die Bezeichnung Karte eigentlich nicht zutreffend ist, wird dafür auch der Begriff *Kognitive Collage*

verwendet. Die Kognitive Karte besteht aus den grundlegenden räumlichen Beziehungen: Beziehungen der einzelnen Elemente/Objekte untereinander und Beziehungen zwischen den Elementen und dem (übergeordneten) Bezugssystem [Tversky 1993].

Wegbeschreibungen: übermitteln Routenanweisungen, meist in verbaler Form. Sie werden erzeugt, wenn jemand einer anderen Person den Weg beschreiben muss, um ihm die Navigation in der für ihn unbekannteren Umgebung zu erleichtern. Dabei werden drei kognitive Phasen beim Sprecher durchlaufen: Als Erstes wird der Teil des räumlichen Wissens, der für die spezielle Route relevant ist aktiviert. Dann erfolgt die Auswahl der Route, die aus einzelnen Segmenten vom Start- zum Zielpunkt führend besteht. Dabei werden spezialisierte Algorithmen zur Ermittlung des kürzesten, schnellsten oder einfachsten Weges genutzt. Als Letztes erfolgt die Umsetzung in Sprache, dazu wird der Weg in sequentielle Einheiten zerlegt. Diese bestehen aus beschreibenden Elementen (Beschaffenheit und Position von Landmarken) und Anweisungen (Aktionen für die kritischen Punkte entlang der Route) [Tversky & Lee 1998, Tversky & Lee 1999, Denis et al. 1999].

(Topographische) Karten: Traditionelle Navigationshilfe mit vollständiger Wiedergabe der Topographie in Form einer Karte. Diese kann auch genutzt werden, um eine Kognitive Karte von der Umgebung aufzubauen [MacEachren 1995].

Standortkarten: (*You-Are-Here-Maps*) sind üblicherweise vertikal befestigt (z. B. an einer Wand oder auf einem Ständer), klar erkennbar beschriftet und haben ein Hinweiszeichen auf den aktuellen Standort (z. B. roter Punkt oder Pfeil). Der optimale Standort für diese Karte ist diktiert von den Anforderungen an die Nutzung. Eine einfache Überlagerung des Karteninhalts mit der Umgebung und Orientierung durch paralleles Ausrichten der Karte zur Umgebung soll möglich sein. Dabei ist die Anwendung der *Geradeaus-ist-Oben-Entsprechung* einzuhalten: Was auf der Karte oben abgebildet ist, entspricht dem, was der Betrachter geradeaus vor sich sieht [Levine 1982]. Für LBS-Anwendungen wird mit Hilfe Computer-gestützter Modelle versucht, die optimalen Standorte dieser Karten automatisch zu bestimmen [Richter & Klippel 2002].

Routenpläne: legen ihren Schwerpunkt auf eine einzelne Route. Sie werden dargestellt entweder als Handskizze oder als Streifenkarte, die in einer länglichen Darstellung die abzufahrenden Straßenkreuzungen aneinander reiht, ohne Verwendung von Maßstab oder fester Orientierung [Tversky & Lee 1998, MacEachren 1986].

Schematische Karten: sind, z. B. durch Verfahren der kartographischen Generalisierung, vereinfachte Karten, die durch die Vernachlässigung von räumlichen oder anderen Zwängen auf bestimmte Aufgaben zugeschnitten sind (z. B. U-Bahn-Netzpläne). Für die Anwendung als Navigationshilfe stellen sie dann eine Zwischenform zwischen Karte und Wegbeschreibung dar [Casakin et al. 2000, Freksa 1999].

Wegskizzen: sind sequentiell erzeugte graphische Darstellungen, in der Kartenelemente verwendet werden. Sie stellen eine Visualisierung von (verbalen) Wegbeschreibungen dar, die auf die korrekte räumliche Wiedergabe und Vollständigkeit der Objekte und ihrer Beziehungen verzichten. Wegskizzen sind ungenauer als Schematische Karten [Freksa 1999].

Automatische Positionierung: Eigenständige automatische Positionierungsverfahren, wie Satellitennavigation (GPS, GLONASS, Galileo) oder Funknavigation (z. B. Funkzellenortung von Mobiltelefonen). Die Position wird über Koordinaten festgelegt, da diese für den Menschen aber nur begrenzt anschaulich sind, ist die Technik eigentlich nur nutzbar in Kombination mit einer Karte, in welche die Position übertragen und angezeigt wird.

Location Based Services: Mobile ortsbezogene Dienste, die für Mobilfunkgeräte, Smartphones oder PDA (Personal Digital Assistant) zur Verfügung stehen. Ziel ist die situations- und kontextabhängige Übermittlung von digitalen Ortsinformationen z. B. in Form von Kartenausschnitten oder (textlichen) Wegbeschreibungen. Zur Bestimmung des aktuellen Standpunktes ist der Einsatz einer automatischen Positionierungstechnik möglich.

Navigationsysteme: Computersysteme, die Positionierung mittels GPS (und gegebenenfalls Odometer und Inertialsystem) mit Kartendaten kombinieren. Sie sind in der Lage auf Basis von vorliegenden Straßennavigationsdaten (GDF-Daten) den Weg zwischen Start und Ziel zu berechnen und automatisch in eine Wegbeschreibung zu überführen. Die Ausgabe der Route erfolgt in Kraftfahrzeugen durch inkrementelle Weginstruktionen per Sprachausgabe und vereinfachte graphische Darstellung

(Pfeildarstellungen) auf einem Display [Zhao 1997]. Optimal auf die Bedürfnisse des Anwenders zugeschnittene Fußgängernavigationssysteme (auf mobilen Geräten wie PDA, Handy oder Smartphone) sind vielfach noch Gegenstand der Forschung [Gartner et al. 2004, Lechthaler & Uhlirz 2004, Plümer et al. 2004].

3D-Darstellungen: Die Umgebung wird in Form eines virtuellen 3D-Modells repräsentiert, durch das man sich frei navigieren kann oder in Form von vorgegebenen Filmsequenzen (z.B. entlang der Route) hindurch geführt wird. Die 3D-Karten können als pseudo-realistische Wegbeschreibung aufbereitet werden, in denen der Nutzer Landmarken gut wieder erkennen kann. Eine Kombination von verschiedenen Kartendarstellungen auch mit Video- oder Audio-Informationen zu einem multi-modalen Navigationssystem ist möglich [Kray et al. 2003].

Augmented Reality: Damit bezeichnet man die Anreicherung einer realen Umgebung mit virtuellen Informationen. Zur Vereinfachung kann die Realität durch Videos oder Photopanoramen ersetzt werden, die automatisch mit zusätzlichen, korrekt platzierten Informationen für die Fußgängernavigation angereichert werden können (Richtungspfeile, Hinweisschilder und Beschriftungen) [Kolbe 2002, Kolbe 2004].

2.2 Kognitive Aspekte der Wegfindung

Das räumliche Wissen der meisten Menschen stammt von Karten oder aus eigenen Erfahrungen. Sie bewegen sich durch die Welt, nehmen Objekte, deren Standort und Routen wahr, legen diese Informationen in ihrem Gedächtnis ab und integrieren alle Erkenntnisse zu einem einzigen, in sich schlüssigen Modell der Welt [Thorndyke 1981]. Die Grundbestandteile dieses Modells sind verschiedenartige geographische Objekte. Nach Lynch [1960] sind es die Basiselemente Wege, Grenzlinien (Ränder), Bereiche, Brennpunkte und Merkzeichen (Landmarken). Des Weiteren beinhaltet das Modell die Position der Grundelemente, sowie die Distanzen zwischen ihnen und das benötigte Wissen, um sich in der Umgebung zurechtzufinden. Die primäre Funktion dieser räumlichen Repräsentation ist es, Ortsbestimmungen und Bewegungen durch die reale Welt zu ermöglichen und dafür zu sorgen, dass man sich nicht verirrt [Siegel & White 1975]. Es gibt eine allgemeine Einteilung in drei in ihrer Komplexität zunehmende Stufen von räumlichen Wissen, die inhaltlich aufeinander aufbauen [Siegel & White 1975, Thorndyke 1981, Herrmann et al. 1998, Golledge 1999]:

Landmarkenwissen: (*Landmark Knowledge*) In der Erinnerung sind nur die herausragenden geographischen Elemente (Landmarken) in ungeordneter Form vorhanden.

Routenwissen: (*Procedural Knowledge*) Die benötigten Aktionssequenzen für einzelne Routen, die Landmarken untereinander verbinden, sind im Gedächtnis abgelegt. Möglich ist eine abstrakt-propositionale („erste Ecke links - dann zweimal geradeaus - dann wieder links“) oder imaginale (bildhafte) mentale Repräsentation der Route [Herrmann et al. 1998].

Überblickswissen: (*Survey Knowledge, Configural Representation*) In dieser mentalen Repräsentation sind mehrere Routen abgelegt, die miteinander ein Netzwerk bilden. Dazu sind die verschiedenen Objekte und Routenverbindungen in eine gemeinsame globale Gebietsstruktur integriert worden, so dass auch Alternativrouten, Abkürzungen oder Umwege, bereitgestellt werden können [Thorndyke 1981, Schmauks 1998].

Es wird heute nicht mehr davon ausgegangen, dass diese Stufen einzeln und nacheinander erworben werden. Vielmehr wird angenommen, dass der räumliche Wissenserwerb fließend und nicht in diskreten, voneinander abgegrenzten Stufen erfolgt und ein kontinuierlicher Verfeinerungsprozess der mentalen Repräsentation durch metrische und nicht-metrische Informationen stattfindet [Montello 1998]. Als vereinfachtes Modell kann die Annahme des sequentiellen Aufbaus der drei Wissensstufen herangezogen werden. In diesem erfolgt der Aufbau der räumlichen, mentalen Repräsentation über Routen in der Umgebung, die regelmäßig oder wiederkehrend begangen (oder befahren) werden. Dabei lernt der Mensch den Weg kennen und wird sich der Objekte in der näheren oder weiter entfernten Umgebung bewusst. Diese Objekte können Landmarken sein, welche zur allgemeinen Orientierung dienen, oder solche, die auf Entscheidungspunkte auf der Strecke aufmerksam machen [Golledge 1999]. Beim Lernprozess werden Stück für Stück Objekte, Routen und diejenigen Stadtteile, die durchwandert werden, im Gedächtnis gespeichert, sich kreuzende Routen in der internen Darstellung überlagert und zu einer gemeinsamen Repräsentation integriert. Mit zunehmenden

Umfang an räumlichen Wissen über eine spezielle Umgebung ergibt sich so ein Netz, welches die Konfiguration der Elemente aus der realen Umgebung adäquat widerspiegelt. Wenn dieses Netz eine Dichte aufweist, welche die Ableitung von neuen Routen ermöglicht, die nicht explizit in dieser Repräsentation abgelegt sind, dann wird diese Repräsentation als Überblickswissen bezeichnet.

Die führende Rolle der Landmarken beim Aufbau eines räumlichen mentalen Modells scheint auf eine besondere Fähigkeit des Menschen bei der Erinnerung an Bilder hinzuweisen: die Wiedererkennung im speziellen Kontext (*Recognition-in-Context* [Siegel & White 1975]). Nach einer Theorie von Livingston [1967] besitzen Menschen einen so genannten „Now Print!“-Mechanismus. Dieser sorgt dafür, dass zum Zeitpunkt biologisch bedeutsamer Ereignisse das Nervensystem ein multimodales Bild vom Ereignis, dem Kontext und der Situation des Organismus abspeichert. Der Umfang dieses Bildes hängt vom Grad der Bedeutung, der Neuheit oder des Emotionswertes ab, den das Ereignis für die Person hat. Geht man davon aus, dass die Ausführung einer Entscheidung im Rahmen einer Fortbewegung auf einer Route (z. B. ein Richtungswechsel) ein solch biologisch bedeutsames Ereignis ist, das über einen „Schnappschuss“ festgehalten wird, kann man sich die Basis von mentalen räumlichen Repräsentationen als Bildersammlung von kritischen Wegpunkten vorstellen. Diese wird in dem Moment, wenn das Bild in der realen Welt wieder erkannt wird, abgefragt und der dazugehörige Kontext (z. B. in welche Richtung abzubiegen ist) aus dem Gedächtnis aufgerufen.

2.3 Landmarken

Landmarken lassen sich definieren als eine einzigartige Anordnung von wahrnehmbaren Vorkommnissen oder Mustern [Siegel & White 1975]. Es sind bedeutende, natürliche, (vom Menschen) gebaute oder kulturell geprägte Objekte, die aus ihrer Umgebung hervorstechen [Golledge 1999]. Dadurch identifizieren sie einen speziellen geographischen Ort. Außerdem sind Landmarken strategische Blickpunkte, auf die man sich während einer Route zu- oder von ihnen wegbewegt, oder Zwischenpunkte entlang des Weges, die zur Entscheidungsfindung beitragen.

2.3.1 Charakterisierung von Landmarken

Einer der ersten und prägendsten Versuche Landmarken und ihre Eigenschaften zu beschreiben, wurde von Lynch [1960] unternommen. Bei seiner Untersuchung von drei amerikanischen Städten hinsichtlich ihrer (architektonischen) Grundelemente untergliederte er diese in die Kategorien Wege, Grenzlinien (Ränder), Bereiche, Brennpunkte und Merkzeichen (Landmarken). Zu den Eigenschaften von Landmarken äußerte er dabei Folgendes (zitiert aus der deutschen Übersetzung von Lynch [1960], Seite 96/97):

Bei den Personen, die mit der Stadt gut vertraut waren, konnte man eine Neigung beobachten, sich zur Orientierung weitgehend auf ein System von Merkzeichen zu verlassen und eher auf Einmaligkeit und Spezialisierung als auf Kontinuität zu achten.

Da die Benutzung eines Merkzeichens voraussetzt, dass aus einer Fülle von Möglichkeiten ein Element ausgesondert wird, ist das Hauptcharakteristikum dieser Kategorie Einmaligkeit bzw. ein in diesem Zusammenhang einzigartiger oder merkwürdiger Anblick. Merkzeichen werden leichter erkannt und mit größerer Wahrscheinlichkeit als bedeutungsvoll angesehen, wenn ihre Form klar und einfach ist; wenn sie in starkem Kontrast zum Hintergrund stehen oder wenn die räumliche Situation besonders auffallend ist.

Diese Betrachtungsweise zum Thema Landmarken ist allgemein anerkannt und wird als Ausgangspunkt für die weiteren Untersuchungen zur Charakterisierung und Verwendung von Landmarken für Orientierungszwecke verwendet.

Aussehen und Gestalt von Landmarken

Die von Lynch propagierte Einmaligkeit (*Salienz*) als Grundeigenschaft von Landmarken kann sich durch folgende Eigenschaften oder Anordnungen der Objekte herausbilden [Lynch 1960]:

- ▷ Objekt-Hintergrund-Kontrast ist wesentlicher Faktor. Er beschränkt sich nicht nur auf die direkte Umgebung, es kann auch ein entferntes Objekt sein (z. B. Kirchturmspitze).

- ▷ Räumliches Hervorragen wirkt zweifach: zum einen durch die gute Sichtbarkeit von vielen Richtungen aus, zum anderen durch lokal begrenzte Variation in Höhe oder Tiefe (zurückgesetzt oder vorspringend zur Bauflucht).
- ▷ Lage an Knotenpunkten, an denen Wegentscheidungen getroffen werden müssen.
- ▷ Historisches Bauwerk oder andere Bedeutung (z. B. durch Beschilderung gekennzeichnet).
- ▷ Lokale Ansammlungen gleichartiger Objekte, die sich gegenseitig durch die Wiederholung verstärken.

Auf diesen Beobachtungen aufbauend sind weitere Untersuchungen hinsichtlich der Gestalt von Landmarken vorgenommen worden. Appleyard [1969] versuchte durch eine Studie diejenigen Gebäudeeigenschaften zu bestimmen, die für die Auffälligkeit sorgen, und daher in der mentalen Repräsentation der Einwohner abgelegt werden. Dazu wurde eine zusammengestellte Gruppe von Einwohnern der Stadt Ciudad Guayana (Venezuela) befragt, an welche Punkte und Plätze ihrer Stadt sie sich am besten erinnerten. Alle genannten Gebäude, Einrichtungen und andere Landmarken wurden aufgezeichnet und von den Untersuchenden hinsichtlich einer Reihe von Aspekten bewertet, von denen angenommen wurde, dass sie für die Identifizierung und Wiedererkennung des Objektes von Belang sind. Diese Bewertung wurde anschließend mit der Anzahl an Nennungen korreliert, um die tatsächlich relevanten Attribute zu identifizieren.

Die zu analysierenden Eigenschaften erstreckten sich von Attributen über die „bildhafte“, äußere Gestalt bis hin zu Aspekten der Sichtbarkeit und des Einflusses von Lage und Nutzung des Objektes. Bei den in der Aufzählung kursiv gedruckten Aspekten wurde bei der Analyse ein signifikanter Einfluss auf die Nennung des Objekts aus der Erinnerung heraus festgestellt:

Formparameter: *Bewegung* (vor dem Gebäude), *Kontur*, *Größe*, *Form*, *Fassade*, Qualität und Beschilderung (siehe Abbildung 2). Die Untersuchung dieser Attribute deckte eine Abhängigkeit zwischen Größe, Kontur und Qualität eines Gebäudes auf, sowie die Korrelation zwischen einer auffälligen Form und einer ungewöhnlichen Fassade.

Sichtbarkeit: Nutzungsintensität des Blickpunktes (abhängig davon, wie viele Personen täglich daran vorbeikommen), *Bedeutung der Lage des Blickpunktes* (an bedeutenden Kreuzungen oder Straßen) und *direkte Nähe zu den Blickpunkten*.

Bedeutung: *Intensität der Nutzung* (wie viele Menschen das Objekt nutzen), *Einzigartigkeit der Nutzung* und der Symbolcharakter des Objekts.

Da im Vorfeld der Untersuchung nicht bekannt war, ob die Bewertung der Formeigenschaften auf Basis einer globalen Skala (für die ganze Stadt) oder als relative Einschätzung der Einzigartigkeit innerhalb der direkten Nachbarschaft erfolgen sollte, wurden beide Bewertungen vorgenommen. Die ähnlichen Korrelationskoeffizienten der anschließend erfolgten Regressionsanalyse deuten an, dass die Erinnerung an ein Gebäude genauso stark von seinem Bezug zum Kontext wie von seinen absoluten Eigenschaften abhängt.

Ein weiterer Meilenstein in der Beschreibung der Eigenschaften von Landmarken ist die Charakterisierung von Sorrows & Hirtle [1999]. Diese baut auf die vorher genannten Arbeiten von Lynch [1960] und Appleyard [1969] auf, ist aber auf Grundlage der Untersuchung des virtuellen statt des physischen Raums erstellt worden:

Einzigartigkeit: Diese wird durch starken Kontrast zur lokalen Umgebung hervorgerufen. Die visuelle Auffälligkeit entsteht durch einen Unterschied in Größe, Form, Lage, Alter oder Sauberkeit des Objekts.

Bedeutende Lage: Bei dieser ist das Gebäude von vielen Orten aus sichtbar oder steht direkt an einer Straßenkreuzung.

Zugänglichkeit: Das Objekt liegt an einer Mehrfachkreuzung und ist von vielen Straßen aus zugänglich. Möglich ist auch, dass die Kreuzung an sich die Landmarke darstellt.

Bedeutung des Objekts: Kulturelle oder historische Bedeutung des Objektes (z. B. Rathaus oder Schloss).

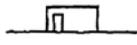
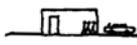
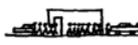
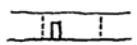
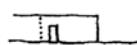
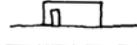
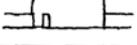
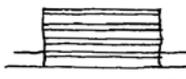
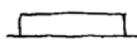
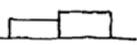
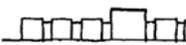
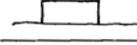
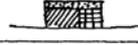
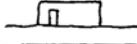
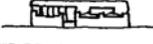
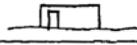
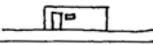
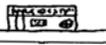
	Low	Medium	High
MOVEMENT			
CONTOUR			
SIZE			
SHAPE			
SURFACE			
QUALITY			
SIGNS			

Abbildung 2: Formbeschreibende Attribute: Bewertung ihres Einflusses (von niedrig zu hoch), entnommen aus [Appleyard 1969]

Symbolhaftigkeit: Das Objekt ist ein Prototyp aus einer Kategorie. Da dieser besser zu erlernen und wieder zu erkennen ist, steht er stellvertretend für die ganze Klasse. Eine symbolhafte Landmarke kann stellvertretend für ein größeres räumliches Gebiet stehen (z. B. der Eiffelturm für Paris).

Auch speziell im Bereich der Fahrzeugnavigationssysteme gibt es Untersuchungen zur Verwendung von Landmarken [Streeter et al. 1985, Burnett 1998, Burnett 2000a, Burnett 2000b]. Eine Untersuchung aus diesem Anwendungsbereich, versucht die Kriterien für solche Landmarken zu definieren, die sich eignen, um sie bei der Fahrzeugnavigation als Sprachanweisung ausgeben zu können [Burnett et al. 2001]. Die wichtigsten Kriterien für die Objekte sind dabei folgende (gute und schlechte Beispiele zu den ermittelten Kriterien sind in Tabelle 1 aufgeführt):

Dauerhaftigkeit: Wahrscheinlichkeit, dass Landmarke noch vorhanden ist (Äußeres oder Beschilderung).

Sichtbarkeit: Ob die Landmarke zu jeder Zeit und von überall aus gut gesehen werden kann.

Bedeutende Lage: Ob die Landmarke nah an einem Entscheidungspunkt gelegen ist.

Einzigartigkeit: Die Wahrscheinlichkeit, dass das Objekt nicht mit einem anderen verwechselt wird. Entweder weil es sehr individuell ausgeprägt ist oder es weit entfernt ist von einer anderen Landmarke des gleichen Typs.

Kürze: Die Prägnanz der Landmarkenbeschreibung (Anzahl der Worte, die benötigt werden).

Welche Art von Objekten und in welchem Kontext letztendlich durch ihre Auffälligkeit zu Landmarken werden, hängt von der Art der Umgebung (z. B. städtisches Gebiet mit dicht bebauter Struktur oder ländliches Gebiet mit fast ausschließlich natürlichen Erscheinungsformen) und der Navigationsanwendung ab. So werden bei unterschiedlichen Fortbewegungsarten z. B. als Fußgänger, Radfahrer oder Autofahrer und der damit möglichen Geschwindigkeit jeweils andere Objekte als Landmarken wichtig [Elias, Hampe & Sester 2005, Maaß 1995]. Während vor allem für Fußgänger in städtischen Gebieten die Gebäude als wichtige Landmarkenquelle angesehen werden [Winter et al. 2004], zeigen Untersuchungen für Fahrzeugnavigationssysteme, dass dort Elemente der Straßeninfrastruktur (Ampeln, Zebrastreifen, Tankstellen) als Landmarken vorzuziehen sind [Burnett 1998].

Tabelle 1: Eigenschaften von Landmarken, die wertvoll für die Sprachausgabe in Fahrzeugnavigationssystemen sind (Tabelle gekürzt entnommen aus Burnett et al. [2001])

Attribute	Gute Landmarken	Schlechte Landmarken
Gleich bleibend im Äußeren	Kirchen, Wälder	Fabriken
Dauerhafte Beschilderung	Monumente, Schulen	Geschäfte, Tankstellen
Sichtbarkeit	Tankstellen, Fußgängerüberwege	Briefkästen, Straßennamen
Bedeutende Lage	Ampeln, Eckgeschäfte	Flüsse, Bahngleise
Einzigartigkeit des Objekts	Brücken, Kreisverkehr	Autowerkstätten
Einzigartigkeit im Kontext	Bahnstationen, Parkanlagen	Ampeln
Kürze	Ampeln	„großes weißes Haus auf der linken Seite“

Typen von Landmarken

Um die verwendeten Landmarken zu untergliedern, können diese in verschiedene Kategorien gruppiert werden. Dabei basiert die Klassifizierung entweder auf der Lage der Landmarke im Verhältnis zur Route oder auf ihren charakterisierenden Eigenschaften. Eine Art der Unterteilung sieht die Differenzierung in globale (entfernte) und lokale Landmarken vor [Lynch 1960, Steck & Mallot 2000], die auch als *On-Route* und *Off-Route* Landmarken bezeichnet werden [Lovelace et al. 1999]. Nach Lynch [1960] sind die entfernten Landmarken hervorragende Objekte, die von vielen Standorten aus gut sichtbar sind und allgemein gut bekannt sind. Trotzdem werden sie anscheinend für die Orientierung und den Aufbau einer mentalen Repräsentation nur von Ortsfremden in stärkerem Umfang genutzt. Ansonsten werden die fernen Merkzeichen nur zur sehr allgemeinen Richtungsorientierung verwendet, weit häufiger dagegen ist die Bezugnahme auf örtliche Objekte [Lynch 1960].

Die Rolle von globalen und lokalen Landmarken für die Navigation ist in einer virtuellen Umgebung namens „Hexatown“ von Steck & Mallot [2000] untersucht worden. In diesem Experiment wurde Teilnehmern eine Route angelernt, die durch lokale Landmarken an jeder Kreuzung (z. B. Gebäude, Telefonzellen) sowie globale Bezugsinformationen (Fernsehturm, Bergspitze, Stadtsilhouette) charakterisiert war. In einem ersten Test, wurden die Landmarken so verschoben, dass sich Konflikte zwischen den beiden Landmarkentypen ergaben: je nachdem auf welche Art von Landmarke der Teilnehmer sich stützte, wurde eine andere Wegentscheidung (Abbiegen nach rechts oder links) getroffen. Dabei zeigte sich, dass beide Landmarkentypen tatsächlich genutzt werden. Die Entscheidung darüber, welche Kategorie verwendet wird, hängt von der persönlichen Präferenz der Person ab: Einige nutzen nur den einen oder den anderen Typus, andere auch beide in Kombination. In einem weiteren Test wurden die Informationen auf eine der beiden Kategorie reduziert, so dass nur globale oder lokale Landmarken zur Verfügung standen. Trotzdem konnten auch die Personen, die sich im vorherigen Test auf die jeweils andere Kategorie von Landmarken gestützt hatten, die Wegentscheidungen richtig treffen. Daraus wird geschlossen, dass die Informationen über beide Typen im Gedächtnis gespeichert und falls notwendig wieder abgerufen werden können.

Das Experiment von Lovelace et al. [1999] zielte auf die Arten und Positionen von Landmarken ab, die in Wegbeschreibungen verwendet werden. Dazu wurden die Landmarkenobjekte in die Klassen *On-Route* (nicht an einem Entscheidungspunkt), *Off-Route* (abseits der Route), tatsächlicher Entscheidungspunkt und möglicher Entscheidungspunkt eingeteilt (siehe Abbildung 3). In diesem Experiment sollten Probanden zwei schriftliche Wegbeschreibungen von einer ihnen bekannten und einer unbekannt Route geben. Die bekannte Route wurde vorher vor Ort abgesprochen, die unbekannt Route wurde durch Kartenmaterial und Photographien bereitgestellt. Der Inhalt dieser Wegbeschreibungen wurde in Einzelbestandteile zerlegt und statistisch ausgewertet, sowie von Gutachtern bezüglich ihrer Qualität bewertet. Ziel war es, zu bestimmen, welche Elemente für die Qualität der Beschreibung entscheidend sind (vergleichbar zur Studie von Denis et al. [1999], die in einem späteren Abschnitt vorgestellt wird).

Die Untersuchung ergibt, dass zur Beschreibung der unbekannt Route gleichgewichtig Landmarken an tatsächlichen Entscheidungspunkten der Strecke und *On-Route* Landmarken eingesetzt werden, für die bekannte Route verteilt es sich noch zusätzlich auf die möglichen Entscheidungspunkte. *Off-Route* Landmarken spielen so gut wie keine Rolle. Die Studie zeigt also, dass die weitere Differenzierung der Landmarken in diese vier Kategorien sinnvoll ist. Abhängig vom Kenntnisstand des Wegbeschreibers mit der Umgebung

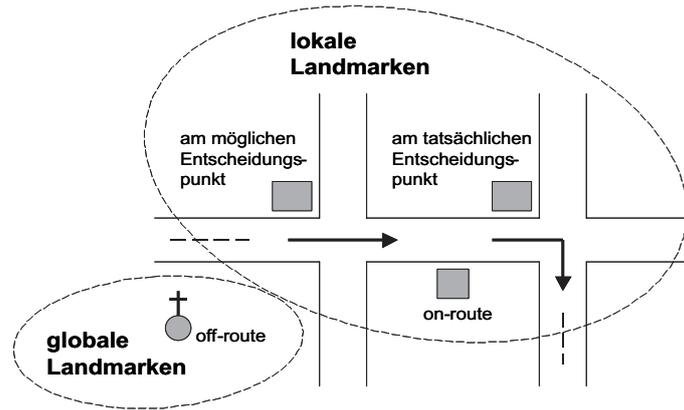


Abbildung 3: Klassifizierung der verschiedenen Landmarken-Typen

beschränkt sich dieser auf das Notwendigste, also die Landmarken entlang der Strecke und an den Abbiegepunkten, oder nutzt auch Landmarken an möglichen Entscheidungspunkten. Im Gegensatz zur Studie von Denis et al. [1999] wird hier die Relevanz der On-Route Landmarken für Wegbeschreibungen festgestellt. Es wird vermutet, dass die Auswahl der jeweiligen Testrouten die Ergebnisse deutlich beeinflusst, und daher weitere Untersuchungen für eine objektive Beurteilung notwendig sind.

Eine weitere Möglichkeit Landmarken zu gruppieren wird in einer Untersuchung von Michon & Denis [2001] vorgenommen. Es wird unterschieden zwischen 2D-Landmarken und 3D-Landmarken. Unter 2D-Landmarken fallen dabei Objekte, die eine zweidimensionale Ausdehnung besitzen wie Straßen und Plätze, als 3D-Landmarken dagegen gelten Häuser, Geschäfte, Statuen, Parkanlagen. Es zeigt sich, dass in Wegbeschreibungen von verschiedenen Routen die durchschnittliche Anzahl genannter Landmarken aus jeder Gruppe konstant ist. Es werden durchschnittlich mehr 3D-Landmarken als 2D-Landmarken verwendet.

Eine der wichtigsten Strukturierungen von unterschiedlichen Landmarken-Typen ist von Sorrows & Hirtle [1999] vorgestellt worden. Aufbauend auf den Grundlagen von Lynch [1960] wird eine Aufgliederung von Landmarken in die drei Bereiche visueller, kognitiver und struktureller Aspekt vorgeschlagen, die sowohl für Landmarken im realen als auch im virtuellen Raum gültig sein soll:

Visuelle Landmarken: Diese sind vor allem wegen ihrer speziellen visuellen Auffälligkeit der Erinnerung würdig. Dazu gehören aber auch Gesichtspunkte wie der Kontrast zur Umgebung oder eine herausragende räumliche Lage.

Kognitive Landmarken: Sie besitzen einen einzigartigen Zweck oder Bedeutung. Dabei kann das Objekt eine typische Bedeutung (durch eine spezielle Nutzung) haben oder es ist gerade atypisch in der betrachteten Umgebung. Diese besondere Semantik kann durch die kulturelle oder historische Bedeutung des Objekts geprägt werden oder weil das Objekt einen Prototypen einer Objektart darstellt. Kognitive Landmarken sind subjektiv und entstehen mit der zunehmenden Kenntnis der Umgebung. Daher sind sie eigentlich für Ortsfremde zur Orientierung nicht gut geeignet, es sei denn eine explizite Beschilderung am Objekt macht diese semantische Information zusätzlich bekannt.

Strukturelle Landmarken: Ihre Bedeutung entsteht durch die Lage des Objekts in der Struktur des Raumes. Der Grad der Zugänglichkeit des Objekts, sowie eine zentrale oder exponierte Lage in der Umgebung spielen dabei eine Rolle.

Entscheidend für die Einteilung ist, dass Landmarken nicht alternativ zu einer dieser Kategorien gehören. Die Stärke einer Landmarke wächst mit der Anzahl der Aspekte, die für sie zutreffen: Die stärkste Landmarke ist sowohl visuell als auch kognitiv und strukturell besonders auffällig.

2.3.2 Relevanz von Landmarken für Navigationshilfen

Nach Siegel & White [1975] folgt aus dem dreistufigen Aufbau des räumlichen Wissens, dass Landmarken und Routen wahrscheinlich die notwendigen und ausreichenden Elemente für Minimalrepräsentationen darstellen, die das Wegefinden möglich machen. Zahlreiche Untersuchungen zu den essentiellen Bestandteilen,

deren Häufigkeit innerhalb der Beschreibung und zur Qualität von Wegbeschreibungen unterstützen diesen Ansatz [Burnett 2000a, Denis et al. 1999, Lovelace et al. 1999, Maaß 1995, Tom & Denis 2003, Tversky & Lee 1998].

Aufbau von Wegbeschreibungen

Wegbeschreibungen sind eine besondere Form des räumlichen Diskurses (*Spatial Discourse*) – eine Sprechhandlung, die räumliche Zusammenhänge kommuniziert. Diese Art von Diskurs stellt eine Kombination aus vier Eigenschaften dar: der Funktion (Zweck der Beschreibung), dem Inhalt (zusammengesetzt aus mehreren Diskurs-Typen), der Struktur und der egozentrischen Perspektive, die eingenommen wird [Daniel & Denis 1998]. Der eigentliche Zweck von Routenbeschreibungen liegt darin, einer anderen Person den Weg von einem Start- zu einem Zielpunkt zu erklären. Zur Übermittlung der Informationen wird die Beschreibung in eine prozedurale (sequentielle) Form mit aufeinander folgenden Instruktionen zerlegt. Dabei werden zwei verschiedene Aktionstypen beschrieben. Diese sind die Fortbewegung, um den Abstand zwischen der aktuellen Position des Anwenders und der des Zieles zu verkürzen, und die Neuorientierung, um den Differenzwinkel zwischen aktueller Richtung und der Zielrichtung zu verkleinern.

Die Untersuchung der Struktur von Wegbeschreibungen zeigt eindeutig, dass Menschen niemals eine Anweisung in Form von Drehwinkeln und absoluten Streckenangaben erteilen, wie sie beispielsweise für einen Roboter geeignet ist, sondern sich immer auf Landmarken stützen. Diese Bezugnahme dient zum einen der Signalisierung von wichtigen Punkten, an denen eine Aktion oder Neuorientierung gefordert ist, oder der Beschreibung der sichtbaren Umgebung, um den Nutzer die Möglichkeit zu geben, seine Position zu überprüfen. In der Studie von Daniel & Denis [1998] kann sehr eindrucksvoll die bedeutende Stellung nachvollzogen werden, die Landmarken innerhalb von Wegbeschreibungen einnehmen. Es wurden drei Beispielrouten auf dem Universitätscampus von Orsay ausgewählt, für welche Wegbeschreibungen von Studenten gegeben wurden, die sich auf dem Gelände auskennen (teils mündlich, teils schriftlich). Diese wurden auf die wesentlichen Aussagen reduziert und anschließend in die fünf Elementtypen der Tabelle 2 eingeteilt. Deutlich erkennbar ist, dass die Summe der Elemente 2–4, die alle Informationen über Landmarken beinhalten, schon ca. 80 % der gesamten Beschreibung stellen.

Tabelle 2: Häufigkeit der einzelnen Elemente in Wegbeschreibungen für drei Beispielrouten, Angabe in [%] (Tabelle entnommen aus [Daniel & Denis 1998])

Elementtyp	Weg 1	Weg 2	Weg 3	Beispiel
1: Aktion angeben	14.1	19.6	16.4	Gehe geradeaus.
2: Aktion mit Hinweis auf Landmarke	35.0	32.1	40.8	Kreuze den Parkplatz.
3: Hinweis auf Landmarke(n)	39.7	32.4	27.6	Vor Dir ist eine Brücke.
4: Beschreibung der Landmarke	9.8	12.8	12.6	Die Brücke ist aus Stein.
5: Kommentare	1.3	3.2	2.6	Das kann man nicht verfehlen.

Qualitätsbestimmung von Wegbeschreibungen

Für die Definition der Qualität von Routenbeschreibungen gibt es keine allgemein gültige Aussage. Bisher werden verschiedene Aspekte vorgeschlagen, die sich meist auf funktionale Gesichtspunkte stützen. Diese basieren teilweise auf Intuition oder gesundem Menschenverstand und müssen erst noch empirisch belegt werden [Lovelace et al. 1999]:

- ▷ Vorwarnung vor auftauchenden Entscheidungspunkten.
- ▷ Angabe von Landmarken an Entscheidungspunkten.
- ▷ „Wenn man bei ... angekommen ist, dann ist man zu weit gegangen“-Anweisungen, falls man einen Entscheidungspunkt verpasst hat.
- ▷ Besser Landmarken anstatt Straßennamen zu verwenden.
- ▷ Angabe der Entfernungen zwischen den Entscheidungspunkten.

- ▷ Angabe, wie man an Entscheidungspunkten weitergehen soll.
- ▷ Die Beschreibung linear halten (in Anlehnung an das sequentielle Abschreiten des Weges).
- ▷ In eingeschränktem Umfang redundante Informationen geben.

Es sind verschiedene Verfahren angewendet worden, um die Qualität einer Wegbeschreibung zu messen [Denis et al. 1999, Lovelace et al. 1999, Streeter et al. 1985, Tom & Denis 2003]: Die Güte einer Routenbeschreibung ist abhängig von der absoluten Anzahl der verschiedenen Bestandteile, die genannt werden, z. B. Landmarken, Anweisungen zum Abbiegen, beschreibende Informationen. Des Weiteren kann eine subjektive Einteilung durch die Befragung von Personen, für wie qualitativ hochwertig sie die Weganweisungen einschätzen, vorgenommen werden. Als letzte Möglichkeit kann der Erfolg, den eine Routenbeschreibung im Praxistest erzielt, anhand der Fehlerquote und der benötigten Zeit relativ zu anderen Beschreibungen der gleichen Route gemessen werden.

So sind in einem Test von Denis et al. [1999] von anderen Personen im Vorfeld erzeugte Wegbeschreibungen auf ihre Qualität hin bewertet worden. Kriterien waren dabei die Verständlichkeit, ob die notwendigen Angaben enthalten sind und ob die Beschreibung zum Aufbau einer mentalen Repräsentation führt, die eine Wegfindung möglich macht. Die Ergebnisse derjenigen Gutachter, die sich in der Umgebung auskannten, und derjenigen, die dort fremd waren, differierten nicht. Unvollständige, aber auch viel zu detaillierte Beschreibungen wurden von den Bewertern als solche erkannt und als dürftig eingeschätzt. Ein Praxistest mit diesen Routenbeschreibungen ergab, dass die schlecht bewerteten auch zu mehr Fehlern bei der Ausführung führten als die für gut befundenen. Dies deutet darauf hin, dass die Qualität von Wegbeschreibungen durch eine Analyse ihrer Struktur, unabhängig davon ob der Bewerter Ortskenntnis besitzt oder nicht, eingestuft werden kann.

In einer weiteren Studie [Tom & Denis 2003] wird untersucht, ob es durch die Verwendung von Landmarken oder Straßennamen in Weginstruktionen zu signifikanten Unterschieden in der Durchführung kommt. Dazu wurde ein Test vorgenommen, bei dem eine Gruppe von Testpersonen sich ausschließlich auf Wegbeschreibungen bestehend aus Aktionen und Straßennamen stützen konnte („Biege rechts ab in die Hauptstraße“) und eine andere Gruppe Landmarken-basierte Instruktionen zur Verfügung hatte („Biege an der Polizei rechts ab“). Die Auswertung der Abbiegefehler, sowie der benötigten Zeiten für Überprüfungen und Stopps auf der Strecke ergab, dass die Landmarken-basierte Navigation effektiver ist als die Straßen-basierte Form. Ein zweiter Test auf dem gleichen Wegabschnitt fokussiert auf die Formulierung von Wegbeschreibungen durch Testpersonen: die Untersuchung belegt, dass der Mensch zweimal mehr Landmarken als Straßennamen beim Erzeugen von Routeninstruktionen verwendet.

Häufigkeit und Verteilung der Landmarken

Ein wegweisender Vorschlag, wie die Kommunikation von Wegbeschreibungen erfolgen sollte, kommt von Allen [1997]. Er unterscheidet zwei verschiedenartige Typen von Kommunikationsaussagen - die Direktiven und die Beschreibungen - und schlägt eine Konvention vor, wie diese optimal zusammengefügt werden sollten:

- ▷ Die einzelnen Aussagen sollten in der wirklichen zeit-räumlichen Abfolge genannt werden, also in der Reihenfolge, in der sie dem Wegsuchenden begegnen.
- ▷ Beschreibungen (zu Umgebungsobjekten, wie Landmarken, Pfaden, Entscheidungspunkten und anderen natürlichen und künstlichen Objekten der Umgebung) sollten mehr Angaben zu den Entscheidungspunkten als zu anderen Teilen der Route beinhalten.
- ▷ Die Häufigkeit von beschreibenden Elementen nimmt gegen Ende der Wegbeschreibung zu, um den Wegsuchenden bei der Wegfindung bestmöglich zu unterstützen.
- ▷ Der Bezug zu *Delimitern* (welche Trennelemente zwischen einzelnen Kommunikationsaussagen sind oder differenzierte Informationen über die Umgebung bereitstellen wie Entfernungs- oder Richtungsangaben oder die Angabe von räumlichen Relationen) sollte an Entscheidungspunkten häufiger sein und zum Ende der Wegbeschreibung zunehmen, insbesondere wenn das Ziel nicht eindeutig erkennbar in seiner Umgebung ist.

Dieser Konventionsvorschlag ist Ausgangspunkt für eine Reihe an Studien, die sich insbesondere mit der Frage beschäftigen, wie viele Landmarken und an welcher Stelle platziert zu guten Wegbeschreibungen führen [Denis et al. 1999, Michon & Denis 2001, Lovelace et al. 1999]. Vorherige Studien ließen vermuten, dass die Verteilung der Landmarken entlang des beschriebenen Weges weder in regelmäßigen Abständen (z. B. in 50 m Abständen) noch rein zufällig verstreut erfolgt, daher wurde die Frage der Verteilung in dem Experiment von Denis et al. [1999] näher beleuchtet. Die Hypothese lautet, dass Landmarken vorwiegend an kritischen Punkten der Route gegeben werden, an denen eine Neuorientierung notwendig wird. Da Landmarken sichtbare „Fingerzeige“ für die Orientierung im Raum sind, ist es wahrscheinlich, dass sie an den Stellen genannt werden, an denen ein Orientierungsproblem zu lösen ist. Die kritischen Punkte der Route sind diejenigen, welche besondere Aufmerksamkeit bei der Navigation erfordern, und daher mit Sorgfalt beschrieben werden müssen:

- ▷ Der Ausgangspunkt der Route, da der Wegsuchende erst aus einer Reihe von Möglichkeiten die Startrichtung ermitteln muss.
- ▷ Die Re-Orientierungspunkte, z. B. freie Plätze oder Straßenkreuzungen, da dort zwischen mehreren Richtungen ausgewählt werden muss (alternativ auch nicht, wenn der Suchende dem Weg geradeaus folgt).
- ▷ Der Zielpunkt der Route sollte mit mehreren Landmarken beschrieben werden, um dem Wegsuchenden sein erfolgreiches Erreichen des Ziels zu bestätigen.

In der Studie von Denis et al. [1999] wurden eine Reihe von Probanden mit sehr guter Ortskenntnis gebeten, Wegbeschreibungen von drei vorausgewählten Routen anzufertigen, mit denen es ortsfremden Personen ermöglicht wird, den Weg zu finden. Die Auswertung aller Wegbeschreibungen für die drei Beispielrouten scheint die oben genannte Vermutung zu bestätigen: 70–90 % der Landmarken werden in der Nähe von oder an kritischen Punkten gegeben. Die Ergebnisse einer weiteren Studie mit ähnlichem Fokus [Michon & Denis 2001] können so interpretiert werden, dass die absolute Anzahl der Landmarken, die in einer Wegbeschreibung gegeben werden, abhängig ist von der Anzahl der kritischen Punkte entlang der Route. Die Verteilung und Häufigkeit der Landmarken entspricht dabei der Konvention von Allen [1997] und dem Modell von Denis et al. [1999]: viele Landmarken am Startpunkt, zunehmende Häufigkeit in der Nähe des Zielpunktes und bei jedem Richtungswechsel auf der Strecke, sowie bei langen geraden Abschnitten, bei denen fehlerhafte Richtungswechsel möglich sind.

Eine andere Studie kommt aber zu etwas abweichenden Ergebnissen: Eine Reihe von Probanden wurde aufgefordert eine Wegbeschreibung für eine ihnen gut bekannte Route anzufertigen. Danach wurden sie entlang einer ihnen unbekannt Route geführt und anschließend gebeten, auch für diese eine Wegbeschreibung anzufertigen [Lovelace et al. 1999]. Bei der Auswertung wurden die Landmarken differenzierter betrachtet als in dem Test von Denis et al. [1999]: eine Unterscheidung zwischen Landmarken an möglichen und echten Entscheidungspunkten, sowie lokalen (entlang des Weges) und entfernten Landmarken wurde vorgenommen (siehe auch Abschnitt 2.3.1). Außerdem wurde der zweigeteilte Versuchsaufbau mit Wegbeschreibungen über (für den Beschreibenden) gut bekannte Routen und für unbekannt (nur einmal für den Versuch abgegangene) Routen separat ausgewertet und die Ergebnisse einander gegenübergestellt. Bei der Weginstruktion für eine gut bekannte Strecke wurden gleich häufig Landmarken an echten und an möglichen Entscheidungspunkten, sowie entlang der Route verteilt, gegeben. War die Strecke eigentlich unbekannt, wurden fast ausschließlich nur Landmarken an echten Entscheidungspunkten und entlang der Strecke gegeben. Dies kann für die Testkonfiguration so interpretiert werden, dass die Angabe von Landmarken an echten Entscheidungspunkten für das Lernen einer einzelnen Strecke ausreichend ist und die kognitiven Fähigkeiten nicht hinreichend sind, um bei einer ersten Begehung zusätzlich die möglichen (aber nicht genutzten) Entscheidungspunkte im mentalen Modell abzulegen.

Die signifikante Verwendung von Landmarken auch entlang der Strecke zeigt die Inkonsistenz mit den vorher beschriebenen Studien, aus denen geschlussfolgert wurde, dass Landmarken ausschließlich an Entscheidungspunkten notwendig sind. Die Testrouten der verschiedenen Studien hatten eine deutlich unterschiedliche Komplexität (Länge und Anzahl der Abzweigungen), was darauf hindeutet, dass noch weitere Parameter einbezogen und mehr Studien unternommen werden müssen, um auszuschließen, dass die Ergebnisse abhängig vom jeweiligen Testszenario sind [Lovelace et al. 1999].

Umsetzung in Navigationshilfen

Die in Abschnitt 2.2 und oben aufgeführten Erkenntnisse, bezüglich der Strukturierung der räumlichen Umgebung in einer mentalen Repräsentation und des Aufbaus von Wegbeschreibungen können bei der Erstellung von Navigationshilfen berücksichtigt werden: Wegbeschreibungen und -darstellungen, die Informationen über Landmarken und Routen bereitstellen, sind ein adäquates Mittel, um das benötigte räumliche Wissen bereitzustellen [Siegel & White 1975]. Viele der Navigationsmechanismen (wie die Suche, das Anzielen und die Zielführung, siehe dazu [Mallot 2000]) benutzen als ultimatives (Fern-)Ziel der Verfahren Landmarken. Wenn man aus diesen einzelnen Suchvorgängen Routen zusammensetzen möchte, die aus eine Reihe von separaten Navigationsschritten bestehen, bedeutet dies, dass man die Gesamtroute als Kette betrachtet, die aus verschiedenen Zwischenpunkten besteht. Immer wenn eine Landmarke erreicht wird, betrachtet man die nächste als neues Ziel der Suche. In der Praxis wendet man dieses Verfahren umgekehrt an: Wenn man eine längere Route vor sich hat, zerlegt man diese automatisch in einzelne Teil-Routen, die jeweils über eine Start- und Ziellandmarke und dazugehöriger Aktion definiert werden [Hunt & Waller 1999]. Landmarken dienen also als Ankerpunkte auf dem Weg [Golledge 1999].

Wegbeschreibungen sollten demnach eine Zusammensetzung aus Landmarken und Fortbewegungsanweisungen sein. Es stellt sich nun die Frage, inwieweit die Ergebnisse für (verbale) Wegbeschreibungen sich auch auf andere Navigationshilfsmittel übertragen lassen. Nach Schlender et al. [2000] ist die Art und Weise, in der diese räumlichen Informationen vermittelt werden, ob durch eine Karte oder verbale Anweisungen, beliebig: Beide Verfahren führen gleich gut zum Ziel. Das kann auch dadurch belegt werden, dass beide Präsentationsformen, die graphische oder verbale Wegbeschreibung, den gleichen Grundaufbau und Inhalt besitzen. Es besteht die Annahme, dass sie sogar automatisch ineinander überführt werden können [Tversky & Lee 1999]. Also ist die Bereitstellung von Landmarken für die Navigation auch für andere, Graphik-basierte Arten von Navigationshilfsmitteln von großer Bedeutung.

Die Art und Weise der kartographischen Kommunikation von Landmarken scheint dabei kein kritischer Punkt zu sein. In einem Navigationstest von Deakin [1996] wurde ein Fahr-Praxistest mit drei verschiedenen Karten als Navigationshilfsmittel unternommen: eine Karte ohne zusätzliche Landmarken, eine mit Landmarken repräsentiert durch bildhafte Skizzen (als Seitenansicht auf die Objekte) und einer mit Landmarken dargestellt durch geometrisch abstrakte Symbole (wie Kreis, Dreieck, Quadrat). Wider Erwarten ist die mehr bildhafte Repräsentation durch stereotypische Skizzen nicht besser. Beide Landmarken-Darstellungen schneiden gleich gut ab, wohingegen die Karte ohne jegliche Darstellung von Landmarken signifikant schlechter in der Performanz war. Daraus folgt also, dass Landmarken, egal in welcher Darstellungsform, zu Weginstruktionen hinzugefügt werden sollten, sogar eine akustische Präsentation in Fahrzeugnavigationssystemen ist denkbar [Deakin 1996].

3 Landmarken im Kontext der Wegbeschreibung

Die Eignung eines Objektes als Landmarke hängt nicht alleine von seinen Eigenschaften ab, sondern auch von Einflussfaktoren, die sich aus der Verwendung in einer konkreten Wegbeschreibung ergeben: Welcher Typ von Nutzer braucht zu welchem Zeitpunkt für welchen Zweck eine Wegbeschreibung?

In diesem Kapitel sollen die wichtigsten äußeren Einflussfaktoren auf die Auswahl eines Objektes als Landmarke vorgestellt werden. Anschließend geht es um die Kommunikation von Route und Landmarken an den Wegsuchenden. Dabei liegt der Schwerpunkt vor allem auf der Möglichkeit zur Integration von Landmarken-Informationen in die zurzeit verfügbaren, automatisch erzeugten Wegbeschreibungen.

3.1 Einflussfaktoren auf die Auswahl von Landmarken

Eine Vielzahl an Aspekten geht in die endgültige Auswahl eines Objektes als Landmarke in einer Wegbeschreibung ein. Die wichtigsten Anforderungen für die tatsächliche Verwendung ergeben sich dabei aus der Festlegung der Route: Ausschließlich Objekte, die in einer definierten Nachbarschaft zur Route liegen, kommen in Betracht. Diese werden weiterhin durch die Bewegungsrichtung auf den Routensegmenten sowie Ein- und Ausgangskante eines Entscheidungspunktes eingeeengt. Daraus folgt, dass ein Objekt aufgrund seiner ihm eigenen Eigenschaften eine *potentielle* Landmarke darstellen kann. Ob dieses in einer Wegbeschreibung tatsächlich als Landmarke genutzt wird, hängt von den weiteren Einflussfaktoren ab und ändert sich von Route zu Route. Die Auswahl eines Objektes als Landmarke ist daher nicht allgemein gültig sondern nur *Routen-spezifisch* zutreffend. Die wichtigsten Aspekte, die Einfluss auf diese Festlegung haben, werden in den folgenden Abschnitten vorgestellt.

3.1.1 Nutzer und Nutzungssituation

Die Mobile Kartographie [Reichenbacher 2004] umfasst die Modellierung, Generierung und Präsentation digitaler Karten für mobile Nutzungskontexte. Die Adaption von Karten und Informationen in mobilen Systemen kann in zwei Bereiche unterteilt werden [Zipf 2003a]: Die Individualisierung und Anpassung an den jeweiligen Endanwender (Personalisierung) und die Berücksichtigung des wechselnden Umfeldes im Verlauf der mobilen Nutzung durch kontextuelle Parameter. Unter Kontext werden dabei Informationen zur Position, Zeit und mobiler Nutzeraktivität subsumiert [Reichenbacher 2003].

Die Konzepte zur Modellierung des Kontextes gelten auch für die Generierung von Wegbeschreibungen (z. B. Routing für den kürzesten, schnellsten oder touristisch-attraktivsten Weg), egozentrischen Karten [Reichenbacher 2005] oder Fokuskarten [Zipf & Richter 2002] sowie die Bereitstellung von benutzerspezifischen Landmarken darin [Elias & Hampe 2003, Zipf 2002, Zipf 2003b]. Abhängig von der Person (Alter, Geschlecht, Bildungsstand) variieren die Objekte, die sich als Landmarke eignen. Dies gilt vor allem für *kognitive Landmarken*, die sich erst durch die nähere Kenntnis der Umgebung herausbilden und dabei auch von den persönlichen Präferenzen der Nutzer geprägt werden („Lieblingsschuhgeschäft“, entsprechend der Definition von Sorrows & Hirtle [1999] in Kapitel 2.3.1). Diese subjektiven Einflüsse sind entweder detailliert zu modellieren, so dass eine optimale Adaption an den einzelnen Nutzer möglich ist. Oder sie müssen alternativ aus der Modellierung der Landmarke ausgeklammert werden, damit eine weitgehend objektive Landmarkenbestimmung erfolgt, die den Anforderungen eines durchschnittlichen Nutzers genügt. Zurzeit ist die Bestimmung, welche Faktoren überhaupt Einfluss auf eine kontextbezogene Kartengenerierung nehmen, Gegenstand der Forschung [Zipf 2003a]. Dazu werden bei der Kartengestaltung Hypothesen über die Einflussparameter getroffen und anschließend ihr tatsächlicher Einfluss durch Nutzertests überprüft [Heidmann & Hermann 2003, Sarjakoski & Nivala 2005].

Dass die Tageszeit (Tag oder Nacht) auf die Auswahl der adäquaten Landmarke einen nachweisbaren Einfluss besitzt, ist durch eine Nutzerbefragung von Winter et al. [2004] aufgedeckt worden. In dieser wurden Probanden über den Grad der Auffälligkeit von Gebäudefassaden befragt, wobei diese durch Photographien aufgenommen bei Tageslicht oder Dunkelheit repräsentiert wurden. Das Ergebnis zeigt, dass die Auffälligkeit von Objekten tagsüber signifikant anders ist als nachts. Demnach spielt der Zeitaspekt bei der Bestimmung von Landmarken eine Rolle.

3.1.2 Sichtbarkeit und Wahrnehmung

Einen besonderen Stellenwert für die Auswahl eines Objektes als Landmarke besitzt seine Sichtbarkeit. Dabei ist es für eine „reibungslose“ Navigation notwendig, dass das Objekt schon vor dem Erreichen des eigentlichen Entscheidungspunktes, den dieses Objekt lokalisieren soll, zu sehen sein muss. Wie weit vorher die Sichtbarkeit zu gewährleisten ist, hängt von der Zeitspanne ab, die benötigt wird, um die Information aufzunehmen, zu verarbeiten und den Rückschluss auf die eigene Handlungsweise zu ziehen („Da muss ich abbiegen!“). Abhängig von der Fortbewegungsgeschwindigkeit des Nutzers (Fußgänger, Fahrradfahrer oder Autofahrer) berechnet sich daraus der einzuhaltende Abstand zum Entscheidungspunkt, um eine fehlerfreie Wegfindung zu ermöglichen.

Es ist zu beachten, dass Sichtbarkeit nicht zwingend gleichbedeutend mit (Wieder-)Erkennbarkeit von Objekten ist. Diese hängt nämlich ab vom Anteil des Gesamtobjektes, der sichtbar ist, von dem Betrachtungswinkel, der Richtung, aus der man sich dem Objekt annähert, sowie der Geschwindigkeit, mit der man das Objekt passiert. Zusätzlich ist den Eigenheiten des menschlichen Sehens Rechnung zu tragen. Neben der Begrenzung des menschlichen Gesichtsfeldes durch den horizontalen und vertikalen Öffnungswinkel der Augen, spielen auch weitere Eigenschaften des menschlichen Sehens (Schärfbereich (so genannter *Useful Field of View*), peripheres Sehen und die Aufmerksamkeit) eine entscheidende Rolle [Ware 2004]. So ist nach Maaß [1996] bei der Tätigkeit der Wegfindung davon auszugehen, dass der Wegsuchende auf dem Routensegment vor dem nächsten Entscheidungspunkt (*Verzweigungspunkt*) seine Wahrnehmung (*Perzeptionsbereich*) auf einen eingeschränkten *räumlichen Aufmerksamkeitsbereich* fokussiert, der in der Nähe des nächsten Verzweigungspunktes liegt (siehe Abbildung 4, links). Daher liegen Landmarken allgemein dicht an Entscheidungspunkten. Weiter eingeengt wird der Wahrnehmungsbereich durch die Ausrichtung des Fokus entsprechend der Erwartungshaltung des Wegsuchenden, wohin die Route weiterführt. Bei Vorgabe einer Links-Abbiegung als nächste Aktion wird der räumliche Fokus in diese Richtung abgelenkt (siehe Abbildung 4, rechts). Daraus folgt, dass Landmarken auf der „falschen“ Seite der Kreuzung ungeeignet sind, da sie nicht wahrgenommen werden.

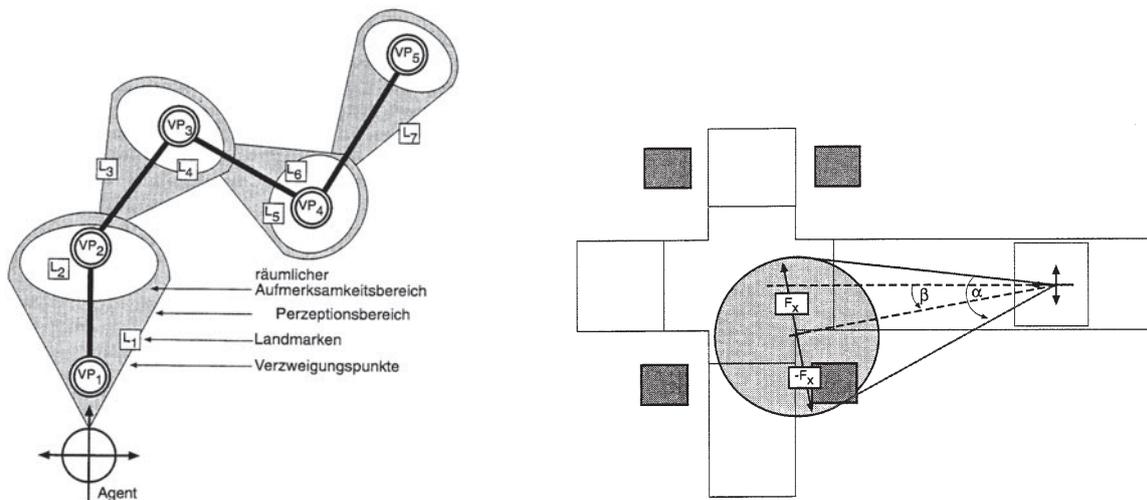


Abbildung 4: Räumlicher Aufmerksamkeitsbereich. Links: Wahrnehmungsbereiche zwischen zwei Verzweigungspunkten der Route. Rechts: Annäherung an Kreuzungssituation. Der räumliche Fokus liegt tendenziell auf der Seite, auf der die nächste Abbiegeaktion geplant ist. (Beide Abbildungen entnommen aus [Maaß 1996].)

Aus diesem fokussierten Wahrnehmungsverhalten des Menschen während der Wegfindung resultiert auch die Beobachtung, dass unterschiedliche Nutzergruppen wie Autofahrer und Fußgänger unterschiedliche Objektarten als Landmarken nutzen. Der Blick des Autofahrers ist hochkonzentriert auf den Straßenraum, um das Fahrzeug durch den Verkehr zu steuern. Daher sind Objekte wie Ampeln, Zebrastreifen und Brücken, die innerhalb dieses Aufmerksamkeitsbereiches liegen, als Orientierungshilfe für ihn gut geeignet [Burnett 1998, Burnett et al. 2001]. Für Fußgänger werden in städtischen Gebieten insbesondere Gebäude (Gaststätten, Supermärkte, Geschäfte) als vorherrschende Objektgruppe für geeignete Landmarken angesehen [May et al. 2003, Ross et al. 2004].

3.1.3 Optimierung der Wegbeschreibung

Mit Hilfe der Wegbeschreibung versucht der Wegsuchende eine mentale Repräsentation der Route (*Conceptualisation*) aufzubauen. Abhängig von der jeweils vorliegenden Route kann dies zu unterschiedlicher kognitiver Belastung bei dem Nutzer führen. Daher schlagen Richter et al. [2004] die Generierung von *Routen-spezifischen* Wegbeschreibungen vor, bei denen die Einfachheit, mit der sie vom Anwender interpretiert werden können, das grundlegende Optimierungskriterium für den Aufbau der Wegbeschreibung darstellt. Es werden sowohl kognitive (Geschwindigkeit der Routenerfassung) als auch linguistische Aspekte (Kürze und Struktur der Beschreibung) in die Bewertung einbezogen.

Ein menschliches Konzept bei der Erfassung von Wegbeschreibungen ist das räumliche Zusammenfassen (*Spatial Chunking*) von Einzelelementen in höherwertige Beschreibungselemente (*HORDE* – Higher Order Route Description Elements) [Klippel 2003a, Klippel 2003b, Klippel et al. 2003]. Dabei wird zwischen drei verschiedenen Chunking-Konzepten unterschieden:

Numerisches Chunking: Eine Sequenz gleicher Richtungsanweisungen an Entscheidungspunkten kann zu einer Anweisung zusammengefasst werden („An der dritten Kreuzung rechts abbiegen“).

Landmarken Chunking: Vergleichbar zum Numerischen Chunking werden gleichartige Elemente zusammengefasst. Nicht die Anzahl der Elemente, sondern eine Landmarke wird genannt („An der Tankstelle rechts abbiegen“).

Strukturelles Chunking: Die räumlichen Strukturen einer Umgebung sind einzigartig wie z. B. T-Kreuzungen, an denen nur rechts oder links gewählt werden kann („An der T-Kreuzung nach links“).

Dieses Konzept kann für die Bewertung der Eignung von strukturellen Auffälligkeiten als punktförmige, linienhafte und flächige Landmarken herangezogen werden [Richter & Klippel 2004, Klippel & Winter 2005, Klippel, Richter & Hansen 2005]. Die Integration der strukturellen Salienz in ein Modell für die Bestimmung von Landmarken wird in Abschnitt 4.1.4 erläutert.

Die Einfachheit der Beschreibung ist auch die Grundlage des *Landmark Spider* Ansatzes [Caduff & Timpf 2005]. Dabei soll auf Basis von gegebenen Landmarken eine Route so berechnet werden, dass sie anhand dieser Objekte am einfachsten zu beschreiben ist (bezeichnet als „clearest route“). Die Gewichtung zwischen Landmarke und Wegsegment wird festgelegt durch den Abstand und die Orientierung zwischen Landmarke und Navigierendem sowie der Salienz der Landmarke.

Die Untersuchung inkrementeller (schrittweiser), menschlicher Wegbeschreibungen deckt linguistische Einflussfaktoren für die Eignung eines Objektes als Landmarke auf [Gapp 1995, Gapp 1996, Maaß 1995, Maaß 1996, Maaß & Schmauks 2004]. So ist das zeitliche Verhalten eines „Sprechers“ analysiert worden, der eine schrittweise Wegbeschreibung geben soll. Dabei führen zeitliche Beschränkungen (hohe Geschwindigkeit bei der Navigation) zu einer Komprimierung der Beschreibung, die jeweils kurz vor einem Entscheidungspunkt gegeben wird. Wenn dagegen genügend Zeit vorhanden ist, wird die Beschreibung ausführlicher, gleichmäßiger auf den Streckenabschnitt verteilt und mit Landmarken angereichert [Maaß 1996]. Außerdem ist die räumliche Position der Landmarke für die Beschreibung von herausragender Bedeutung. Führt die Route anhaltend geradeaus, werden nur selten Landmarken referenziert, da diese Situationen keiner weiteren raumbezogenen Spezifikation bedürfen und als Standardfall betrachtet werden. Dahingegen werden bei einem Abbiegevorgang fast grundsätzlich Landmarken verwendet. Bei einer freien Entscheidungsmöglichkeit welches Objekt dazu ausgewählt wird, verwenden Testpersonen ausschließlich solche Landmarken, deren Position auf der Abbiegeseite liegt. Auch wenn auf der gegenüberliegenden Seite ein auffälligeres Objekt zur Verfügung steht, wird es nicht genutzt. Dies entspricht den Erkenntnissen über die Wahrnehmung von Objekten aus Abschnitt 3.1.2. Für die Bewertung der linguistischen Komplexität einer Beschreibung ist es aber von besonderem Interesse, dass die Testpersonen bei der Aufforderung, dieses andere Objekt trotzdem zu verwenden, Schwierigkeiten haben, die Anweisung überhaupt zu formulieren und rechtzeitig zu geben [Maaß 1996].

3.2 Integration von Landmarken in Wegbeschreibungen

Die Übermittlung von Wegbeschreibungen kann in unterschiedlichen Präsentationsarten erfolgen. Die üblichen Kommunikationsformen sind Sprache (in Form von Text oder Sprachanweisung) oder graphische Darstellungen (in Form von Karten oder ähnlichen graphischen Abstraktionen). Diese beiden Formen

der Informationsübermittlung werden üblicherweise als komplementär zueinander gesehen, wobei die graphische Präsentation klare Vorteile bei der Kommunikation von räumlichen Relationen besitzt. Speziell der Aufbau von Routenanweisungen (verbal) und -darstellungen (graphisch) besitzt eine gemeinsame Struktur, die gegenseitig austauschbar ist: Wegbeschreibungen können alternativ als Liste mit Navigationsanweisungen oder als abstrahierte Graphik kommuniziert werden, deren Bestandteile identisch sind und daher vermutlich automatisch in die jeweils andere Form überführt werden können [Tversky & Lee 1999].

Zurzeit verfügbare Navigationssysteme und (Internet-)Routenplaner generieren aus einem Datenbestand sowohl eine Kartendarstellung als auch Routing-Instruktionen in Form von Textbeschreibungen. Es wird geschätzt, dass ab 2005 mehr als 10 Millionen Navigationssysteme pro Jahr in Europa und Nordamerika verkauft werden [May et al. 2001]. Mit der wachsenden Verfügbarkeit und Nutzung gehen wachsende Ansprüche an Zuverlässigkeit, Genauigkeit und erweiterte Funktionalitäten dieser Systeme einher: Eine Verbesserung der Navigationssysteme auf Basis von nutzerzentriertem Design ist unumgänglich. Es wurde durch Studien belegt, dass Landmarken-Informationen in den Weganweisungen von Autofahrern als wertvoll eingeschätzt werden [Deakin 1996]. Daher sollten Landmarken in zukünftige Fahrzeugnavigationssysteme integriert werden [Burnett 1998, May et al. 2001]. Weitere Studien zeigen, dass sich die Erkenntnisse über die Wichtigkeit von Landmarken für die Fahrzeugnavigation direkt auf Fußgängeranwendungen übertragen lassen [Ross et al. 2004]. Für die zukünftigen Systeme sind daher geeignete Konzepte für die verbale und graphische Kommunikation von Landmarken bereitzustellen.

Aufbau und Darstellung von Wegbeschreibungen aus Internet-Routenplanern

Das Routing für die Navigation erfolgt auf der Basis von einem Wegenetzgraphen. Das Straßennetz ist im Navigationsdatenformat GDF als Graph inklusive der dazugehörigen Kantenkosten (z.B. Distanzen, aber auch Fahrgeschwindigkeiten) modelliert, auf dem Kürzeste-Wege-Suchverfahren anwendbar sind [Zhao 1997, Aho et al. 1983, GDF 2004]. Bei einem Internet-Routenplaner wird dabei die verbale Wegbeschreibung aus Textbausteinen zusammengesetzt und besteht aus den Einzелеlementen „Straßennamen“, „Abbiegeangabe“ und „Distanz“ (siehe Abbildung 5, links). Die Kartendarstellung erfolgt in variablen Zoomstufen, in denen der Weg durch eine hervorgehobene Linie mit Richtungspfeilen entlang der Route kenntlich gemacht wird. Zusätzliche Informationen – so genannte Points of Interest (POI), wie Tankstellen, Parkplätze, etc.– werden in der Karte dargestellt (siehe Abbildung 5, rechts). Eine alternative Visualisierungsform von Routenkarten, die in der Gestaltung an von Menschen gezeichnete Wegskizzen angelehnt ist, kann durch Generalisierung der Daten erzeugt werden (z. B. *LineDrive*) [Agrawala & Stolte 2000, Agrawala 2001, Agrawala & Stolte 2001].

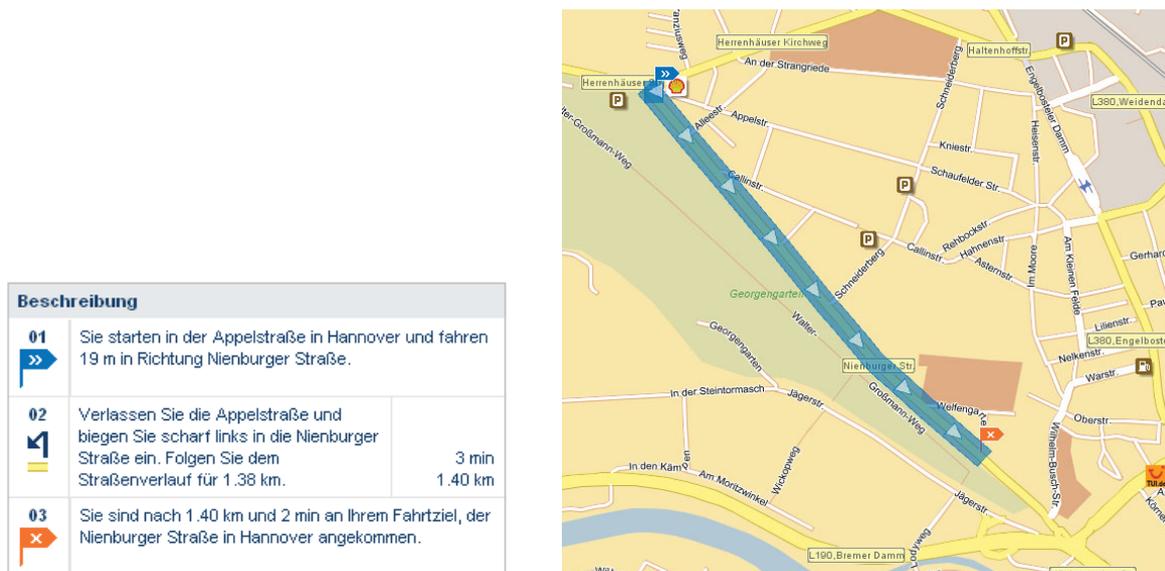


Abbildung 5: Beispiel einer Wegbeschreibung generiert vom Internet-Routenplaner Map24 [Map 2005]. Links: Weganweisung, rechts: Kartendarstellung.

Die bestehenden Navigationsdaten sind auf die Belange des Fahrzeugroutings zugeschnitten. Relevante Informationen für die Fußgängernavigation, wie z. B. Informationen über Fußwege, Fußgängerbrücken, Zugewegungen zu Gebäuden, Wege in Gebäuden auf mehreren Stockwerken, sowie Fußgängerzonen sind nicht Bestandteil der Daten. Ein Vorschlag zur Modellierung des Fußwegenetzes (für Innenstädte), das sich am GDF-Standard orientiert und primär Gehwege beschreibt, ist von Kolbe [2002] vorgestellt worden.

Visualisierung von Landmarken in Karten

Die adäquate Visualisierung von Geoinformationen ist Aufgabe der Kartographie [Buziek 2003]. Mit der zunehmenden Verfügbarkeit mobiler Geräte ist, nachdem bereits die optimale Darstellung von Bildschirmkarten untersucht worden ist [Brown 1993, Neudeck 2001, Brunner 2002], die Art und Weise, wie Geodaten auf Kleinbildschirmen (Mobiltelefone, Smartphones, PDA) kartographisch kommuniziert werden sollten, in den Fokus der Forschung gerückt (*Small Display Cartography*).

Anwendungsgebiet für diese Darstellungen auf mobilen Geräten sind die Location Based Services (LBS), die einem Nutzer kontextbasierte, ortsbezogene Informationen zur Verfügung stellen. Dazu wird neben der geeigneten Hardware eine informationstechnische Infrastruktur (Positionierung mit z. B. GPS oder Funkzellenortung, Zugang zum Mobilfunknetz und damit auch Internet) vorausgesetzt (*Telekartographie*) [Gartner 2001]. Als übergeordnetes Ziel der Aufgabe, einen mobilen Nutzer mit geobasierten Mehrwertdiensten zu versorgen, steht vielfach die Bereitstellung einer Fußgängernavigation, um ihn zu seinem angebotenen Ziel zu führen. Eine Reihe an Forschungsprojekten beschäftigt sich mit den unterschiedlichen Aspekten der LBS-Erstellung: geeignete 2D-/3D-Visualisierung, Mensch-Maschine-Schnittstellen, Systemarchitekturen, Positionierungsverfahren u.a. [Meng et al. 2005, Gartner et al. 2004, Plümer et al. 2004, Reichenbacher 2004, Gartner 2004, Kray et al. 2003, Lechthaler & Uhlirz 2004, Kelnhofer & Lechthaler 2002, Wahlster et al. 2001].

Um die kartenbasierten Navigationsanwendungen den menschlichen Bedürfnissen anzupassen, ist wiederum die Bereitstellung von Landmarken von Bedeutung. Wie diese erfolgreich kartographisch kommuniziert werden können, ist daher zu untersuchen. Die Ergebnisse von Studien aus dem Bereich der Fahrzeugnavigation sind dabei widersprüchlich. Nach Deakin [1996] ist die Art der Darstellung (z. B. als abstraktes, geometrisches Symbol oder durch ein bildhaftes Icon) nicht von Belang. Nach Pauzie et al. [1997] lassen sich bestimmte Objektgruppen unterteilen in Objekte, für die eine generische Darstellung des Objekttyps für die Navigation ausreichend ist (z. B. Kirche, Apotheke, Brücke), und andere, bei denen der Nutzer eine realitätsnahe Darstellung des speziellen Objekts bevorzugt (wie Banken, Schnellrestaurants, Autowerkstätten). In dieser Studie besitzen alle diese Objekte auch ein Logo oder einen Markennamen in der Darstellung. Daher wird angenommen, dass die Darstellungen aufgrund der Bekanntheit dieser Logos so effektiv sind.

Es gibt einzelne Vorschläge für die Visualisierung von Landmarken in Kartendarstellungen, z. B. als Animationen oder Bildsymbole (eine photographische Darstellung des Objekts wird in die Karte montiert) [Bruyas et al. 1998, Lee et al. 2001, Pammer & Radoczky 2002]. Ein geschlossenes Konzept für eine geeignete kartographische Visualisierung ist noch Gegenstand der Forschung [Elias, Paelke & Kuhnt 2005].

Verwendung in Routinginstruktionen

Die Erweiterung der bisherigen Textbausteine um die Komponente „Landmarken“ ist einfach durchführbar [Köpke & Horn 2005]. Diese Vorgehensweise hätte den Vorteil, dass die Ausgaben bisheriger Navigationssysteme weiter verwendet und einfach (dort wo Landmarken vorhanden) um diese Angaben erweitert werden könnten [Brenner & Elias 2003].

Dagegen argumentieren Weissensteiner & Winter [2004], dass Wegbeschreibungen und die Landmarken darin in eine spezielle Erzählstruktur eingebettet sind, die das Verständnis der Aussagen erst möglich machen und die Interpretation erleichtern. Daher ist eine einfache Aneinanderreihung von festgefügtten Phrasen, wie sie durch bestehende Routing-Systeme erzeugt wird, keinesfalls ausreichend für eine erfolgreiche Kommunikation. Aus diesem Grund wird die Struktur der menschlichen Wegbeschreibungen analysiert, um dem zugrunde liegenden Konzept auf die Spur zu kommen. Dieses kann dann in Form einer Ontologie explizit sichtbar gemacht werden und sollte die Basis zukünftiger Navigationssysteme bilden [Winter 2002].

4 Ansätze zur automatischen Bestimmung von Landmarken

Während sich die Forschung beginnend mit dem Standardwerk von Lynch [1960] seit über 40 Jahren mit dem Aufbau von Wegbeschreibungen und den Eigenschaften von Landmarken an sich beschäftigt, ist die automatische Bereitstellung von Landmarken erst in den letzten Jahren zum Thema der Untersuchungen geworden. Dies hängt mit den jetzt vorliegenden Möglichkeiten zur automatischen Prozessierung und der zunehmenden Verfügbarkeit digitaler Geodatenbestände ab, aus denen die Landmarken herausgefiltert werden können.

Die Arbeit von Maaß [1996] befasst sich mit der Ableitung von inkrementellen Wegbeschreibungen aus visuellen Daten und stellt dabei bereits die Modellierung von Landmarken (bezeichnet als Referenzobjekte) als Kombination von visueller Salienz von Objekten und ihrer Position im Verhältnis zur Route dar. In diesem Kapitel werden zwei weitere Verfahren zur automatischen Bestimmung von Landmarken ausführlich vorgestellt und anschließend ihre Vor- und Nachteile diskutiert. Der eine Ansatz stellt ein Grundgerüst für die Bewertung der Auffälligkeit von Objekten auf Basis eines Hypothesentests dar, der andere benutzt eine informationstheoretische Bewertung zur Aufdeckung von auffälligen Objekten. Beide Ansätze integrieren eine zusätzliche Bestimmung der Objektsichtbarkeit in das Verfahren.

Diese Ansätze wurden hier für eine ausführliche Diskussion ausgewählt, weil ihre Entwicklung teilweise parallel zur Entwicklung des eigenen Ansatzes stattgefunden hat und aus ihnen abgeleitete Erkenntnisse als Grundlage für das eigene Verfahren aufgegriffen wurden oder umgekehrt in den anderen Verfahren Einfluss fanden. Bei der Vorstellung des eigenen Ansatzes im Verlauf der Arbeit werden die hier diskutierten Aspekte wieder aufgegriffen, um aufzuzeigen, wie der eigene Ansatz sich von den anderen Verfahren abgrenzt.

4.1 Bestimmung der Salienz von Objekten nach Raubal & Winter [2002]

Das Ziel des Ansatzes von Raubal & Winter [2002], der inzwischen mehrfach erweitert worden ist [Winter 2003, Nothegger 2003, Nothegger et al. 2004, Klippel & Winter 2005], besteht in der Erweiterung der zurzeit verfügbaren Möglichkeiten, Wegbeschreibungen automatisch zu generieren (z. B. Routenplaner im Internet), um die Komponente der lokalen Landmarken. Dazu wird ein Regelwerk für die Bestimmung von Landmarken aufgebaut, das sich an den kognitiven Prozessen orientiert, die im Menschen bei der Wegsuche stattfinden, um so eine möglichst „menschliche“ Beschreibung zu erzeugen. Hierzu wird ein Maß entwickelt, die so genannte Salienz der Objekte, um die Relevanz von Objekten als lokale Landmarken (metrisch) bestimmen zu können.

4.1.1 Motivation und Ansatz

Mittels Ontologien lassen sich die grundlegenden Strukturen von Aufgaben oder Domänen abstrakt modellieren. Damit kann das Wissen über den „Bauplan“ einer Aufgabe oder eines Bereiches, welches oft nur als internes Wissen einer oder mehrerer Personen verfügbar ist, nach außen sichtbar und kommunizierbar gemacht werden. Ontologien repräsentieren damit eine formalisiert dargestellte Spezifikation einer (inneren) Konzeptionalisierung der beschriebenen Aufgabe oder Domäne [Gruber 1995].

Um computergestützte Navigationssysteme zu verbessern, wird daher versucht, die menschliche Vorgehensweise bei der Wegfindung zu analysieren und in Form einer Ontologie abzubilden. Wenn diese dann als Grundlage für Navigationssysteme zur Verfügung steht, werden Wegbeschreibungen generiert, die nahe an den Konzepten der Nutzer sind, da sie auf den Ontologien der menschlichen Welt aufbauen. Dies wiederum bedeutet, dass die automatisch erzeugten Weginstruktionen leicht verständlich sind, gut nachvollziehbar und die Wegfindung daher optimal unterstützen [Winter 2002]. Besonders im Blickpunkt stehen die mobilen Navigationssysteme (LBS) und damit die Fußgängernavigation, so dass eine spezialisierte Ontologie für diesen Kontext gesucht wird [Corona & Winter 2001]. Zu dieser gehört nicht nur die Struktur des Wegfindungs-Prozesses an sich, sondern auch die anschließende Kommunikation der benötigten Informationen [Weissensteiner & Winter 2004]. Die gefundenen Konzepte sollen in die existierenden Standards für Navigationssysteme (z. B. OpenLS von der OGC [Mabrouk 2005]) eingebettet werden. Gegebenenfalls sind diese Standards aber nicht ausreichend und müssen daher angepasst werden [Klippel, Hansen, Davies & Winter 2005].

Die Modellierung einer Fußgängerontologie ist aktuell Gegenstand der Forschung. Das Ergebnis soll ein semantisches, hierarchisch strukturiertes Modell der Objekt- und Tätigkeitskategorien von Menschen, die

im Raum navigieren, repräsentieren und in Form einer Algebra formalisiert werden. Für das eigentliche ontologische Modellieren von Routen werden die Erkenntnisse der Forschung zur menschlichen Wegkommunikation als Grundlage herangezogen. Diese weisen auf die fundamentale Bedeutung der Landmarken für die Orientierung und die Kommunikation von Routen hin (vergleiche Kapitel 2). Deshalb wird versucht, den Landmarken-Aspekt eines Objektes formal darzustellen und somit als Baustein für die Ontologie bereitstellen zu können [Winter 2002].

Ableitung des Auffälligkeitsmaßes

Bei den Objekten, die in dem folgenden Verfahren untersucht werden, handelt es sich ausschließlich um Gebäudeobjekte. Die Bewertung erfolgt dabei nicht für das ganze Objekt, sondern für die einzelnen Fassaden eines Hauses. Da die Landmarken-Eigenschaft nicht absolut sondern nur relativ in ihrer lokalen Umgebung gültig ist, wird abhängig vom Nutzerkontext (Autofahrer oder Fußgänger) ein Untersuchungsgebiet um den Entscheidungspunkt festgelegt. Für die Ableitung des Landmarken-Maßes wird die Auffälligkeit aller Gebäudefassaden in der definierten lokalen Nachbarschaft in einzelne Komponenten zerlegt. Diese Einteilung basiert auf der Charakterisierung von Landmarken von Sorrows & Hirtle [1999], die sich wiederum stark an der Gliederung von Lynch [1960] orientiert. Sie ordnet den geographischen Objekten eine visuelle, semantische und strukturelle Bedeutung in ihrer Umgebung zu.

$$m_{Saliency} = \left(S_{vis} g_{vis} + S_{sem} g_{sem} + S_{struc} g_{struc} \right) \times S_{adv} \quad (1)$$

<i>Visueller</i>	<i>Semantischer</i>	<i>Struktureller</i>	<i>Vorher-</i>
<i>Aspekt</i>	<i>Aspekt</i>	<i>Aspekt</i>	<i>Sichtbarkeit</i>

Das Gesamtmaß zur Bewertung der Auffälligkeit von Objekten ist in Gleichung 1 gegeben. Die Details zu den Attributen und der Vorher-Sichtbarkeit werden in Abschnitt 4.1.2 und 4.1.3 vorgestellt. Das Landmarken-Maß $m_{Saliency}$ wird dabei wie folgt zusammengesetzt: Für die beiden Gesichtspunkte „visuell“ und „semantisch“ werden Attribute abgeleitet, die den jeweiligen Aspekt umfassend charakterisieren sollen. Die Werte der Einzelattribute werden durch einen Hypothesentest auf ihre statistische Relevanz untersucht und Signifikanzwerte bestimmt. Die Ergebnisse der einzelnen Signifikanzwerte werden zusammengefasst und gemittelt zu je einem Signifikanzmaß für S_{vis} und S_{sem} . Die Ableitung der Komponente S_{struc} erfolgt nach einem anderen Konzept und wird in Abschnitt 4.1.4 erläutert. Alle drei Einzelkomponenten können einzeln gewichtet werden ($g_{vis}, g_{sem}, g_{struc}$), um so eine Adaption an spezielle Nutzerkontexte zu ermöglichen [Winter et al. 2004]. Zusammengefasst bilden sie dann das Landmarken-Maß nach Raubal & Winter [2002]. (Abweichend davon wird dieses laut der aktuelleren Beschreibung des Ansatzes in Klippel & Winter [2005] zusätzlich normiert.)

In einem nächsten Schritt wird dieser Wert noch mit einem Vorher-Sichtbarkeitsmaß S_{adv} (Erläuterung dazu siehe Abschnitt 4.1.3) kombiniert, um zur endgültigen Landmarken-Bewertung $m_{Saliency}$ zu kommen [Winter 2003]. Das Objekt mit dem höchsten Wert, besitzt dabei die stärkste Wirkung als Landmarke.

Hypothesentest

Es wird eine typische Erscheinung von Gebäuden (in einem begrenzten Gebiet) sowie eine Normalverteilung einiger ihrer charakterisierenden Attribute angenommen. Damit stellen Landmarken als herausragende Objekte Ausreißer in dem betrachteten Gebiet dar, deren Abweichung von einem durchschnittlichen Objekt als statistisch relevante Abweichung in den Attributwerten aufgedeckt werden kann. Unter der Annahme der Normalverteilung für die Attribute kann ein Ausreißer über einen Hypothesentest bestimmt werden.

Das Testverfahren mittels Hypothesen dient dazu, die Entscheidung zu treffen, ob der jeweilige Attributwert der angenommenen Verteilung (hier Normalverteilung) folgt oder davon abweicht und damit ein Ausreißer ist. Dazu werden zwei Hypothesen aufgestellt: In der Nullhypothese wird angenommen, dass der Attributwert von dem Mittelwert für das Attribut signifikant abweicht. In der Alternativhypothese, dass beide zur gleichen Verteilung gehören.

Um die Prüfgröße der Testverteilung zu ermitteln, werden der Mittelwert und die Standardabweichung des Attributs benötigt. Liegt die Prüfgröße im Annahmebereich, kann die Nullhypothese nicht abgelehnt

werden. Liegt sie dagegen im Verwerfungsbereich wird die Nullhypothese abgelehnt. Jeder vorkommende Attributwert wird mittels des Hypothesentests auf Signifikanz getestet. Dies bedeutet, der getestete Wert ist signifikant anders als der Mittelwert aller Attributwerte und damit ein Ausreißer. Ist ein Attributwert signifikant erhält er den Signifikanzwert 1, ist es kein Ausreißer den Wert 0. Diese Auswertung erfolgt über alle Attribute.

Die Signifikanzwerte s_{Attr} aller n Attribute eines Aspekts werden zusammengefasst und gemittelt zu dem jeweiligen Signifikanzmaß S_{vis} oder S_{sem} :

$$S_{Aspekt} = \frac{1}{n} (s_{Attr 1} + s_{Attr 2} + \dots + s_{Attr n}) \quad (2)$$

Das Prinzip, die Signifikanz der einzelnen Attribute durch einen Hypothesentest zu ermitteln, entspricht einer statistisch-basierten Ausreißersuche (siehe dazu auch Kapitel 5.3.2). Zwingend für die Anwendung des Hypothesentests ist die Kenntnis der Parameter der Verteilung, welcher die Attributwerte unterliegen. Hier wird eine Normalverteilung angenommen. Alternativ zu den diskreten Signifikanzwerten wird in Nothegger [2003] ein kontinuierliches Signifikanzmaß auf Basis des statistisch robusten Medians angewendet.

4.1.2 Bewertung visueller und semantischer Aspekte

Die Ableitung der Attribute erfolgt auf Basis des von Sorrows & Hirtle [1999] propagierten Modells der visuellen, semantischen und strukturellen Bedeutung von Landmarken. In diesem werden die drei Komponenten in weitere Einzelaspekte zerlegt und durch Beispiele beschrieben. Die hier verwendeten Attribute versuchen die in diesem Modell beschriebenen Eigenschaften von Landmarken möglichst vollständig wiederzugeben.

Für eine besondere visuelle Charakteristik eines Objekts wird ein eindeutiger Kontrast zur Umgebung oder eine auffällige räumliche Lage gefordert. Diese Anforderungen sollen durch die fünf folgenden Attribute modelliert werden [Raubal & Winter 2002]:

Fassadenfläche: Die Größe der Fassadenfläche wird erfasst. Diese setzt sich im einfachsten Fall bei einem rechteckigem Gebäude aus dem Produkt von Gebäudebreite und Höhe zusammen.

Form (Höhe/Breite-Verhältnis): Dieser Formfaktor wird aus dem Verhältnis von Gebäudehöhe zur Breite errechnet. So ist der Wert für Wolkenkratzer sehr groß und für langgestreckte, niedrige Gebäude sehr klein.

Form (Abweichung vom Rechteck): Der zweite Formfaktor wird als Abweichungsverhältnis von der tatsächlichen Fassadenfläche zu dem minimal umschließenden Rechteck der Fassade bestimmt.

Farbe: Ein Farbwert wird für die Fassade mittels RGB-Werten festgelegt. Als erster Ansatz kann aus diesen Tripeln ein mittlerer Farbwert und daraus ein Abstandswert zu allen anderen Gebäudefarbwerten ermittelt werden.

Sichtbarkeit: Die besondere Position des Objektes wird durch eine 2D-Sichtbarkeitsberechnung bestimmt. Mittels der Berechnung des Sichtbarkeitspolygons für die Fassade wird diejenige Fläche im unbebauten Raum bestimmt, innerhalb derer die Fassade (im Zweidimensionalen) sichtbar ist.

Weitere Faktoren sind die Textur der Oberfläche und der bauliche Zustand des Objektes. Diese werden aber nicht in den Ansatz übernommen, da sie nur subjektiv einzuschätzen und nicht formal beschreibbar sind [Raubal & Winter 2002].

Für die Modellierung einer auffälligen semantischen Charakteristik werden zwei Attribute bestimmt:

Kulturelle/historische Bedeutung: Die Bedeutung der Gebäude kann mit einer vordefinierten Skala gemessen werden. Für die Stadt Wien gibt es beispielsweise das Kulturgüterkataster mit dem Nachweis der Bedeutung der Gebäude dieser Stadt.

Beschilderung: Viele Gebäude mit einer besonderen Nutzung haben eine explizite Beschriftung an ihrer Fassade (Hinweisschilder wie Museum, Restaurant, Schule etc.). Ebenso besitzen Geschäfte häufig beleuchtete Reklametafeln mit ihrem Namen und Logo darauf. Für die Wertigkeit der Beschilderung können Kategorien gebildet werden, die als Attributwerte in die Auswertung eingehen.

Alle aufgeführten Attribute sind testweise für einige Kreuzungen der Wiener Innenstadt implementiert und der Einfluss der ermittelten Aspekte mit einem Nutzertest überprüft worden [Nothegger 2003, Nothegger et al. 2004]. Als Auswertungseinheit (lokale Nachbarschaft), innerhalb derer alle Objekte bewertet werden sollen, sind die direkt zur jeweiligen Kreuzung adjazenten Fassaden herangezogen worden. Für die Berechnungen sind die Mehrzweckkarte Wien, das Kulturgüterkataster, die Gelben Seiten sowie Orthophotos der Fassaden verwendet worden. Für die Berechnung der einzelnen Signifikanzmaße ist in der Testimplementierung die Abweichung vom Median bestimmt worden, da dieser gegenüber Ausreißern robust ist. Zudem wird die Gewichtung der Attributgruppen darin zueinander als gleichwertig angenommen.

In dem durchgeführten Nutzertest sollten die Probanden anhand von Photopanoramen für die jeweilige Kreuzung die auffälligste Gebäudefassade benennen und den Grund der Auffälligkeit kommentieren. In sieben von neun Fällen stimmen das automatisch erzeugte Auffälligkeitsmaß (für den visuellen und semantischen Aspekt) und die menschliche Auswahl des auffälligsten Gebäudes überein, so dass der Ansatz von Raubal & Winter [2002] als robust und durchführbar eingeschätzt wird [Nothegger et al. 2004].

4.1.3 Modellierung der Vorher-Sichtbarkeit

Die Modellierung des Auffälligkeitsmaßes für den visuellen und den semantischen Aspekt erfolgt völlig frei von den Einflüssen einer bestimmten Bewegungsrichtung oder Route. Ein zusätzlicher Faktor von besonderer kognitiver Relevanz bei der Auswahl der Landmarken ist die Vorher-Sichtbarkeit der Landmarken während der Annäherung an die Entscheidungskreuzung. Daher wird von Winter [2003] ein Maß für die Berechnung dieser Sichtbarkeit vorgeschlagen, das in Kombination (Multiplikation) mit den Maßen aus Raubal & Winter [2002] zu einem endgültigen Auffälligkeitsmaß führen soll (siehe Gleichung 1).

Die Berechnung der Vorher-Sichtbarkeit erfolgt analog zu dem Sichtbarkeitsmaß des visuellen Aspekts auf einer 2D-Sichtbarkeitsanalyse und setzt sich aus zwei Einzelkomponenten zusammen:

Anteil Sichtbarkeit entlang der Strecke: Die prozentuale Abdeckung der Sichtbarkeit basierend auf dem Sichtbarkeitspolygon (siehe visueller Aspekt) auf dem ankommenden Routen-Segment wird ermittelt. Damit wird ein Maß gegeben, wie viel früher vor dem Erreichen der Kreuzung das Objekt schon gesehen werden kann.

Ausrichtung des Objektes zur Bewegungsrichtung: Die Orientierung der Gebäudefassade zur ankommenden Straßenkante (und damit der aktuellen Blickrichtung des Nutzers) wird ermittelt. Der beste Fall bedeutet, dass die Fassade der aktuellen Bewegungsrichtung gegenüber steht (Wert = 1), im schlechtesten Fall sind beide gleich ausgerichtet, so dass der Nutzer sich umdrehen muss, um die Fassade überhaupt sehen zu können (Wert = 0).

Beide Komponenten haben einen Wertebereich von 0 bis 1 und werden miteinander multipliziert, so dass auch die endgültige Vorher-Sichtbarkeit maximal 1 sein kann und dann eintritt, wenn ein Gebäude sehr früh von der Strecke aus sichtbar ist und eine vorteilhafte Orientierung zur Strecke besitzt. Andernfalls erfolgt eine Abwertung der ermittelten visuellen und semantischen Auffälligkeit, da der Wert < 1 wird. Die Richtigkeit dieser Modellierung der Vorher-Sichtbarkeit, insbesondere die Gewichtung der beiden Faktoren zueinander, ist bisher noch nicht experimentell geprüft und bestätigt worden.

4.1.4 Bewertung des strukturellen Aspekts

Zur Bestimmung des strukturellen Aspekts sind die ersten Überlegungen zu den Einflüssen vom Knotengrad der Kreuzung und der Barrierenwirkung von Gebäudeblöcken [Raubal & Winter 2002] als nicht implementierbar verworfen worden. Stattdessen wird das Konzept der Wegfindungschoreme angewandt. Diese stellen mentale Konzeptualisierungen von primitiven funktionalen Bausteinen von Routeninstruktionen dar [Klippel 2003b]. Abhängig von der Position der Landmarke an der Kreuzung in Verbindung mit der konkreten Route ergeben sich unterschiedliche Beschreibungselemente für die Route, die nach ihrer kognitiven und linguistischen Einfachheit bewertet werden können [Klippel & Winter 2005].

Das entwickelte Schema gilt nur für Landmarken-Objekte, die in der Wegbeschreibung als punktartige Objekte interpretiert werden. Die Klassifikation der möglichen Landmarken-Typen folgt der in Kapitel 2.3.1 (siehe dort auch Abbildung 3) vorgestellten Einteilung in On-Route und Off-Route Landmarken

sowie Landmarken an echten und an möglichen Entscheidungspunkten (an denen die Route geradeaus weiter führt).

Das Bewertungsmaß für die strukturelle Auffälligkeit wird für das Gebäudeobjekt als Ganzes gebildet (im Gegensatz zu der Fassadenbewertung der anderen Aspekte in Abschnitt 4.1.2) und setzt sich aus zwei Komponenten zusammen:

Position der Landmarke relativ zur Anweisung: Die Einteilung ruht auf der Beziehung zwischen Abbiegeinstruktion und Lage der Landmarke. Landmarken, die passiert werden, bevor die Abbiegung erfolgt, sind sehr geeignet, da sich diese Relation einfach wiedergeben lässt („Hinter der Post rechts ab“). Zu schwierigeren Formulierungen führen und damit weniger geeignet sind diejenigen Landmarken-Objekte, die erst hinter der Kreuzung liegen („Biege rechts ab an der Kreuzung, an der auch die Post liegt“) oder sich gar nicht auf dem direkten Weg befinden („Biege rechts ab an der Kreuzung, an der auf der gegenüberliegenden Seite die Post ist“).

Möglichkeit des „Spatial Chunkings“: Bei der Aufeinanderfolge von echten und möglichen Entscheidungspunkten kann es zu Situationen kommen, in denen eine Zusammenfassung mehrerer Kreuzungen zu einer einzigen Beschreibung erfolgt. Ein erstes Regelwerk, nach welchen Kriterien dabei verfahren wird, ist von Klippel [2003b] vorgestellt worden. Dieses sieht die Bildung von Routen-Beschreibungselementen höherer Ordnung vor (genannt *HORDE*, siehe auch Abschnitt 3.1.3), die von Fall zu Fall zu unterschiedlichen Verkürzungen der Wegbeschreibung führen können: die Landmarke an einem möglichen Entscheidungspunkt ist überflüssig, weil am nächsten echten Entscheidungspunkt wieder eine zur Verfügung steht und die Beschreibung dann unnötig detailliert ist. Oder sie wird weggelassen und ein anderes strukturelles Konzept (wie die Zusammenfassung zu *HORDE*) verfolgt, weil für den nächsten Entscheidungspunkt gar keine geeignete Landmarke zur Verfügung steht („An der zweiten Kreuzung rechts ab“).

Die möglichen Kombinationen von strukturellen Eigenschaften können dem Rang nach geordnet werden, so dass ein Gewicht für jede Situation festgelegt werden kann. Daraus ergibt sich ein normiertes Maß für S_{struc} , das nach Gleichung 1 ein Baustein des vollständigen Auffälligkeitsmaßes darstellt. Zu beachten ist, dass die aufgestellte Rangreihenfolge eine Arbeitshypothese darstellt. Eine realistische Skalierung der unterschiedlichen Fälle kann aber erst durch einen ausführlichen Nutzertest ermittelt werden, der zurzeit noch aussteht.

4.2 Identifikation von Landmarken mittels informationstheoretischer Bewertung

In diesem Ansatz der Gruppe um Kolbe [2004] wird versucht, den Neuigkeitswert einer Landmarke mittels der Informationstheorie aufzudecken. Dazu werden beschreibende Attribute für die Objekte abgeleitet, die für die Charakterisierung einer visuellen Landmarke von Bedeutung sind, und jeweils auf ihren Interessanzwert hin untersucht. Eine Landmarke ist dann dasjenige Objekt, das in der Summe aller Attribute das Objekt mit dem größten Informationswert ist.

Die Bestimmung der Landmarken soll zukünftig aus den Informationen in 3D-Stadtmodellen erfolgen, um daraus automatisch Wegbeschreibungen für Fußgänger ableiten zu können. In dem Ansatz werden die Anforderungen an die Informationen spezifiziert, die im Stadtmodell vorliegen müssen, um die Identifikation von Landmarken möglich zu machen. Es wird ein Bewertungsverfahren für die automatische Bestimmung von Landmarken aufgebaut.

4.2.1 Motivation und Ansatz

In 3D-Stadtmodellen werden städtische Gebiete detailgetreu dreidimensional modelliert. Diese befinden sich zurzeit für Großstädte im Aufbau und ihre automatische Generierung und Aktualisierung ist Gegenstand der Forschung [Brenner 2004, Coors & Zipf 2005]. Sie könnten in Zukunft nicht nur für Visualisierungszwecke in der Verwaltung und Stadtplanung dienen, sondern auch zur Ableitung und Visualisierung von Wegbeschreibungen für die Fußgängernavigation genutzt werden. Als Alternative ist auch der Einsatz von Videos oder Panoramen, die mit Augmented Reality-Techniken aufbereitet worden sind, für die

Fußgängernavigation möglich: Diese virtuellen Spaziergänge oder Rundumsichten sind georeferenziert und können mit zusätzlichen Informationen angereichert werden, die durch die Analyse von 3D-Stadtmodellen an der korrekten Position im Bild platzierbar sind (wie Gebäudebeschriftungen, Richtungspfeile, etc.). Die Festlegung der darzustellenden Information kann unter anderem einer Landmarken-Analyse entnommen werden: Landmarken sind diejenigen Objekte, die in einer solchen Animation entweder besonders dargestellt oder beschriftet werden müssen oder aufgrund ihrer Bedeutung für die Wegfindung bei der Festlegung der Blickführung von Kameratrajektorien besonders lange im Bild gehalten werden müssen [Kolbe 2002, Kolbe 2004, Kolbe et al. 2004].

Um Landmarken durch eine automatische Analyse bereitstellen zu können, werden in 3D-Stadtmodellen diejenigen Erscheinungen gesucht, die den Blick auf sich ziehen, also visuell auffällig sind. Einzelne Faktoren für die Bedeutung eines Gebäudes als Landmarke werden zusammengefügt, so dass ein Informationswert für jedes Gebäude im 3D-Stadtmodell erhalten wird. Durch Vergleich der Werte kann das auffälligste Gebäude bestimmt werden und zukünftig bei der Erzeugung von Wegbeschreibungen für die Fußgängernavigation als Landmarke eingesetzt werden. Ziel des Ansatzes von Galler [2002] ist die automatische Bestimmung von so genannten *Visual Landmarks*. Es werden ausschließlich Gebäudeobjekte untersucht, die für die Modellierung der Attribute in Einzelfassaden als Bezugsmenge unterteilt werden. Dies ist notwendig, da es Eigenschaften gibt, die nur für eine einzelne Fassade Sinn machen (z. B. eine rot gestrichene, auffällige Fassade, wohingegen die anderen Seiten des Gebäudes grau sind).

Für die Bewertung der Interessanztheit einer Gebäudefassade und damit seiner Einstufung als Landmarke wird ein objektives Maß aus der Informationstheorie entwickelt. Dazu werden Attributwerte, welche die Fassade eines Gebäudes charakterisieren, bestimmt. Für jede Ausprägung eines Attributs wird bestimmt, wie groß der Informationsgehalt dieses Wertes (gleichbedeutend mit einem Neuigkeitswert) bezogen auf alle vorkommenden Werte dieses Attributs ist. Der Gesamtinformationswert der Gebäudefassade entsteht aus der Summe der Informationsgehalte aller Attribute. Das Fassadenobjekt mit dem größten Wert repräsentiert diejenige Fassade, deren Attributkombination in der betrachteten Nachbarschaft den stärksten Neuigkeitswert besitzt.

Informationstheoretische Bewertung

Der Überraschungseffekt einer Landmarke ist wesentlich höher als der eines anderen Gebäudes, welches sich nicht von der Umgebung abhebt. Diese Tatsache lässt sich mittels der Informationstheorie beschreiben [Shannon 1948], in welcher der Informationsgehalt einer Nachricht mathematisch definiert ist und folgende Eigenschaften erfüllt:

- ▷ Der Informationsgehalt I_x einer Nachricht muss um so größer sein, je kleiner die Wahrscheinlichkeit P_x ihres Auftretens ist.
- ▷ Eine Nachricht mit der Auftretenswahrscheinlichkeit $P_x = 1$ muss den Informationsgehalt $I_x = 0$ haben.
- ▷ Der Informationsgehalt voneinander unabhängiger Nachrichten soll sich addieren.

Damit ergibt sich als Maß der Information für das Zeichen x_i in der Einheit *Bit* mit $P(x_i)$ als Wahrscheinlichkeit des Auftretens von gleich wahrscheinlichen Zeichen (Weitere Details zur Informationstheorie werden im Zusammenhang mit Data Mining im Kapitel 5.4.1, in den Gleichungen 11 bis 13, vorgestellt):

$$I(x_i) = \log_2\left(\frac{1}{P(x_i)}\right) = -\log_2(P(x_i)) \text{ Bit} \quad (3)$$

Die Berechnung des Neuigkeitswertes für das jeweilige Attribut erfordert eine Referenzmenge (betrachtete Nachbarschaft), für die der Informationsgehalt des einzelnen Objekts im Vergleich zu den übrigen Objekten bestimmt wird. Diese wird für die unterschiedlichen Attribute verschieden definiert.

Zur Bestimmung eines Gesamtwertes werden eine Reihe von Attributen für die Fassaden bestimmt (siehe Abschnitt 4.2.2) und aus dem Vergleich der n Attributwerte Informationswerte I_{Attr} abgeleitet. Diese werden zu einem Gesamtinformationswert der Gebäudefassade F_G aufsummiert:

$$I(F_G) = I(Attr_1) + I(Attr_2) + \dots + I(Attr_n) \quad (4)$$

Für die Zulässigkeit der Addition der Information zu einem Gesamtwert ist die gegenseitige Unabhängigkeit der Attribute erforderlich und daher bei der Modellierung einzuhalten. Für die Berechnung des Informationswertes müssen die Attributwerte abzählbar sein (diskret), also ist bei eigentlich numerischen Attributen eine Einteilung in Klassen notwendig.

4.2.2 Modellierung der Attribute

Durch die Bewertung sollen lokale Landmarken bestimmt werden, die für die Anwendung bei Tage (bezüglich der Sichtverhältnisse) gültig sind. Die Modellierung dieser Objekte erfolgt über folgende Attribute, deren Informationswerte nach Gleichung 4 aufsummiert werden:

Zugänglichkeit, Standort: Jede Fassade wird bewertet hinsichtlich ihrer Lage. Der Knotengrad der Kreuzung wird ermittelt, an der die Fassade liegt (bestimmt über einen Puffer), und als Attributwert genutzt. Kreuzungen, an denen gar keine Wegentscheidung getroffen werden kann, sowie Fassaden, die entlang einer Straße stehen, erfordern keine erhöhte Aufmerksamkeit des Nutzers und werden daher beide mit dem Wert 1 belegt. Die Festlegung der Referenzmenge, deren Objekte für die Vergleichsbewertung herangezogen werden, ist im Beispiel durch ein Gebiet mit mehreren Straßenkreuzungen erfolgt, aber nicht formal definiert worden.

Höhe: Die mittlere Traufhöhe aus beiden Seitenkanten der Fassade wird einer Klasse von vorgegebenen Höhenstufen zugeordnet. Als Referenzmenge werden alle Gebäude einer Straßenseite herangezogen, da einem Betrachter ein hohes Haus auf jeder Straßenseite einzeln auffallen würde. Eine Bestimmung der Referenzmenge anhand einer Sichtbarkeitsanalyse ist verworfen worden, da ein geeignetes Konzept für die Kombination des Sichtbarkeitskegels der Fassade mit dem Gesichtsfeld des Betrachters nicht zur Verfügung stand.

Breite der Fassade: Diese wird statt der Fläche verwendet, da zur Berechnung der Fassadenfläche auch die Höhe benutzt wird. Dieses würde zu einer Abhängigkeit zwischen den Attributen Höhe und Fläche führen, die für das Konzept der Addition der einzelnen Informationswerte nicht erwünscht ist. Eine Klassifikation, um die Attributwerte zu diskretisieren, wird für die auftretenden Breiten eingeführt. Die Referenzmenge, die für die Bewertung der Höhe eingeführt wurde, bleibt erhalten.

Krümmung der Fassade: Mit diesem Attribut wird eine geometrische Eigenschaft des Objektes beschrieben. Die Krümmung der Ober- und Unterkante der Fassade wird bestimmt. Wenn beide Krümmungen null sind, dann entspricht die Fassade einer Ebene. Wenn ein Wert davon ungleich null, dann ist die Fläche gekrümmt und architektonisch auffällig. In der dazugehörigen Referenzmenge bleiben weiterhin alle Objekte einer Straßenkante.

Farbe: Diese ist ein Fassadenattribut, dessen RGB-Wert aus einer Phototextur der Fassade einfach berechenbar ist. Um aus den Werten einzelne Farbabstände zu ermitteln, werden die RGB-Werte in den CIE L^*a^*b -Farbraum transformiert, der statistisch der visuellen Farbwahrnehmung des Menschen entspricht und die Forderung nach visueller Gleichabständigkeit erfüllt. Die auftretenden Farbwerte werden in Cluster zerlegt, um verschiedene Farbgruppen für die Anwendung der Informationsermittlung zu definieren.

Dabei wird nur eine durchschnittliche Farbe für die gesamte Fassade ermittelt. Dies ist als problematisch zu betrachten, wenn mehrere optisch dominante Farben oder sogar Bilder, Formen oder Muster auf der Fassade auftreten.

Zeichen, Markierungen: Mittels Verfahren der Mustererkennung ließen sich Schriftzüge auf Schildern, die an Gebäudefassaden angebracht sind, in Phototexturen entziffern. Für die Bewertung des Informationsgehaltes für die Fassade, muss die Platzierung der Schilder und die Größe des Schildes (Unterschied Praxis-Schild zu Leuchtreklame) beachtet werden. In diesem Ansatz wird vereinfacht nur zwischen Beschriftung vorhanden und keiner Beschriftung unterschieden.

Relief: Darunter werden Besonderheiten der Fassade wie Ornamente und Erker verstanden, die aus einer glatten Fassadenoberfläche herausragen. Über den Höhenunterschied in der Oberfläche zur Referenzhöhe (angenommen eine vollständig glatte Fassade) können herausragende Teil mit photogrammetrischen Mitteln bestimmt werden. Es wird ein gleichmäßiges Gitter über die Fassade gelegt, an

dessen Kreuzungspunkte Höhen bestimmt und deren Verteilung ausgewertet wird. Für die Wahrnehmung der Höhenunterschiede muss ein Schwellwert festgelegt werden. Diese Methode liefert keine Erkennung von Fresken oder Bildern, sondern detektiert nur Höhenbewegungen auf der Fassade.

Zur Überprüfung des Ansatzes sind die Attribute für einen synthetischen Datensatz, der einen Straßenabschnitt mit mehreren Gebäuden darstellt, bestimmt und der Neuigkeitswert für die Fassaden abgeleitet worden. Die auffälligsten Fassaden des Datensatzes werden vom Verfahren erfolgreich detektiert.

4.2.3 Erweiterung um Sichtbarkeitsanalyse

In dem bisher aufgestelltem Ansatz wird vorausgesetzt, dass alle Fassaden gleich gut sichtbar sind. Die tatsächliche Sichtbarkeit der Objekte von der aktuellen Position auf der Wegekante aus wird vollständig ausgeklammert. In einer Erweiterung von Seiler [2004] soll ein Sichtbarkeitsmaß zusammengestellt werden, das mit dem oben aufgestellten Informationswert (siehe Gleichung 4) wie folgt kombiniert wird:

$$I_F(\text{Sichtbarkeit}, I(F_G)) = \text{Sichtbarkeitsmass der Fassade } F * (I(F_G) + 0,1) \quad (5)$$

Die Addition des konstanten Wertes 0,1 bewirkt, dass der Gesamtwert nicht null wird, wenn die Fassade sichtbar ist. Somit ist gewährleistet, dass – falls alle Fassaden in der Referenzmenge gleich sind – diejenige herausgehoben wird, die das höchste Sichtbarkeitsmaß besitzt.

Es werden drei verschiedene Sichtbarkeitsmaße aufgestellt, die unterschiedliche Ansätze zur Berechnung der Sichtbarkeit von Objekten nutzen (diese werden im Folgenden näher erläutert):

- ▷ Bildgröße in einem virtuellen Bild
- ▷ Sichtbarkeitsmaß für Farbe/Form/Fläche (FKF)
- ▷ Sichtbarkeitsmaß für gerasterten Sichtbarkeitsraum (SFR)

Die Zuordnung der Sichtbarkeit zu einem bestimmten Kantensegment erfolgt über einen *Sampling* Ansatz. Dazu wird in diskreten Abständen auf der Wegkante die Sichtbarkeit des Betrachters analysiert. Auf diese Weise lässt sich der Sichtbarkeitsverlauf eines Objekts entlang einer Kante darstellen (siehe auch [Brenner & Elias 2003]). Die Abstände auf dem Kantensegment sind mit 1 m so gehalten, dass sie ungefähr der Reaktionszeit (1 s) und Geschwindigkeit (4-5 km/h) eines Fußgängers entsprechen.

Bildgröße im virtuellen Bild

Das Stadtmodell wird in einem Binary Partition Tree gespeichert und mittels des *Painter* Algorithmus können virtuelle Sichten von einem festgelegten Standpunkt aus als perspektivische Projektion auf eine ebene Fläche generiert werden. Diese virtuellen Bilder haben eine Größe, die sich an dem menschlichen Blickfeld orientiert: seitlich je 45° Ausdehnung, nach oben 25°, nach unten 60° aus einer Augenhöhe von 1,65 m über dem Erdboden. Diese Einzelsichtbarkeiten sind in einer Auflösung von 2048 x 1536 Pixeln erzeugt und stellen die Referenzmenge der sichtbaren Objekte für einen Standpunkt mit einer speziellen Blickrichtung dar. Die sichtbaren Flächen der Objekte können über eine Identifikationskennziffer den Objekten im Stadtmodell zugeordnet werden:

Als Sichtbarkeitsmaß kann der sichtbare Anteil eines Objekts am Gesamtbild als Verhältnis von Objektpixelanzahl A_i zu Gesamtbildpixelanzahl A_t bestimmt werden und entspricht damit dem prozentualen Anteil am gesamten virtuellen Bild. Je näher der Verhältniswert an 1 liegt, desto größer ist die sichtbare Fläche im Bild. Bei einem Objekt, das das gesamte virtuelle Bild abdeckt, ist die Sichtbarkeit = 1.

$$I(F_i, \text{Virtuelles Bild}) = \frac{A_i}{A_t} \quad (6)$$

Farbe/Formfaktor/Fläche (FKF)

Als Erweiterung des eben genannten Sichtbarkeitsmaßes ist die Berücksichtigung zusätzlicher Einflüsse auf die Sichtbarkeit möglich. Dazu werden neben der Fläche die Form der Fläche, die Textur und Farbe eines Objektes in dem virtuellen Bild bezüglich ihres Einflusses auf die Sichtbarkeit hin untersucht und zu einem gemeinsamen Maß kombiniert (siehe Gleichung 9):

Fläche: Der Flächeninhalt aus dem virtuellen Bild wird übernommen (siehe Gleichung 6).

Formfaktor: Der Formfaktor k wird aus dem Umfang und dem Flächeninhalt bestimmt. Das Maß ist für kompakte Formen mindestens gleich 1 und wird mit zunehmender Komplexität des Objekts größer. Durch heuristische Betrachtungen des Wertebereichs wird als geeignete Kombination der beiden Aspekte Formfaktor und Fläche der Quotient KF gewählt (siehe Gleichung 7).

Farbe: Der Einfluss der Farbe wird vereinfacht zu einer Untersuchung der Kontrastdifferenz SD zwischen Hintergrund (z. B. Himmel) und Objekt. Es werden die Farben in Graustufen umgewandelt und ihre Helligkeitswerte (entsprechen der Sättigung der Farbe Weiß) miteinander verglichen. Dazu wird für den Hintergrund vereinfacht eine einzige Farbe angenommen. Der Einfluss der Textur wird hier vernachlässigt (siehe Gleichung 8).

$$KF = \left(\frac{A_i}{A_t} \right) \frac{1}{k} \quad (7)$$

$$SD = \Delta \text{Kontrast} (\text{Hintergrund} - \text{Objekt}) \quad (8)$$

$$I(F_i, FKF) = KF \cdot SD \quad (9)$$

Sichtbarkeitsmaß für gerasterten Sichtbarkeitsraum (SFR)

Eine alternative Berechnung des Sichtbarkeitsmaßes ist die Bestimmung des Sichtbarkeitsraumes für die Fassade basierend auf Sichtbarkeitspolygonen. Dabei werden nicht einem Betrachterstandpunkt eine bestimmte Menge an Objekten zugeordnet, sondern der Sichtbarkeitsbereich des Objekts wird ermittelt und es kann geprüft werden, ob der Standpunkt innerhalb des Polygons liegt. Die Berechnung des Sichtbarkeitspolygons erfolgt vergleichbar zu Raubal & Winter [2002] in der (x-y-)Ebene. Durch die Kombination von Ebenen in verschiedenen Höhen, die vom Fußpunkt bis zur Oberkante des Objektes reichen, wird die dritte Dimension abgedeckt. Daraus kann ein Sichtbarkeitsraum für die Objekte bestimmt werden.

Der Übergang auf den Betrachterstandpunkt erfolgt mittels der Vereinfachung, dass der Betrachter nur die Line-Of-Sight für die durchschnittliche Augenhöhe von 1,65 m benötigt und sich auf einer Ebene mit konstanter Höhe bewegt. Dadurch kann das 3D-Modell mit einem gleichförmigen Raster überlagert und für jeden Rasterpunkt die Sichtbarkeit der Objekte berechnet werden. Es wird dabei von einer 360°-Panorama-Sicht für den Standpunkt ausgegangen. Neben der Referenzmenge, also welche Objekte von diesem Rasterpunkt aus sichtbar sind, können auch die Flächeninhalte der sichtbaren Fassadenflächen bestimmt werden. Die Bestimmung der Sichtbarkeiten in einem Betrachterstandpunkt erfolgt über die Zuordnung, in welchem Rasterpunkt der Standpunkt liegt.

Für die Erzeugung eines Sichtbarkeitsmaßes müssen noch der Abstand e sowie der Blickwinkel φ auf die sichtbare Fläche F miteinbezogen werden. Die Sichtbarkeit nimmt mit zunehmender Entfernung ab. Nach dem Strahlensatz wird die projizierte Größe einer Fläche in doppelter Entfernung quadratisch kleiner. Die Projektion einer Fläche hängt zudem vom Betrachtungswinkel ab. Sie ist maximal, wenn die Fläche senkrecht zur Blickrichtung ausgerichtet steht, und geht gegen null, je mehr die Betrachtung von der Seite aus erfolgt (bis die Blickrichtung parallel zur Fassade ist). Für die Bestimmung des Sichtbarkeitsmaßes SFR wird der Winkel in ein Maß überführt:

$$I(F_i, SFR) = \frac{\varphi (2\pi)}{360} \frac{F}{e^2} \quad (10)$$

Überprüfung der Sichtbarkeitsmaße

Die Plausibilität der Sichtbarkeitsmaße kombiniert mit den Informationswerten der Einzelfassaden (siehe Gleichung 5) wird anhand von synthetischen Beispielen bestätigt. Die Sichtbarkeitsmaße und Informationswerte werden für eine Szene in einem fiktiven 3D-Stadtmodell implementiert und die möglichen Kombinationen miteinander verglichen. Über die Zuordnung zu einem Kantensegment kann als Ergebnis jedem Wegstück einer Route eine Landmarke (bestimmt mit einem der Sichtbarkeitsmaße und dem Informationswert) zugeordnet werden. Abhängig von der Verwendung welches der Sichtbarkeitsmaße variieren die ausgewählten Landmarken. Eine Überprüfung der Ergebnisse mit einem Nutzertest hat nicht stattgefunden, so dass keine Wertung der Sichtbarkeitsmaße vorgenommen werden kann.

4.3 Vor- und Nachteile der Verfahren

Die vorgestellten Ansätze weisen einige grundlegende Gemeinsamkeiten in der Herangehensweise auf. Gesucht werden ausschließlich lokale Landmarken. Diese werden als auffallende Objekte eingeordnet, die anders als der „typische Durchschnitt“ in einer betrachteten Nachbarschaft sind. Damit sind sie „überraschend“ in ihrem Auftreten. Beide Ansätze versuchen ein metrisches Maß für die Außergewöhnlichkeit eines Objektes zu bestimmen und das höchste Maß weist auf das auffälligste Objekt in der Umgebung hin. Einigkeit herrscht auch bei der Auswahl der untersuchten Objekte: Die Ansätze konzentrieren sich auf Gebäudeobjekte, insbesondere auf Einzelfassaden als Bezugsmenge. Beide Lösungsansätze haben die besondere Bedeutung der Sichtbarkeit für die Bestimmung von Landmarken erkannt und in ihre Verfahren integriert.

In vielen Detailfragen unterscheiden sich die Verfahren aber, so dass hier die grundlegenden Prinzipien der Verfahren aufgegriffen und die Vor- und Nachteile diskutiert werden sollen. Die Beurteilung erfolgt auf Basis der (zum Zeitpunkt dieser Arbeit) aktuell vorliegenden Publikationen über die Ansätze. Die Einzelaspekte werden in Tabelle 3 zusammengefasst.

Tabelle 3: Vergleich der Ansätze, Bewertung mit + (gut), o (neutral), – (negativ)

Gesichtspunkt	Auffälligkeitsmaß	Informationswert
Bewertungsmaß	o	o
Lokale Nachbarschaft	+	–
Modellierung der Attribute	+	o
Sichtbarkeit	–	+
Vollständigkeit der modellierten Einflüsse	+	o
Einsetzbarkeit	–	–

Bewertungsmaß

Bei der Bestimmung der Salienz nach Raubal & Winter [2002] wird eine statistisch-basierte Ausreißersuche auf Basis eines Hypothesentests angewendet. Bereits in Han & Kamber [2001, Seite 384] wird festgestellt, dass generell mit dieser statistischen Methode nicht garantiert werden kann, dass alle Ausreißer gefunden werden, wenn es keinen speziellen Test für die Verteilung gibt oder die vorliegende Verteilung der Daten nicht modelliert werden kann. Eine Normalverteilung aller numerischen Attribute wird bei dem Verfahren angenommen. Die Untersuchung von numerischen Attributen, die für die hier vorliegende Arbeit abgeleitet und im Verfahren verwendet werden und ansatzweise vergleichbar zu den Attributen des an dieser Stelle diskutierten Ansatzes sind, zeigt aber, dass diese nicht einer Normalverteilung folgen (siehe Anhang A.4). Daher wird die Voraussetzung für die Anwendung des Hypothesentests als nicht erfüllt betrachtet. In der Testimplementierung [Nothegger 2003] wird dieses Problem erkannt und ein Übergang auf einen Median-basierten Test vorgenommen. Es ist nicht nachvollziehbar, ob das Problem damit umgangen wird.

Bei der informationstheoretischen Bewertung nach Galler [2002] werden einzelne Fassaden aufgrund ihrer Attribute auf ihre Interessanztheit hin untersucht. Die Summe aller Einzelwerte soll zu dem gesamten Informationsmaß führen. Dies ist aber nur zulässig, wenn die Konzepte der einzelnen Aspekte voneinander unabhängig sind. Dies bedeutet eine gravierende Einschränkung bei der Wahl der Attribute. Bei der Modellierung der Attribute muss eine Korrelation der Attribute ausgeschlossen und damit gegebenenfalls auf

sinnvolle aber statistisch abhängige Attribute verzichtet werden (siehe Abschnitt 4.2.2 und [Galler 2002]: Einführung des Attributs Breite statt Fläche). Die Entscheidung, welchem Attribut der Vorzug zu geben ist, kann aber nur getroffen werden, wenn die Bedeutung des jeweiligen Attributs für den Prozess bekannt ist (durch statistische Attributanalyse sowie Nutzertests). Es kann auch nicht ausgeschlossen werden, dass miteinander korrelierte Attribute ein entscheidendes Mehr an relevanten Informationen besitzen, welches durch Ausklammern eines der Attribute für das Verfahren verloren geht.

Lokale Nachbarschaft/Referenzmenge

Die untersuchten Fassaden setzen sich bei der Ableitung des Salienz-Maßes aus allen Objekten zusammen, die in einem definierten Puffer um die Kreuzung herum liegen [Raubal & Winter 2002] oder direkt adjazent zur Kreuzung sind [Nothegger 2003]. Diese Betrachtungsweise schließt die tatsächliche Sichtbarkeit der Objekte aus. (Die Bewertung der Vorher-Sichtbarkeit innerhalb des Ansatzes erfolgt erst als zweiter Schritt für die vorausgewählten Objekte.) Dies ist aus zwei Gründen als kritisch zu bewerten: Einerseits ist es so nicht gewährleistet, dass alle relevanten Objekte für die Kreuzung untersucht werden. Andererseits ist die Referenzmenge, in welcher der Ausreißer gesucht wird, nicht vollständig und kann daher zu falschen Signifikanzmaßen führen. Dies resultiert aus der Verwendung der Mittelwerte, die aus allen in das Verfahren einbezogenen Attributwerten errechnet werden, und für den Hypothesentest herangezogen werden. Wenn dieser Wert nicht korrekt gebildet wird, weil nicht alle (für den Wegsuchenden) sichtbaren Objekte aus der Nachbarschaft zur Referenzmenge gezählt werden, kann der Test nicht das tatsächlich auffälligste Objekt in der Umgebung aufdecken.

Bei der informationstheoretischen Bewertung werden die Objekte so ausgewählt, dass sie theoretisch sichtbar sind, die Beurteilung erfolgt aber unabhängig von den Einflüssen der Sichtbarkeit. Dazu werden für die Untersuchung nur Front- und (bei offener Bebauung) Seitenfassaden herangezogen. Die Gebäuderückseiten werden, da sie prinzipiell nicht von der Straße aus sichtbar sind, aus der Untersuchung ausgeklammert. Die ausgewählten Fassaden werden einzelnen Kreuzungen zugeordnet, die Bestimmung des Informationswertes der Fassaden erfolgt aber mit anderen, sogar wechselnden, Referenzmengen (z. B. Referenzmenge für das Attribut Zugänglichkeit sind die Objekte einiger Straßenzüge, für das Attribut Höhe sind es alle Objekte einer Straßenseite, siehe auch Abschnitt 4.2.2). Die gewählten Referenzmengen gewährleisten keine gemeinsame Analyse einer lokalen Nachbarschaft: die Landmarke soll für eine Kreuzung bestimmt werden, bei der Untersuchung werden aber nicht alle Objekte einer Kreuzung betrachtet, sondern nur einzelne Straßenseiten. Kritisch ist daher die Ermittlung des Informationswertes, da sich in der Referenzmenge keine wirkliche Nachbarschaft verbirgt, die miteinander verglichen wird, und damit nicht das Objekt bestimmt wird, das in seiner gesamten lokalen Umgebung am auffälligsten ist. Auch der Wechsel der Referenzmengen für die Auswertung der Einzelattribute erscheint bedenklich.

Modellierung der Attribute

Die Attribute des Salienz-Ansatzes versuchen die Aspekte visueller, semantischer und struktureller Aspekte einer Landmarke vollständig zu modellieren. Die Einzelattribute sind dabei (solange es keine besonders definierten Gewichtungparameter gibt) nicht gleichgewichtig: Fünf visuelle Attribute und zwei semantische Attribute werden zu jeweils einem Signifikanzmaß gemittelt. Dazu kommt, dass die beiden semantischen Attribute wahrscheinlich miteinander korreliert sind, da ein kulturell oder historisch bedeutsames Gebäude oftmals auch einen Hinweis in Form einer Beschilderung an der Fassade trägt. Dadurch wird dieser Eigenschaft bei Gebäuden mehr Gewicht zugeordnet als allen anderen Attributen.

Das Attribut Farbe wird durch einen RGB-Wert beschrieben und daraus Abstände zwischen Farben verschiedener Fassaden errechnet. Die Beschreibung einer Farbe im RGB-Farbraum ist aber nicht gleichabständig in der Wahrnehmung des Menschen, so dass keine Euklidische Metrik auf ihn angewendet werden kann. Erst durch eine Anpassung des RGB-Modells an Farbwahrnehmungsphänomene des Menschen durch eine Approximation nach McAdam [Maaß 1996] wäre eine Verwendung möglich. Zudem erfolgt als Vereinfachung für die Berechnung des Abstandes die Annahme einer Gesamtfarbe der Fassade. Ungeklärt für die Bestimmung des Signifikanzwertes sind die Folgen der Vereinfachung, wenn die Fassade aus zwei dominierenden Farben besteht (z. B. weißer Stuck mit rotem Mauerwerk oder dunkles Fachwerk mit hellem Putz) und ein Mittelwert gebildet wird. Es ist möglich, dass der Attributwert dann keinerlei relevante oder sogar falsche Information beinhaltet.

Für den Ansatz der informationstheoretischen Bewertung ist bei der Modellierung der Attribute nicht nur die inhaltliche Aussage zu beachten, auch die Festlegung der Kategorienanzahl fließt in die Berechnung mit ein. Die Bildung von Gruppen anstatt kontinuierlicher Werte ist wiederum notwendig, da für die Bestimmung des Informationswertes diskrete Werte vorliegen müssen. Die Anzahl der gewählten Gruppen hat aber deutlichen Einfluss auf den Informationswert, was am folgenden Beispiel demonstriert werden soll: Man stelle sich ein Attribut mit 10 verschiedenen Attributwerten vor. Wird jeder Wert als eigene Kategorie angesehen, ergibt sich nach Gleichung 3 auf Seite 35 ein Informationswert von 3,3 Bit für jede Gruppe (also jedes Attribut). Bei einer Aufteilung der 10 Werte in drei gleich große Gruppen ist der Wert ca. 1,7 Bit, bei zwei Gruppen nur noch 1 Bit. Die absolute Größe der Information hängt also von Anzahl der gebildeten Kategorien ab. Da die einzelnen Informationswerte für das endgültige Maß einfach aufsummiert werden, wirkt sich diese Problematik direkt auf das Ergebnis aus und kann dieses daher unbrauchbar machen.

Sichtbarkeit

Für die Bestimmung des Salienz-Maßes werden zwei verschiedene Sichtbarkeiten genutzt: zum einen das Sichtbarkeitspolygon der Gebäudefassade, zum anderen die Vorher-Sichtbarkeit, welche die Einflüsse der Route und Bewegungsrichtung modellieren soll. Beide Sichtbarkeitsanalysen basieren auf Verfahren für die Bestimmung einer 2D-Sichtbarkeit (in der Kartenebene). Zudem wird für die Berechnung des Sichtbarkeitspolygons einer Fassade der Sichtkegel des Objekts im freien (unbebautem) Raum anhand von Gebäudedaten bestimmt. Dabei wird angenommen, dass alles, was nicht Gebäudegrundfläche darstellt, als sichtfreier Raum ohne jegliche Störobjekte interpretiert werden kann. Dies ist in zweifacher Hinsicht kritisch: Zum einen wird die Sichtbarkeit falsch beurteilt, weil die dritte Dimension vernachlässigt wird. Ein niedriges Bauwerk (Kiosk, Schuppen, Garage) verdeckt in der 2D betrachteten Kartenebene die Sicht auf ein mehrgeschossiges Gebäude dahinter nahezu vollständig, in der Realität ist das große Gebäude aber trotzdem deutlich sichtbar. Zum anderen wird der angeblich sichtfreie (weil unbebaute) Raum in der Wirklichkeit durch vielfältige Objekte eingeschränkt: Vegetation wie Büsche und Bäume oder menschliche Bauwerke wie Brunnen, Monumente, aber auch Zäune und Mauern verhindern die freie Sicht.

Für die informationstheoretische Bewertung sind verschiedene Sichtbarkeitsmaße entwickelt worden, die auf der Berechnung von 3D-Sichtbarkeiten basieren. Diese sind auf die vorliegenden Informationen eines 3D-Stadtmodells zugeschnitten und haben damit den Vorteil hervorragende Gebäudeteile bestimmen zu können. Sie besitzen aber auch die Einschränkung, dass außer zusätzlichen Gebäuden keine tatsächlichen Störobjekte für die Ermittlung der Sichtbarkeit mit einbezogen werden können, da diese im Stadtmodell nicht modelliert sind.

Vollständigkeit der modellierten Einflüsse

Der Ansatz von Raubal & Winter [2002] basiert auf anerkannten Charakterisierungen von Landmarken [Lynch 1960, Sorrows & Hirtle 1999] und versucht alle darin genannten Aspekte in einem gemeinsamen Ansatz zu integrieren. Ob die gewählten Attribute die Aspekte tatsächlich vollständig beschreiben, bleibt zu überprüfen. Durch Nutzerbefragungen sind erste Versuche zur Attributevaluation unternommen worden [Nothegger 2003]. Der Ansatz ist in sich schlüssig aufgebaut und deckt in der Theorie einen Großteil der Probleme für die automatische Bestimmung von Landmarken ab.

Der Ansatz zur informationstheoretischen Bewertung ist ausschließlich im Rahmen von zwei Diplomarbeiten entwickelt worden [Galler 2002, Seiler 2004] und daher inhaltlich nicht so konsistent wie der andere Lösungsansatz. Auch er baut auf den existierenden Forschungserkenntnissen über die Eigenschaften von Landmarken auf und versucht dafür entsprechende Attribute zu bilden. Ein Nutzertest der Attribute und der daraus resultierende Ergebnisse hat bisher nicht stattgefunden. Dafür ist der Berechnung von adäquaten Sichtbarkeitsmaßen für den 3D-Raum viel Aufmerksamkeit geschenkt worden. Auch wenn deren Qualität für das Verfahren noch nicht objektiv (durch Nutzertest) bewertet werden kann, sind die Sichtbarkeitsmaße umfassend modelliert und können daher für weitere Entwicklungen von großem Nutzen sein.

Einsetzbarkeit

Beide Ansätze entwickeln sich aus den bestehenden Forschungserkenntnissen über die Eigenschaften von Landmarken und versuchen daraus ein praktisches Konzept zu entwickeln. Die Attributwerte, die in beiden

Verfahren notwendig sind, werden so zurzeit in keiner Datenbasis vorgehalten (z. B. tatsächliche Fassadenfläche, Farbe und Texturen, Bewertung der kulturellen Bedeutung, tatsächliche Schilder, Fassadenrelief). Viele der Attribute müssen zum Teil mit großem Aufwand manuell erfasst werden, so dass die Bereitstellung der Informationen für größere Gebiete sehr zeit- und kostenintensiv wird. Der Ansatz der informationstheoretischen Bewertung geht von einer zukünftigen Bereitstellung aller relevanten Informationen für das Verfahren in 3D-Stadtmodellen aus.

Ein tatsächlicher Einsatz der Verfahren zur Bestimmung von Landmarken für (kommerzielle) Navigationssysteme ist erst als realistisch zu erachten, wenn gewährleistet ist, dass die gelieferten Ergebnisse aktuell gültig sowie fehlerfrei sind und die Informationen großräumig zur Verfügung gestellt werden können. Da weder die Richtigkeit noch die Vollständigkeit der Ansätze bisher belegt sind und die Attributgrundlagen beider Verfahren weitgehend erst noch erfasst werden müssen, um eine automatische Bestimmung von Landmarken für größere Bereiche zu ermöglichen, erscheint eine praktische Nutzung der Ansätze in nächster Zukunft als unwahrscheinlich.

5 Grundlagen des Data Mining

Für die automatische Bestimmung von Landmarken wird nach einem Verfahren gesucht, durch welches die Ähnlichkeiten oder Abweichungen zwischen gleichartigen Objekten eines Datensatzes automatisch aufgedeckt und beschrieben werden können. Genau diese Fragestellungen lassen sich mit Verfahren des Data Minings lösen, da sie in der Lage sind, Muster oder auch Ausreißer in Daten zu detektieren. Im folgenden Kapitel werden die im Data Mining zur Verfügung stehenden Methoden auf ihre Eignung für die Landmarken-Extraktion hin untersucht und ein geeignetes Verfahren für das weitere Vorgehen ausgewählt.

Es wird daher eine kurze Einführung als Einstieg in die Thematik des Data Minings gegeben. Nach der allgemeinen Einführung in die Begrifflichkeiten und die Prozessschritte werden schwerpunktmäßig die Aspekte erläutert, welche für die weiteren Ausführungen speziell von Belang sind – die Übergänge zwischen den unterschiedlichen Skalentypen und die Anforderungen der verschiedenen Data Mining-Methoden an die Datengrundlage, sowie die detaillierte Vorstellung des Klassifikationsalgorithmus ID3.

5.1 KDD und Data Mining

Mit der schnell ansteigenden Menge an digitalen Daten, die erfasst werden können, steigt das Bedürfnis, nützliche Informationen in diesen Datenbergen aufzudecken. Aus dieser Anforderung heraus entwickelte sich in den letzten 15 Jahren der Themenkomplex des *Data Minings* – das Graben oder Schürfen nach relevanten Informationen innerhalb von großen Datenmengen [KDnuggets 2005, Han & Kamber 2001, John 1997, Fayyad, Piatetsky-Shapiro, Smyth & Uthrusamy 1996, Fayyad, Piatetsky-Shapiro & Smyth 1996b, Koperski et al. 1996, Koperski & Han 1995]. Ziel dieser Art von Datenanalyse ist es, aus den Datenansammlungen allgemeine Gesetzmäßigkeiten zu extrahieren, ohne vorher zu wissen, welcher Art diese Gesetzmäßigkeiten sein könnten. Das Schlagwort Data Mining wird dabei synonym mit dem Begriff *KDD – Knowledge Discovery in Databases* (Wissensentdeckung in Datenbanken) verwendet. Dabei ist der gesamte Prozess dieser Form der Datenverarbeitung als KDD zu bezeichnen und Data Mining repräsentiert nur einen Teilaspekt, nämlich das Anwenden verschiedenster Algorithmen für die eigentliche Analyse.

Die Definitionen für die Begriffe lauten nach Fayyad, Piatetsky-Shapiro & Smyth [1996a]:

Knowledge Discovery in Databases ist der nicht-triviale Prozess der Identifizierung von gültigen, neuartigen, potentiell nützlichen und verständlichen Mustern in den Daten.

Data Mining ist ein Teilschritt im gesamten KDD-Prozess und besteht aus speziellen Data Mining-Algorithmen, die – rechenstechnisch abgestimmt auf große Datenmengen – in der Lage sind, Muster in den Daten aufzudecken.

Das wesentliche Problem ist die Abbildung von vollständigen Daten, welche üblicherweise zu umfangreich sind, um überschaubar zu bleiben, in eine andere Form. Diese ist entweder kompakter (z. B. kurzer Report), abstrakter (z. B. eine Modellbeschreibung der Daten) oder nützlicher (Vorhersagemodelle zur Abschätzung zukünftiger Fälle) als die reine Datensammlung [Fayyad, Piatetsky-Shapiro & Smyth 1996a].

Die grundlegenden Schritte des KDD-Prozesses können durch vier Basiskomponenten beschrieben werden [Han & Kamber 2001], siehe Abbildung 6. Eine detaillierte Beschreibung wird in Abschnitt 5.1.3 gegeben:

Auswahl: Bereitstellung des Vorwissens für die spezielle Domäne; die Ziele des Verfahrens festlegen; Selektion und Zusammenstellung der relevanten Daten (verschiedene Datenquellen zusammenführen, Attribute auswählen).

Vorverarbeitung: Aufbereitung der Daten, dazu gehört das Säubern der Daten (*Data Cleaning*) – Strategien für die Behandlung fehlender oder fehlerhafter Dateneinträge; Datenreduktion – entweder Auswahl eines repräsentativen Subsets, um die Gesamtanzahl der Datensätze zu verringern oder Bestimmung der relevanten Attribute, um die Dimensionalität des Problems zu minimieren.

Data Mining: Auswahl des geeigneten Data Mining-Verfahrens und Festlegung des zu nutzenden Algorithmus, dazu Festlegung von Modellannahmen und Parametern, sowie die Durchführung der Analyse.

Interpretation: Deutung der aufgedeckten Muster, z. B. mittels geeigneter Visualisierung, sowie Evaluierung der Ergebnisse.

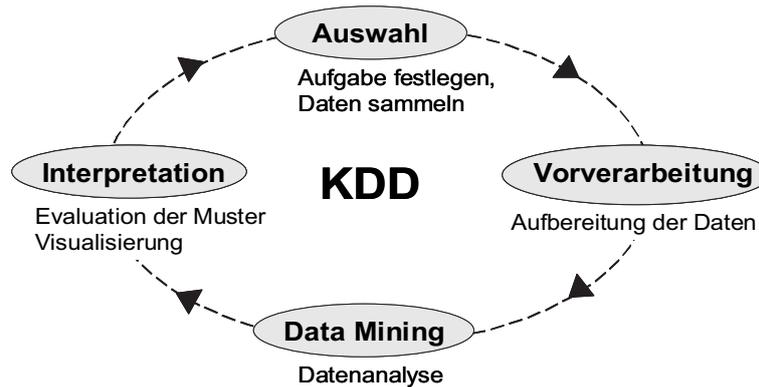


Abbildung 6: KDD-Prozess

Der KDD-Prozess stellt ein iteratives und nicht zwingend sequentielles Verfahren dar, bei dem gegebenenfalls ein oder mehrere Schritte zurück gegangen werden, um die Zwischenergebnisse zu überarbeiten, oder sogar der ganze Prozess mehrfach durchlaufen werden kann, bis neuartige Informationen als Ergebnis zur Verfügung stehen (wie in Abbildung 6 skizziert). Alternativen für die Strukturierung eines KDD-Prozessmodells sind beispielsweise in Säuberlich [2000] gegenübergestellt.

Der Begriff KDD wurde auf dem ersten Workshop für Knowledge Discovery in Databases geprägt, um zu betonen, dass (neues) Wissen das Endprodukt der Daten-getriebenen Untersuchung darstellt. Prinzipiell ist das Forschungsgebiet des Data Mining nur eine Sammlung von bestehenden Methoden und Algorithmen aus den unterschiedlichsten Fachdisziplinen, die unter diesem Schlagwort zusammengefasst und mit Fokus auf die zusätzlich entstehenden Anforderungen (z. B. Verarbeitung von großen Datenmengen) weiterentwickelt werden. Zu den verwandten Gebieten gehören [Säuberlich 2000]:

- ▷ Maschinelles Lernen (Algorithmen für das Data Mining: Lernen aus Beobachtungen und aus Beispielen)
- ▷ Mustererkennung (Algorithmen für das Data Mining)
- ▷ Datenbanksysteme (Verwaltung großer Datenmengen)
- ▷ Multivariate Statistik (Musterbeschreibung: Regressionsanalyse, Mustererkennung: Clustering, Bayes-Verfahren, Validierung von Mustern)
- ▷ Künstliche Intelligenz (Algorithmen für das Data Mining: Neuronale Netze, Fuzzy-Systeme, Genetische Algorithmen)
- ▷ Wissensakquisition für Expertensysteme
- ▷ Datenvisualisierung (Techniken speziell für höherdimensionale Zusammenhänge)
- ▷ Hochleistungsrechentechnik (Verarbeitung großer Datenmengen)

5.1.1 Aufgabenfelder des Data Minings

Das Auffinden von Mustern ist die Kernaufgabe des Data Minings, das sich allgemein in zwei Anwendungsbereiche unterteilen lässt. Zum einen gibt die *Beschreibung* die grundlegenden Eigenschaften der Datenbasis wieder und zum anderen ermöglicht die *Vorhersage* die Prädiktion neuer Daten durch Rückschlüsse aus den bestehenden Daten. Eine Differenzierung der Funktionalitäten eines Data Mining-Systems führt zu folgenden Aufgabengebieten (nach Han & Kamber [2001]):

Konzeptbeschreibung: Sie stellt eine prägnante Zusammenfassung einer Datenklasse dar, die eine eindeutige Abgrenzung zu anderen Klassen (Konzepten) möglich macht, entweder durch Charakterisierung der Daten einer einzelnen Zielklasse oder durch Vergleich zweier unterschiedlicher Klassen. Das Ergebnis sind Charakterisierungs- oder Diskriminanzregeln. Diese Form der Analyse ermöglicht z. B. die Ursachenforschung für die Gründe der Reparaturanfälligkeit von Fahrzeugen.

Abhängigkeitsanalyse: Diese liefert Assoziationsregeln, die wiederkehrend auftretende Attributwert-Kombinationen in den Datensätzen formulieren, um Abhängigkeiten zu modellieren. Klassischer Anwendungsfall ist die Warenkorbanalyse zur Untersuchung des Kaufverhaltens von Konsumenten.

Klassifikation und Prädiktion: Durch die Klassifikation werden Modelle oder Funktionen generiert, welche die Charakteristiken der Datenklassen (Zielgrößen) eindeutig beschreiben und voneinander unterscheiden. Die Beschreibung wird aus einem Trainingsdatensatz abgeleitet und auf einem neuen Datensatz, für den die Zielgröße nicht bekannt ist, angewendet. Im Bereich des Maschinellen Lernens gehören Verfahren dieser Art zum *überwachten Lernen*, da das Modell aus vorklassifizierten Beispielen abgeleitet wird. Die Modellbeschreibung kann durch Regeln, einen Entscheidungsbaum oder z. B. ein Neuronales Netz repräsentiert werden. Der Begriff Prädiktion beschreibt die Ableitung fehlender Daten oder nicht verfügbarer Attribute.

Segmentierung: Die Daten werden durch Analyse in gleichartige Gruppen - so genannte Cluster - eingeteilt. Diese Gruppierung erfolgt auf Basis der Distanz der Einzelobjekte zueinander und führt zur Maximierung der Ähnlichkeit der Objekte innerhalb einer Klasse und der Minimierung der Ähnlichkeit zwischen verschiedenen Klassen. Die Distanz kann für nicht-metrische Abstände über spezielle Distanzfunktionen definiert werden. Im Bereich des Maschinellen Lernens bezeichnet man diese Verfahren als *unüberwachtes Lernen*, da die Zielgröße oder Klassenzugehörigkeit vorher nicht bekannt ist.

Ausreißeranalyse: Diese deckt Objekte auf, die nicht zu dem allgemeinen Verhalten oder Modell der Daten passen. Die besondere Schwierigkeit liegt in der Trennung zwischen Datenungenauigkeiten (Rauschen) und gesuchten Ausreißern in den Daten. Dieser Bereich wird auch als *Outlier Mining* bezeichnet. Angewendet wird diese Art der Datenanalyse z. B. für die Aufdeckung von Kreditkartenbetrug, da Verdachtsfälle mit außergewöhnlich hohen Abbuchungen von Konten, die gewöhnlich nur mit durchschnittlichen Summen belastet werden, automatisch detektiert werden können.

Evolutionsanalyse: Sie beschreibt und modelliert Regelmäßigkeiten und Trends für Änderungen in Objekten über die Zeit. Neben den allgemeinen Verfahren umfasst diese auch Möglichkeiten für die Auswertung von Zeitreihen, Durchführung von Sequenz- oder Periodizitätsmustererkennung und Fourier- oder Wavelet-Transformationen. Sinnvoll ist diese Analysetechnik z. B. für längerperiodische Börsenanalysen, um Entwicklungstrends von Börsenkursen einzelner Firmen abzuleiten und daraus auf sinnvolle Investitionsmöglichkeiten zu schließen.

5.1.2 Abgrenzung Spatial Data Mining

Der Einsatz der Analyseverfahren im Data Mining beschränkt sich im Allgemeinen auf einfach strukturierte Daten, die z. B. in relationalen Datenbanken abgelegt werden können. Raumbezogene Daten dagegen stellen eine komplexe Datenform dar, da diese sowohl über räumliche als auch nicht-räumliche Attribute verfügen und in speziellen Datenbankstrukturen organisiert werden müssen. Die nicht-räumlichen Attribute können mit den gewöhnlichen Data Mining-Verfahren analysiert werden. Bei den räumlichen Attributen ist dies nicht möglich, da durch die Lage des Objekts auch implizit Nachbarschafts- und Topologiebeziehungen der Daten gegeben sind. Daher sind die üblichen Aufgabenfelder wie Klassifikation, Clustering usw. um spezielle Algorithmen für die Anwendung auf geographischen Daten (mit zusätzlichen nicht-räumlichen Attributen) erweitert worden [Miller 2005, Han & Kamber 2001, Miller & Han 2001].

Für diese Spezialanwendungen sind die Begriffe *Spatial Data Mining* und *Geographic Data Mining* geprägt worden. Spatial Data Mining beschreibt die Anwendung von Data Mining auf jede Form von räumlichen Daten. Für den Spezialfall der Verarbeitung von geographischen Daten mittels Data Mining wird von Geographic Data Mining (GDM) und als Überbegriff für den ganzen Prozess auch von Geographic Knowledge Discovery (GKD) gesprochen (siehe Abbildung 7).

Die gesonderten Anforderungen, die an ein GDM gestellt werden, wurden z. B. von Openshaw [1999] postuliert. Inzwischen sind eine Reihe an räumlichen Methoden und Algorithmen für Geographic Data Mining entwickelt worden [Shekhar et al. 2004, Ester et al. 2001, Miller & Han 2001, Ester et al. 1997, Koperski et al. 1996, Koperski & Han 1995]. Im Rahmen von Forschungsprojekten sind Softwaresysteme entwickelt worden [Han et al. 1997, Andrienko & Andrienko 1999, May & Savinov 2000]. Im Geodatenbereich wird das Spatial Data Mining z. B. bei der automatischen Typisierung im Rahmen der kartographischen Generalisierung [Anders & Sester 2000], der automatischen Interpretation von unstrukturierten Geodaten [Sester 2000] oder bei der Bestimmung von relevanten Attributen in Geodatenbeständen [Sui & Meng 2001] angewendet.

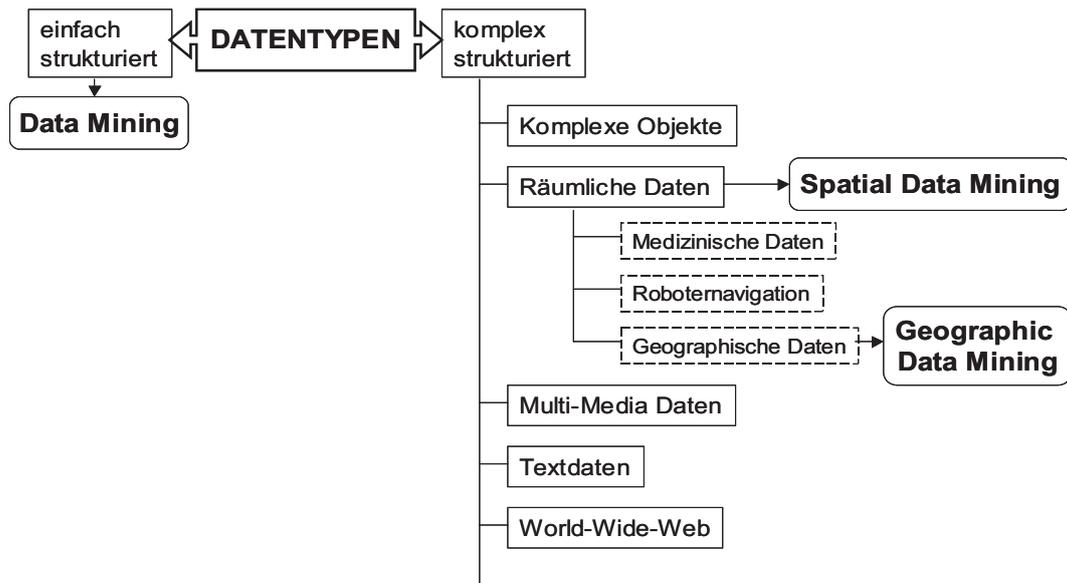


Abbildung 7: Begriffsdefinitionen: Spatial und Geographic Data Mining

5.1.3 Durchführung eines KDD-Prozesses

Wie schon in Abschnitt 5.1 vorgestellt, sind die Arbeitsschritte eines KDD-Prozesses die Auswahl, die Vorverarbeitung, das eigentliche Data Mining und die Interpretation der Ergebnisse (siehe auch Abbildung 6). Softwaresysteme für die automatische Durchführung von Data Mining bieten vor allem für die Arbeitsschritte der Vorverarbeitung und des Data Minings wertvolle Unterstützung durch die Implementierung von zahlreichen Algorithmen an (z. B. die Open-Source Software WEKA [Witten & Eibe 1999]). Die Auswahl der Daten und damit die Definition der Problemstellung, sowie die Interpretation der Ergebnisse bleibt trotz Hilfestellung von Seiten der Software (z. B. mit speziellen Visualisierungstechniken zur Erleichterung der Interpretation) Aufgabe für den Experten mit seinem Fachwissen.

Auswahl

Es ist mit einfachen Mitteln möglich, Data Mining-Verfahren auf einer Datenbasis anzuwenden und Ergebnisse zu erhalten. Ohne grundlegendes Verständnis der Problemstellung sind diese Ergebnisse aber wertlos. Daher ist der Ausgangspunkt für die Planung eines Data Mining-Verfahrens die Konkretisierung der Aufgabenstellung und der erwarteten Ziele des Verfahrens (*Task Analysis*). Dies erfolgt durch einen Experten, der das notwendige Domänenwissen über dieses Fachgebiet einbringt, so dass im nächsten Schritt die relevanten Daten bestimmt werden können. Üblicherweise müssen aus verschiedenen Datenquellen (z. B. mehreren Datenbanken) die Roh-Daten zusammengestellt werden. Dabei wird eine Auswahl von interessierenden Datenteilmengen getroffen (*Selection*).

Vorverarbeitung

Die Vorverarbeitung der Daten ist der zeitaufwändigste Teil des Prozesses. Die Daten müssen für die Weiterverarbeitung mit Data Mining-Methoden aufbereitet werden: Jeder Algorithmus hat unterschiedliche (formale) Anforderungen an die Datenrepräsentation, z. B. ob Daten mit fehlenden Attributwerten verarbeitet werden können oder wie die Attributwerte modelliert sein dürfen. Die Vorverarbeitungsschritte können in vier große Bereiche untergliedert werden [Han & Kamber 2001]:

Datensäuberung: *Data Cleaning* umfasst sowohl die Behandlung von Datenlücken in den Daten (nicht besetzte Attributwerte) durch Füllung mit Mittelwerten, prognostizierten Werten (z. B. mittels Regression) oder Platzhaltern als auch das Filtern des Rauschens oder die Aufdeckung von Inkonsistenzen im Datenbestand.

Datenharmonisierung: Der Vorgang der *Data Integration* beschreibt das Zusammenfügen von Datenteilmengen, die aus unterschiedlichen Quellen stammen. Dabei müssen insbesondere die unterschiedlichen Modellierungen der Daten beachtet und diese gegebenenfalls vereinheitlicht werden.

Datentransformation: Unter diesem Begriff versteht man die Glättung der Daten, um vorkommendes Rauschen zu minimieren, die Zusammenfassung von Daten in höherrangige Konzepte, die Normierung des Attributwertebereichs (z. B. auf den Bereich 0 bis 1) oder die Konstruktion neuer Attribute (aus mehreren Bestehenden), um den Data Mining-Prozess zu verbessern. Ein weiterer Aspekt ist zudem die Transformation der Attribute in verschiedene Skalen als Voraussetzung für die Nutzung ausgewählter Algorithmen (siehe dazu Kapitel 5.2).

Datenreduktion: Das Ziel ist das Ersetzen des vollständigen Datensatzes durch eine kleinere Repräsentation desselben, um die Laufzeit der Anwendung zu verbessern, ohne Einbußen in der Qualität der Ergebnisse in Kauf nehmen zu müssen. Dies kann entweder durch eine Verringerung der Anzahl der Datensätze (Auswahl von repräsentativen Daten), der Komprimierung durch Kompressionsverfahren (wie Wavelet-Transformation oder Hauptkomponentenanalyse) oder durch die Reduktion der Attributdimensionen erfolgen. Letzteres indem die für die Analyse nicht-relevanten Attribute bestimmt und aus dem Datenbestand entfernt werden. Eine Übersicht über die statistischen Verfahren zur Datenreduktion ist in Barbara et al. [1997] gegeben.

Data Mining

Dieser Arbeitsschritt umfasst sowohl die Auswahl der geeigneten Methode für die gewählte Problemstellung, als auch die Festlegung des anzuwendenden Algorithmus. Bei der Durchführung sind dabei oftmals Parameter festzulegen (insbesondere bei Clusteringverfahren).

Aus den Aufgabenfeldern, die in Abschnitt 5.1.1 beschrieben worden sind, lassen sich die verfügbaren Methoden ableiten. In der Praxis wird dabei üblicherweise unterschieden zwischen den drei großen Bereichen:

- ▷ Assoziationsregeln
- ▷ Klassifikation
- ▷ Clustering

Diese Liste wird gelegentlich ergänzt durch die Methoden Konzeptbeschreibung und Outlier Mining. Auf die in dieser Arbeit relevanten Methoden wird in Abschnitt 5.3 näher eingegangen.

Interpretation

Für den Arbeitsschritt der Interpretation der Ergebnisse ist wieder das Hintergrundwissen des Experten von besonderer Bedeutung. Er nimmt eine Bewertung der Interessanztheit der aufgedeckten Muster vor, um zu entscheiden, ob die Erkenntnisse trivial, irrelevant, redundant sind oder ob sich neue, verwertbare Beziehungen dahinter verbergen. Dazu muss ein Vergleich mit den am Anfang gesteckten Zielen der Anwendung stattfinden, sowie eine Überprüfung des gesamten Prozesses. Dieses kann zur Wiederholung einzelner Schritte oder zur Überarbeitung der Ausgangsfragestellung führen, und damit einen neuen Durchlauf des gesamten Prozesses notwendig machen.

Sowohl für die Evaluation als auch für die Kommunikation der Ergebnisse an Dritte sind geeignete Visualisierungstechniken gefordert. Die besondere Schwierigkeit steckt in der Mehrdimensionalität der Daten: Bis zu drei Dimensionen lassen sich einfach mit Standardsoftwarefunktionen anschaulich darstellen, mit zunehmender Anzahl an Dimensionen wird es schwierig, übersichtliche Präsentationsformen bereitzustellen. Dabei ist der Mensch in der Lage mittels Visualisierungen viel mehr Informationen „auf einen Blick“ zu erfassen und zu verarbeiten als er mit seinen anderen Sinnen in gleicher Zeit verarbeiten könnte [Ware 2004]. Diese menschliche Eigenschaft der Informationsverarbeitung kann auch genutzt werden, um die Exploration der Daten (und damit den Schritt des eigentlichen Data Minings) visuell vorzunehmen. Spezielle Visualisierungstechniken für die Exploration großer Datenbestände sind Gegenstand der Forschung (beispielsweise [Schumann & Kreuseler 2003]) und finden ihre Anwendung in Softwaretools für *Visuelles Data Mining*, wie z. B. in CommonGIS [AIS 2005].

Nach erfolgreicher Validierung der Ergebnisse erfolgt als letzter Schritt in der gesamten Prozesskette die Ausgabe der Erkenntnisse in verständlicher Form und ihre Anwendung auf neue Daten.

5.2 Grundlagen der Attributtransformation

5.2.1 Skalenarten

Die Beschreibung der Attribute durch die Attributwerte erfolgt in verschiedenen Skalenarten, die Attribute gruppieren sich in verschiedene Datentypen. Die vier wichtigsten Skalen sind dabei [Benning 2002, Bortz 2005, Stevens 1946]:

Nominalskala: Diese dient zur Einteilung von qualitativen Merkmalen. Objekte mit identischen Merkmalsausprägungen erhalten identische Zahlen, Objekte mit ungleicher Merkmalsausprägung erhalten ungleiche Zahlen. Die verschiedenen Attributwerte dienen nur zur Zuordnung und können sowohl aus Zahlen als auch Buchstaben oder Wörtern (*blond, braun, schwarz*) bestehen. Eine Sonderform stellt die binominale Skala dar, bei der es nur zwei verschiedene Merkmalsausprägungen gibt (z. B. *ja, nein*).

Ordinalskala: Die Objekte können hinsichtlich ihrer Merkmalsausprägungen geordnet werden. Dadurch kann eine Aussage getroffen werden, ob ein Merkmal bei einem Objekt stärker oder schwächer ausgeprägt ist als bei einem anderen. Auch dies kann sowohl durch Zahlen als auch durch Begriffe (*klein, mittel, groß*) erfolgen.

Intervallskala: Diese besitzt quantifizierbare Merkmalsausprägungen, durch die sinnvoll Differenzen, Summen oder auch Mittelwerte berechnet werden können. Durch lineare Transformation können verschiedene Intervallskalen ineinander überführt werden (z. B. Grad Celsius in Fahrenheit).

Verhältnisskala: Auch diese ist für quantitative Merkmale vorgesehen und eine „Steigerung“ der Intervallskala, bei der für die verschiedenen Skalen der absolute Nullpunkt als Bezug dient, und daher eine Umrechnung der numerischen Werte durch eine Ähnlichkeitstransformation möglich ist (z. B. von Fuß in Meter, Kilogramm in Unzen).

Üblicherweise werden die Intervallskala und die Verhältnisskala zusammengefasst und als Kardinalskalen oder metrische Skalen bezeichnet. Die Klassifikation der vier Skalen stellt selber eine Ordinalrelation dar, wobei von der Nominalskala zur Verhältnisskala aufsteigend die Möglichkeiten für eine statistische Auswertung zunehmen. Eine Übersicht über die mathematischen Strukturen, die den Skalentypen zugrunde liegen, ist in Tabelle 4 gegeben (nach Stevens [1946] und Bortz [2005]). Ein weiteres Klassifikationskriterium für die Merkmale ist die Unterteilung in diskrete (endlich viele oder abzählbar unendlich viele Ausprägungen) oder stetige (beliebig viele Ausprägungen) Messwerte [Bortz 2005, Hartung & Elpelt 1999].

Tabelle 4: Übersicht über die wichtigsten Skalentypen

Skalenart	Mögliche Aussage	Mathematische Zuordnung	Zugelassene Statistik	Beispiel
Nominal	Gleichheit, Verschiedenheit	eindeutige Transformation	Auszählung, Häufigkeitsverteilung	Telefonnummern, Haarfarbe
Ordinal	Bestimmung von größer oder kleiner	monotone Transformation	Median, Perzentile, Auswertung von Ranginformationen	Windstärken, Schulnoten
Intervall	Bestimmung von Gleichheit bei Intervallen oder Differenzen	lineare Transformation	Mittelwert, Standardabweichung, Korrelationen	Temperatur, Kalenderzeit
Verhältnis	Bestimmung der Gleichheit von Quotienten	Ähnlichkeits-transformation	Bestimmung von Variationskoeffizienten	Längenmessungen, Gewichtsmessungen

Viele der praktischen Data Mining-Systeme implementieren nur zwei dieser vier Maßebenen: nominal und numerisch [Witten & Eibe 1999]. Nominale Attribute nehmen dabei Werte einer vordefinierten, endlichen Wertemenge an und werden auch als kategorisch, auflistend oder diskret bezeichnet (weil die Attribute oftmals durch Diskretisierung metrischer Attribute entstanden sind). Metrische und ordinale Attribute

werden hier in Anlehnung an Witten & Eibe [1999] als numerische Attribute bezeichnet und messen dagegen Zahlen – ganzzahlige oder reelle Werte. In der hier eingesetzten Data Mining-Bibliothek WEKA [Witten & Eibe 1999] werden diese beiden Datentypen unterstützt. Jedoch erfolgt die Interpretation der numerischen Attribute abhängig vom verwendeten Lernverfahren. So behandeln die meisten Verfahren die numerischen Attribute als ordinale Skalen und verwenden nur Kleiner- und Größer-Vergleiche für die Werte, andere behandeln sie als Ratio-Skalen und nutzen Distanzberechnungen. Es ist also notwendig, die Vorgehensweise eines Lernverfahrens bezüglich der Handhabung der Attribute vor seinem Einsatz zu überprüfen.

5.2.2 Übergänge zwischen den Skalenarten

Bei der Zusammenstellung der Datenbasis für das Data Mining treten in den Attributen üblicherweise verschiedene Skalentypen gleichzeitig auf. Für die Weiterverarbeitung der Daten ist aber oftmals ein einheitlicher Attributbestand nötig (abhängig vom gewählten Data Mining-Algorithmus), so dass die verschiedenen Maßebenen ineinander überführt werden müssen.

Diskretisierung

Bei der Anwendung im Data Mining wird die Transformation von numerischen in nominale Attribute Diskretisierung genannt. Dabei werden die numerischen Attribute in eine kleine Zahl voneinander getrennter Bereiche diskretisiert, die dann als nominale Attribute gehandhabt werden können. Zu beachten ist, dass zum einen durch die Zusammenfassung der differenzierten Werte in Gruppen inhaltliche Detailinformationen und zum anderen auch die Rangreihenfolge der diskretisierten Attribute zueinander verloren gehen (siehe Abbildung 8, links).

Für dieses Problem der Skalentransformation gibt es zwei grundlegende Ansätze: die überwachte und die unüberwachte Diskretisierung. Bei einer überwachten Durchführung werden die Klassen der Instanzen in den Prozess mit einbezogen, bei der unüberwachten Durchführung erfolgt die Einteilung in Intervalle ohne jede Vorkenntnis über die Daten und weist damit Schwächen auf. So besteht die Gefahr, Unterscheidungen zu zerstören, die sich beim anschließenden Data Mining als nützlich herausgestellt hätten, weil die Abstufung zu grob ist oder die Grenzen an ungeschickten Stellen platziert sind. Wenn die Klasseninformationen für die Daten aber nicht vorliegen, ist dies die einzige Möglichkeit zur Transformation [Witten & Eibe 1999].

Für die Bildung der Intervalle gibt es verschiedene Möglichkeiten wie die Eingruppierung in gleich große Intervalle oder Einteilung mit gleicher Häufigkeit. Aus dem Anwendungsgebiet der Choroplethenkarten kommt die Klassifikation der Daten mittels der Methode der „natürlichen Unterbrechungen“ (Jenk’sche Optimierung) [Jenks & Caspall 1971]. Für die kartographische Gestaltung der Karten ist die Transformation von numerischen Datenwerten in eine festgelegte Anzahl von Intervallen vorzunehmen. Mit Hilfe des Verfahrens der Jenk’schen Optimierung werden Gruppierungen in den Daten aufgrund ihrer statistischen Verteilung ermittelt und die Summe der Abweichungen in den einzelnen Klassen minimiert, um so die natürlich vorkommenden Klassengrenzen bei der Einteilung anzuhalten [Mak & Coulson 1991, Cromley & Mrozinski 1999].

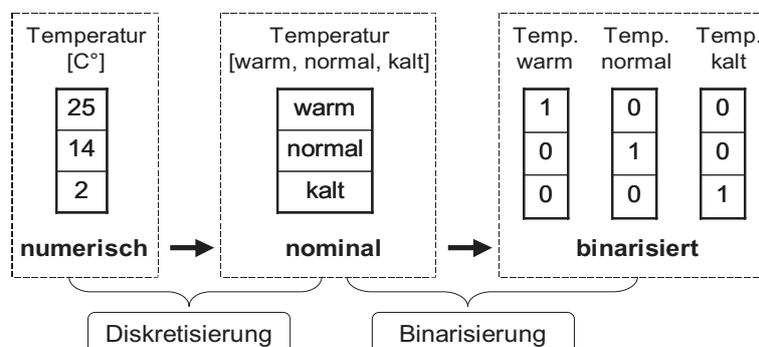


Abbildung 8: Mögliche Übergänge zwischen Skalen

Binarisierung

Die Umwandlung von nominalen zu numerischen Attributen entspricht einer Aufwertung der Daten von der Nominalskala zur Kardinalskala. Diese Transformation ist direkt nicht durchführbar, da die benötigten Informationen in den Daten nicht vorhanden sind: Es fehlen die Angaben zur Rangreihenfolge der Attribute und ihres (metrischen) Abstandes zueinander.

Als Behelf ist eine Wandlung in binäre, synthetische Attribute (mit den Ausprägungen 0 und 1) möglich, um eine Anwendung von Algorithmen, die numerische Attribute als Grundlage benötigen, möglich zu machen. Dazu wird das Originalattribut in eine Anzahl neuer Attribute aufgeteilt. Jede Wertausprägung, die in dem nominalen Attribut definiert ist, führt zu einem neuen Attribut. Die Werte dafür werden so bestimmt, dass diejenigen Instanzen mit dem Wert 1 belegt werden, in denen das Attribut zutrifft, alle übrigen mit dem Wert 0 (siehe Abbildung 8, rechts).

5.3 Einteilung der Methoden

Die grundlegende Einteilung der Methoden ist am Anfang des Kapitels in Abschnitt 5.1.1 und 5.1.3 kurz vorgestellt worden. In diesem Kapitel werden diejenigen Methoden näher erläutert, die für den Fokus dieser Arbeit relevant sind – die Bereiche Clustering, Outlier Mining sowie Klassifikationsverfahren mit dem ID3-Algorithmus (siehe Abbildung 9).

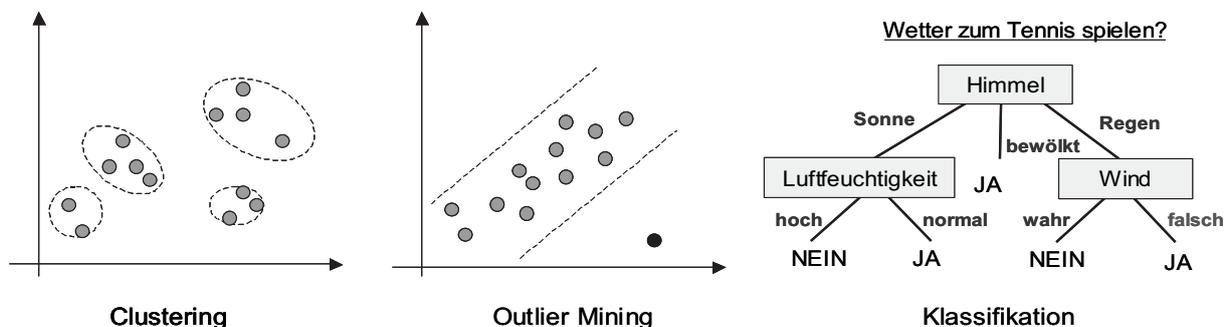


Abbildung 9: Die Methoden Clustering, Outlier Mining und Klassifikation im Überblick

5.3.1 Clustering

Ein Cluster ist eine definierte Gruppe von Datenobjekten mit der Bedingung, dass alle Objekte innerhalb des Clusters zueinander ähnlich sind und zu Objekten außerhalb, die in anderen Clustern liegen, unähnlich sind. Mit dem Begriff der Clusteranalyse wird die Einteilung der Daten in Cluster bezeichnet.

Neben der Anwendung im Data Mining hat Clustering eine langjährige Tradition in den Bereichen Mustererkennung, Objekterkennung und Bildverarbeitung (z. B. Klassifikation von Bilddaten, [Jähne 2002]). Als Zweig der Statistik wurden vor allem Distanz-basierte Clusterverfahren entwickelt, die im Allgemeinen nur Daten mit numerischen Attributwerten verarbeiten [Hartung & Elpelt 1999]. Das Clustering gehört zu den *unüberwachten Verfahren*, da die Klassenzugehörigkeit der Instanzen nicht im Vorfeld gegeben ist, sondern das eigentliche Ziel der Suche darstellt (*Learning by Observations*). Durch die Anwendung von Clustering im Data Mining entstehen zusätzliche Anforderungen an die Algorithmen wie die Beachtung der Effizienz und Effektivität bei der Verarbeitung großer Datenbestände sowie die Möglichkeit zur Verarbeitung gemischter Attributdatentypen (binär, nominal, ordinal und numerisch) innerhalb eines Prozesses [Han & Kamber 2001].

Grundvoraussetzung des Verfahrens ist die Definition einer Abstands- oder Ähnlichkeitsfunktion für die Attribute, über welche die Nachbarschaftsbestimmung und damit die relative Lage zueinander ermittelt wird. Ist diese bei rein numerischen Werten noch oftmals durch gebräuchliche Metriken wie Euklidische oder Manhattan Distanz bestimmbar, wird es bei der Bestimmung von Ähnlichkeiten oder Distanzen zwischen rein nominalen oder binären Attributtypen komplizierter (z.B. Verwendung der Hamming- oder Levenshtein-Distanz für nominale Skalen, siehe [Anders 2004]). Speziell für eine gemeinsame Verarbeitung

gemischtskaliger Attribute wird ein Übergang auf normierte (Transformation der numerischen Werte auf den Wertebereich 0 bis 1) und binäre Attribute (Transformation der nominalen Attribute) als Lösung empfohlen [Han & Kamber 2001]. Allgemein ist zu beachten, dass das Ergebnis des Clusterings abhängig von der Festlegung der Parameter ist (neben der Festlegung der Distanzmaße entweder die Definition des Grenzwertes „ähnlich/unähnlich“ oder Vorgabe der gesuchten Clusteranzahl). Damit kann nur durch heuristisches Experimentieren mit diesen Variablen das optimale Ergebnis für die jeweilige Aufgabe gefunden werden. Ein parameterfreies Clusteringverfahren basierend auf der Hierarchie von Nachbarschaftsgraphen ist für die Interpretation von raumbezogenen Daten von Anders [2004] entwickelt worden.

Gruppierung der Clusteringalgorithmen

Im Bereich des Clusterings sind unzählige Algorithmen entwickelt worden, die nach ihrer Vorgehensweise in verschiedene Gruppen eingeteilt werden können. Oftmals lassen sich die Algorithmen nicht eindeutig einer einzelnen Kategorie zuordnen, da sie in ihrem Ansatz mehrere Aspekte aufweisen. Einige bekannte Algorithmen sind als Beispiele in der Liste mitgeführt, weitere Details zu den Gruppen sind in Han & Kamber [2001] gegeben:

- ▷ Partitionierende Verfahren (Simple-k-means)
- ▷ Hierarchisches Clustering (Simple-k-means, CobWeb)
- ▷ Wahrscheinlichkeitsbasiertes Clustering (EM-Algorithmus)
- ▷ Dichte-basierte Verfahren (DBScan)
- ▷ Grid-basiertes Clustering (STING)
- ▷ Modell-basiertes Clustering (Statistischer Ansatz: CobWeb, Neuronales Netz: Kohonen Self-Organizing-Maps (SOM))
- ▷ Hierarchisches parameterfreies Graph-Clustering (mit medianbasiertem, schwellwertfreien Entscheidungskriterium zur Vereinigung ähnlicher Cluster) [Anders 2004]

Eine Übersicht über die verschiedenen Clustering-Methoden und ihre Anwendungsgebiete ist in Jain et al. [1999], eine Übersicht, welche Algorithmen sich davon auch für *Spatial Clustering* eignen, ist in Han et al. [2001] gegeben.

5.3.2 Outlier Mining

Der Bereich der Ausreißeranalyse fokussiert auf einen sehr kleinen Teil der Daten, der oft als Fehler oder Rauschen ausgeklammert wird. Dabei können aber wertvolle Informationen verloren gehen - „One person’s noise could be another person’s signal“ (aus [Han & Kamber 2001]).

Ausreißer werden definiert als diejenigen Objekte, die nicht dem allgemeinen Verhalten oder Modell der Daten folgen. Die auffälligen Werte können dabei durch fehlerhafte Messungen oder Eingabefehler entstanden sein, oder aber eine ungewöhnliche (unerwartete) Information repräsentieren. Das Problem des Outlier Mining ist die automatische Unterscheidung zwischen diesen Möglichkeiten und wird dabei folgendermaßen definiert:

Ein Datensatz mit n Punkten oder Objekten ist gegeben und k stellt die erwartete Anzahl an Ausreißern dar. Gesucht sind die obersten k Objekte, die eindeutig unähnlich, außergewöhnlich oder inkonsistent sind in Hinblick auf die übrigen Datensätze (übersetzt aus [Han & Kamber 2001]).

Daraus ergeben sich zwei Teilprobleme: Zum einen muss festgelegt werden, wie die Daten beschaffen sein müssen, um als inkonsistent zum Rest zu gelten, und zum zweiten wird eine effiziente Methode gesucht, diese Ausreißer zu detektieren. Dazu werden in der Forschung drei verschiedene Ansätze verfolgt:

Statistisch-basierte Ausreißersuche: Für einen statistischen Ansatz wird eine statistische Verteilungsfunktion für den Datensatz angenommen (z. B. Normalverteilung). Die Ausreißer werden dann mittels Hypothesentest detektiert. Dazu benötigt man allerdings neben der Verteilungsfunktion auch Verteilungsparameter wie Mittelwert und Standardabweichung, sowie die Anzahl der erwarteten Ausreißer. Das Testverfahren arbeitet mit zwei Hypothesen: der Nullhypothese, welche die Behauptung aufstellt, dass alle Objekte in dem Datensatz der ursprünglichen Verteilungsfunktion folgen. Diese Annahme wird beibehalten, solange es keinen statistisch signifikanten Beleg gibt, diese zu verwerfen. Dazu wird eine Alternativhypothese formuliert, die akzeptiert wird, wenn die Gültigkeit der Nullhypothese unwahrscheinlich ist und daher verworfen wird. Für die Ausführung des Tests wird eine Testverteilung gewählt abhängig von Verteilungsfunktion und vorliegenden Parametern [Witte & Schmidt 1991].

Schwerwiegende Nachteile des Verfahrens sind, dass die meisten Tests nur für einzelne (univariate) Attribute durchgeführt werden können, zudem müssen die Verteilungsparameter des Datensatzes vorliegen. Besonders kritischer Punkt ist das Verteilungsmodell für die Daten, das in den meisten Fällen unbekannt ist und nicht ausreichend mit Standardverteilungen modelliert werden kann [Han & Kamber 2001, Ng 2001].

Distanz-basierte Ausreißersuche: Ein Objekt o in einem Datensatz S ist ein Distanz-basierter Ausreißer mit den Parametern p and d , wenn mindestens ein Anteil p der Objekte aus S von o weiter entfernt als die Distanz d liegt. Man kann Distanz-basierte Ausreißer als Objekte interpretieren, die nicht genügend Nachbarn besitzen, wobei die Nachbarschaft als Abstand zu einem Objekt definiert ist.

Es sind verschiedene Algorithmen, die dieses Problem lösen, entwickelt worden, unter anderem ein Zellen-basierter Algorithmus, um die Rechenkomplexität gering zu halten. In diesem Ansatz wird der Datenraum in Zellen unterteilt, die als Abstandsmaß für die Bestimmung der Nachbarschaft herangezogen werden [Knorr & Ng 1997, Knorr & Ng 1998, Knorr et al. 2000, Knorr 2002]. Das Problem dieser Vorgehensweise ist die Bestimmung der Parameter p und d , die heuristisch erfolgen muss [Han & Kamber 2001].

Abweichungs-basierte Ausreißersuche: Diese Form der Ausreißerdetektion identifiziert Ausreißer durch die Untersuchung der Haupteigenschaften von Objektgruppen. Objekte, die von dieser Beschreibung abweichen, werden als Ausreißer betrachtet. Eine Möglichkeit ist die *Sequential Exception Technique*, welche die menschliche Fähigkeit Datenreihen und Texte zu überfliegen und dabei ungewöhnliche Einträge zu entdecken, nachahmt. Dabei werden sequentiell Ausschnitte aus dem Datensatz gezogen und in diesen mittels einer Unähnlichkeitsfunktion Abweichungen bestimmt. Dieses Verfahren kann z. B. für die automatische Detektion von abweichenden Einträgen in gleichartigen Buchstaben-, Text- oder Zahlenkolonnen angewendet werden [Arning et al. 1996].

Man beachte, dass prinzipiell auch Clustering-Algorithmen zur Ausreißersuche verwendet werden können. In der eigentlichen Anwendung des Clusterings werden Ausreißer als Rauschen eliminiert. Wenn der Algorithmus entsprechend modifiziert wird, können die Ausreißer als Nebenprodukt der Prozessierung ausgegeben werden [Han & Kamber 2001].

Spatial Outlier

Auch im Bereich des Outlier Minings gibt es die Spezialisierung auf räumliche Daten. Räumliche Ausreißer (*Spatial Outliers*) werden definiert als räumlich referenzierte Objekte, deren nicht-räumliche Attributwerte signifikant anders sind als die Werte von anderen Objekten in ihrer Nachbarschaft. Sie stellen demnach Objekte dar, die inkonsistent zu ihren Nachbarobjekten sind. Die Entwicklung von Algorithmen zur so genannten *Spatial Outlier Detection* ist aktueller Gegenstand der Forschung. Einige Verfahren unterscheiden dabei bei der Durchführung nicht zwischen räumlichen und nicht-räumlichen Attributen [Shekhar et al. 2003, Lu et al. 2003], andere decken lokale Ausreißer bezogen auf definierte Einflussgebiete (Nachbarschaften) auf [Huang & Qin 2004].

5.3.3 Klassifikation

Als Klassifizierung oder Klassifikation bezeichnet man einen Vorgang oder eine Methode zur Einteilung von Objekten in Klassen oder Kategorien. Analog dazu werden bei der Prädiktion stetige Funktionen als Modelle für die Daten entwickelt, durch die unbekannte (kontinuierliche) Zielgrößen geschätzt werden können.

Verfahren der Klassifikation

Die Klassifikation gehört im Bereich des Maschinellen Lernens zu den Verfahren, die auf dem Prinzip des *Learning from Examples* basieren. In der digitalen Bildverarbeitung wird die *Multispektrale Klassifikation* zur automatischen Zuweisung von Pixeln aus mehrkanaligen Bilddaten in Klassen eingesetzt. Bekannte Verfahren sind die Minimum-Distance- oder Maximum-Likelihood-Klassifikation [Kraus 1990]. Da bei der Anwendung vorklassifizierte Beispiele gegeben sind, wird es als überwachtes Verfahren bezeichnet. Es handelt es sich um einen zweistufigen Prozess: Zuerst werden aus einer Trainingsdatenmenge, in der die Klassenzugehörigkeit für jede Instanz vorliegt, mittels eines Klassifizierers oder Lernverfahrens die Klassifikationsregeln bestimmt. Danach wird dieses Modell auf Daten, bei denen das Zielmerkmal nicht gegeben ist, übertragen, um die Klassenzugehörigkeit für die einzelnen Instanzen zu prognostizieren. Dazu wird ein Modelltest auf einem Testdatensatz durchgeführt, um die Aussagekraft der Regeln zu überprüfen und anschließend, wenn der Test zufrieden stellend verlaufen ist, das Regelwerk auf die neuen Daten angewendet [Han & Kamber 2001].

Für die Ableitung der Klassifikationsregeln und ihre Repräsentation gibt es verschiedene Verfahren. Die bekanntesten sind die Entscheidungsbaumverfahren [Quinlan 1986, Quinlan 1993] und die statistischen Lernverfahren wie Bayesche und Neuronale Netze [Russell & Norvig 2003]. Weitere Algorithmen gehören zu den Methoden Fall-basiertes Schließen, Genetische Algorithmen, Unschärfe Mengen oder Fuzzy Mengen [Han & Kamber 2001, Mitchell 1996]. Ebenso können aber auch Verfahren aus der multivariaten Statistik wie z. B. die Diskriminanzanalyse für die Zuordnung von Objekten zu Klassen eingesetzt werden [Rudolph 1999, Bortz 2005, Hartung & Elpelt 1999].

Entscheidungsbaumverfahren

Entscheidungsbäume sind eine spezielle Darstellungsform von Entscheidungsregeln. Sie veranschaulichen aufeinander folgende hierarchische Entscheidungen in Form eines Baumes: Sie beginnen mit einem Stamm, an dessen Ende sich eine Verzweigung befindet, die in mehrere wiederum verzweigte Äste führt. Jedes Blatt ist durch einen eindeutigen Weg erreichbar, der damit eine Regelfolge repräsentiert. Um eine Klassifikation abzulesen, geht man von der Wurzel entlang des Baumes bis zum Blatt abwärts. Bei jedem Knoten wird ein Attribut abgefragt und eine Entscheidung getroffen, so lange bis man ein Blatt erreicht. Üblicherweise wird eine Einteilung in zwei Klassen (Klassenzugehörigkeit positiv oder negativ) vorgenommen und daher als *Boolsche Klassifikation* bezeichnet [Russell & Norvig 2003].

Generiert werden die Entscheidungsbäume im Allgemeinen im Top-Down-Prinzip (siehe Abbildung 10). Die vorklassifizierten Daten liegen als Attribut-Wert-Tabellen vor. Bei jedem Schritt wird dasjenige Attribut herausgesucht, mit welchem man die betrachtete Datenmenge am besten unterteilen kann. Dieses Attribut bildet einen Knoten und seine möglichen Ausprägungen stellen die verschiedenen weiterführenden Äste dar. Die Aufteilung der Daten endet mit der Zuweisung einer Klassifikation zu einem Blatt, wenn keine weitere Aufspaltung der Daten mehr möglich (weil keine weiteren Attribute vorhanden) oder notwendig ist (die erzeugte Teilmenge gehört ausschließlich zu einer Klasse). Aufgrund der diskreten Verzweigungen sind nominale Attribute in den Daten prinzipiell die Voraussetzung für Entscheidungsbaumverfahren.

Das generelle Problem der Entscheidungsbaumverfahren liegt in einer möglichen Überanpassung (*Overfitting*) des Modells an die Daten. Verrauschte Trainingsdaten führen zu fehlerhaften Regeln und einer schlechten Qualität bei der Klassifizierung der neuen Daten. Daher wird eine Beschneidung des Entscheidungsbaumes (*Pruning*) für diejenigen Äste empfohlen, bei denen die verbleibende Datenstichprobe zu klein ist, um statistisch gesicherte Aussagen treffen zu können [Russell & Norvig 2003, Han & Kamber 2001, Mitchell 1996].

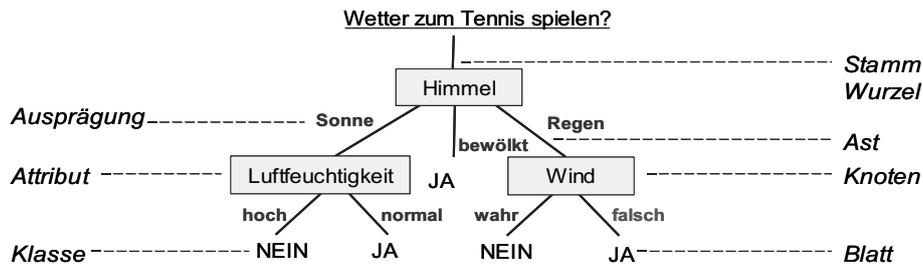


Abbildung 10: Aufbau eines Entscheidungsbaumes

Prädiktion

Im Gegensatz zur eigentlichen Klassifikation werden bei der Prädiktion stetige Zielgrößen vorhergesagt. Dazu wird vor allem die Regressionsanalyse angewendet, ein statistisches Verfahren zur Analyse von Daten, welches von der Aufgabenstellung ausgeht, statistische Ursache-Wirkung-Beziehungen durch Regressionsfunktionen zu beschreiben. Dazu verwendet man oft lineare Funktionen, aber auch nicht lineare, wie z. B. quadratische, logarithmische oder Exponentialfunktionen. Stellt die Zielgröße eine Funktion eines mehrdimensionalen Attributvektors dar, handelt es sich um eine multiple Regression [Niemeier 2001, Höpcke 1980, Witte & Schmidt 1991].

5.4 Lernalgorithmus ID3

Ein sehr bekanntes Entscheidungsbaumverfahren ist der Algorithmus ID3 (*Interactive Dichotomizer 3*), der von Quinlan [1986] veröffentlicht wurde (auch [Quinlan 1983]). Grundlage sind Beispieldatensätze in Form von klassifizierten Attribut-Wert-Listen, wobei die Attribute zwingend in nominaler Form vorliegen müssen. Weiterentwicklungen dieses Verfahrens (z. B. C4.5 [Quinlan 1993]) können auch mit kontinuierlichen Attributen umgehen und den Baum automatisch beschneiden. Für den Aufbau des Entscheidungsbaumes müssen Maße zur Auswahl und qualitativen Bewertung der einzelnen Attribute als Verzweigungsknoten bereitgestellt werden. Das Verfahren untersucht alle vorliegenden Attribute und wählt dasjenige zur Unterteilung der Daten aus, dessen Attributwerte die vorliegende Klassenzugehörigkeit der einzelnen Datensätze bestmöglich voneinander trennen. ID3 nutzt als Bewertungsfunktion dazu einen Ansatz aus der Informationstheorie. Dadurch ist gewährleistet, dass das Verfahren die einfachste – bedeutet kürzeste – Beschreibung zur Klassifikation der Datensätze als Ergebnis liefert. Der Entscheidungsbaum kann anschließend im nächsten Schritt als Regelwerk für die Klassifikation von neuen, gleichartigen Daten (ohne vorgegebene Klasseneinteilung) eingesetzt werden.

5.4.1 Entropie und Informationsgewinn

Die Informationstheorie ist wesentlich von Shannon [1948] zur Analyse von Kommunikationssystemen vorangetrieben worden. Sie definiert die Begriffe Entropie und Informationsgewinn als Grundlage für die Ermittlung der Beschreibungslängen von Informationen. Detaillierte Erläuterungen zu den Grundlagen der Informationstheorie sind in Shannon [1948] aber auch Förstner [1989], mit dem Anwendungsfokus ID3 in Sester [1995] und Lemcke [2001] zu finden.

Entropie

Der Begriff Information im Sinne der Shannonschen Informationstheorie ist als Antwort auf eine Frage zu verstehen. Gibt es für die Antwort schon eine relativ gut zutreffende Vermutung, dann ist die Antwort weniger informativ als wenn nichts vorher bekannt ist. Der Gehalt der Information wird in Bits gemessen, wobei ein Bit Information genügt, um eine Frage mit Ja oder Nein zu beantworten.

Mit der Entropie bezeichnet man die Unordnung einer Menge: Ist die Entropie klein ($= 0$), so ist die Menge geordnet. Dies bedeutet, dass alle Instanzen in der Menge im betrachteten Zielmerkmal gleich sind. Ist die Entropie dagegen sehr groß ($= 1$), liegt Chaos vor, was einer gleichmäßigen Verteilung aller Instanzen auf

beide Zielklassen entspricht. Mittels dieses Maßes kann in der Informationstheorie also die „Reinheit“ von Mengen (also die Zugehörigkeit aller Objekte in der betrachteten Menge zu einer Klasse) bewertet werden.

Sei also S die zu bewertende Menge, c die Anzahl möglicher unterschiedlicher Ausprägungen des Zielattributs und p die relative Häufigkeit ihres Auftretens, so ist:

$$\text{Selbstinformation } I \equiv -\log_2 p_i \quad (11)$$

$$\text{Entropie } (S) \equiv \sum_c^{i=1} -p_i \log_2 p_i \quad (12)$$

Informationsgewinn

Mittels der Entropie kann der Reinheitsfaktor der Menge bestimmt werden. Zur Bestimmung eines Baumknotens benötigt der Lernalgorithmus ein Qualitätsmaß für die Unterteilung nach einem bestimmten Attribut. Dieses Gütekriterium ist der Informationsgewinn (*Information Gain*), der eine Verringerung der Entropie durch das gewählte Trennattribut beschreibt. Der Informationsgewinn durch die Klassifikation mit dem Attribut A bei gegebener Instanzmenge S berechnet sich aus der Differenz der Entropie der gesamten Menge (alt) zur Summe der gewichteten Entropien der Teilmengen S_v , die durch die Unterteilung durch Attribut A entstanden sind (neu):

$$\text{Informationsgewinn } (S, A) \equiv \text{Entropie } (S) - \sum_{v \in \text{Werte } (A)} \frac{|S_v|}{|S|} \text{Entropie } (S_v) \quad (13)$$

5.4.2 Anwendung im Lernprozess

Zur Veranschaulichung des ID3 Verfahrens wird die Vorgehensweise an dem Beispieldatensatz „Wetter“ demonstriert. Eine ausführliche Beschreibung des Verfahrens mit einem alternativen Datenbeispiel ist in Pao [1989] und Sester [1995] zu finden.

Testdatensatz: Wetter

Der hier vorgestellte Datensatz ist der Standarddatensatz, mit dem das Verfahren erläutert wird (siehe [Quinlan 1986]). Der Datensatz enthält Beispiele über den Zustand des Wetters und der damit verbundenen Frage, ob bei der beobachteten Wetterlage das Tennisspielen möglich ist (siehe Tabelle 5). Folgende Attribute und Ausprägungen sind vorgesehen:

- ▷ **Himmel** (Sonne, bedeckt, Regen)
- ▷ **Temperatur** (warm, kalt, mild)
- ▷ **Luftfeuchtigkeit** (hoch, normal)
- ▷ **Wind** (wahr, falsch)
- ▷ Zielmerkmal / Klassifikation: **Tennisspielen** (Ja, Nein)

Anwendungsbeispiel

Für den vollständigen Datensatz mit 14 Instanzen wird die Entropie bezüglich des Zielmerkmals *Tennisspielen* ermittelt. Es liegen neun positive und fünf negative Instanzen vor, daraus ergibt sich folgende Entropie:

$$\text{Entropie}_{\text{Gesamt}} ([9+, 5-]) = -\left(\frac{9}{14}\right) \log_2 \left(\frac{9}{14}\right) - \left(\frac{5}{14}\right) \log_2 \left(\frac{5}{14}\right) = 0,940 \text{ Bit} \quad (14)$$

Tabelle 5: Lerndatensatz: Wetter (aus [Quinlan 1986])

Himmel	Temperatur	Luftfeuchtigkeit	Wind	Tennispielen
Sonne	Warm	Hoch	falsch	Nein
Sonne	Warm	Hoch	wahr	Nein
Bedeckt	Warm	Hoch	falsch	Ja
Regen	Mild	Hoch	falsch	Ja
Regen	Kalt	Normal	falsch	Ja
Regen	Kalt	Normal	wahr	Nein
Bedeckt	Kalt	Normal	wahr	Ja
Sonne	Mild	Hoch	falsch	Nein
Sonne	Kalt	Normal	falsch	Ja
Regen	Mild	Normal	falsch	Ja
Sonne	Mild	Normal	wahr	Ja
Bedeckt	Mild	Hoch	wahr	Ja
Bedeckt	Warm	Normal	falsch	Ja
Regen	Mild	Hoch	wahr	Nein

Bei einer Aufspaltung der Daten bezüglich des Attributs *Himmel* ergeben sich folgende Mengen:

- ▷ Himmel (Sonne): [2+,3-] $\implies I = 0,971 \text{ Bit}$
- ▷ Himmel (Bedeckt): [4+,0-] $\implies I = 0,0 \text{ Bit}$
- ▷ Himmel (Regen): [3+,2-] $\implies I = 0,971 \text{ Bit}$

Daraus können die Attribut-Entropie und der Informationsgewinn (IG) berechnet werden:

$$Entropie_{Himmel} = \left(\frac{5}{14}\right) * 0,971 + \left(\frac{5}{14}\right) * 0,971 = 0,693 \text{ Bit} \quad (15)$$

$$IG(Entropie_{Gesamt} - Entropie_{Himmel}) = 0,940 - 0,693 = 0,247 \text{ Bit} \quad (16)$$

Die Daten werden iterativ über jedes (bestehende) Attribute aufgeteilt und die Attribut-Entropie und der Informationsgewinn berechnet. Für die tatsächliche Zerlegung wird das Attribut ausgewählt, das am meisten Information gewinnt. Für das Datenbeispiel hier sind die Werte wie folgt und führen im ersten Schritt zu der Spaltung durch das Attribut *Himmel* (siehe Abbildung 11).

- ▷ IG (Himmel) = 0,247 Bit
- ▷ IG (Temperatur) = 0,029 Bit
- ▷ IG (Luftfeuchtigkeit) = 0,152 Bit
- ▷ IG (Wind) = 0,048 Bit

Nach der Unterteilung der Daten werden die Teilmengen jedes Astes separat auf die verbleibenden Attribute hin untersucht. Der Prozess fährt solange fort bis entweder keine Attribute zur Aufteilung mehr gegeben sind oder die Datenmenge „rein“ ist, dies bedeutet alle verbleibenden Instanzen zu einer Klasse gehören. Für das Beispiel aus Abbildung 11 bedeutet dies, dass die Teilmengen „Himmel = Sonne“ sowie „Himmel = Regen“ weiter analysiert werden müssen, da die Beispielmengen noch gemischt sind. Dahingegen besteht die Teilmenge „Himmel = bewölkt“ nur noch ausschließlich aus Datensätzen, die mit „Ja“ klassifiziert sind, und ist damit abschließend analysiert. Das abschließende Ergebnis des Entscheidungsbaumverfahrens entspricht dann dem Baum aus Abbildung 10 auf Seite 54.

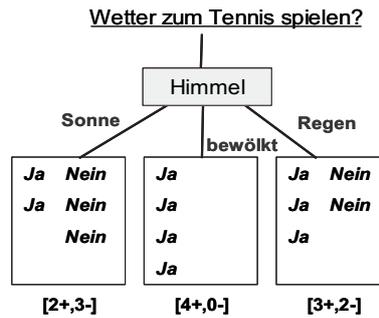


Abbildung 11: Aufgebauter Teilbaum

5.4.3 Diskussion des Verfahrens

Charakteristiken des Algorithmus

Um die Datenbasis mittels Entscheidungsbaum korrekt zu beschreiben, sind viele unterschiedliche Lösungen denkbar. Aufgrund seiner Bewertungsfunktion führt der ID3-Algorithmus zu Entscheidungsbäumen mit bestimmten Eigenschaften [Mitchell 1996]:

- ▷ kurzer statt langer Baum
- ▷ Merkmale mit hohem Informationsgewinn sind nah am Wurzelknoten
- ▷ breiter statt schlanker Baum

Speziell die Eigenschaft, dass kürzere Bäume durch das Verfahren bevorzugt werden, wird als sehr positiv angesehen, da die Hypothese *Ockhams Rasiermesser* besagt, dass das einfachste Modell, das zu den Daten passt, bevorzugt werden sollte [Russell & Norvig 2003, Lemcke 2001].

Für die Anwendung des Algorithmus muss der Datenbestand in Form einer Attribut-Wert-Liste mit nominalen Attributen vorliegen. Datensätze mit fehlenden Werten, sowie widersprüchliche (z. B. verrauschte) Daten können nicht verarbeitet werden. Abhängigkeiten zwischen den Attributen kann das Verfahren nicht direkt modellieren, sondern nur durch verschachtelte Verzweigungen annähern. Zu beachten ist auch, dass der Algorithmus aufgrund der Entropie-Formel Attribute mit vielen Ausprägungen bevorzugt, da bei diesen der Informationsgewinn am Größten ist.

Erweiterung des Verfahrens

Für die eben aufgezählten negativen Aspekte des ID3-Algorithmus sind Erweiterungen entwickelt worden, die diese Defizite überwinden sollen:

Vielverzweigung: Durch Bewertung der Attribute durch Entropie und Informationsgewinn werden diejenigen Attribute am höchsten eingestuft, die sehr viele verschiedene Ausprägungen besitzen. Im Extremfall führt das dazu, dass Attribute mit laufenden Nummern oder Eigennamen, die jeweils nur einmal vorkommen, bevorzugt werden, obwohl sie eigentlich wenig Information liefern. Die Auswahl der Attribute führt dann zu einer Vielverzweigung des Baumes, da für jede Ausprägung des Attributs ein eigener Ast angelegt wird. Diesen negativen Effekt kann man durch eine „Normierung“ des Informationsgewinn umgehen [Quinlan 1993, Sester 1995]. Dazu wird zusätzlich die Verzweigungsintensität IV des Attributs berechnet und zur Berechnung der Gewinnrate (*Gain Ratio*) als neues Bewertungsmaß herangezogen (siehe dazu Gleichungen 11 – 13):

$$IV(S, A) \equiv - \sum_{i \in \text{Werte}(A)} \frac{|S_i|}{|S|} \log_2 \frac{|S_i|}{|S|} \quad (17)$$

$$\text{Gain}(S, A) \equiv \frac{\text{Informationsgewinn}(S, A)}{IV(S, A)} \quad (18)$$

Die Auswahl des besten Trennattributs erfolgt dann anhand der Gewinnrate. Das Bewertungskriterium der Gewinnrate ist robust und führt zu kleineren Entscheidungsbäumen. Im Vergleich mit mehreren Bewertungsmaßen zeigt sich aber, dass dieses Auswahlkriterium eine Aufteilung in ungleichmäßige Teilmengen, eine davon mit einer wesentlich kleineren Datenmenge als die anderen, bevorzugt [Quinlan 1993].

Kontinuierliche Merkmale: Numerische Attribute müssen für die Verarbeitung in Entscheidungsbaumverfahren diskretisiert werden. Möglich ist dabei die Aufteilung in zwei Intervalle (z. B. Trennung am Mittelwert oder Median) oder gleichgroße Klassen. Die Bewertung der verschiedenen Ansätze kann über die Entropie erfolgen, so dass eine optimale Klassenbildung hinsichtlich des Merkmals erzielt wird [Sester 1995].

Ebenso ist die Suche nach dem optimalen Trennwert (*Cut Point*) für die Unterteilung in zwei Intervallen mit diesem Prinzip im gesamten Wertebereich des Attributs möglich [Fayyad & Irani 1992]. Eine Verallgemeinerung dieser Methode für die Einteilung in mehrere Intervalle nutzt dabei die Bestimmung der minimalen Beschreibungslänge (*Minimum Description Length (MDL)*) [Fayyad & Irani 1993].

Fuzzy ID3: Zur Behandlung von Unsicherheiten bei Anwendung des Verfahrens wurde der Einsatz von Unschärfe Mengen (*Fuzzy Set Theory*) als *Fuzzy ID3* von Weber & Zimmermann [1991] vorgeschlagen. Um unscharfe Konzepte (z. B. „hohes Einkommen“, „niedriger Blutdruck“), wie sie bei der menschlichen Modellbildung häufig vorkommen, verarbeiten zu können, werden die unscharf formulierten Aussagen mittels einer Zugehörigkeitsfunktion quantitativ modelliert. Durch eine modifizierte Berechnung des Informationsgehaltes kann dann der ID3-Algorithmus aus den Daten einen Entscheidungsbaum aufbauen, aus dem unscharf formulierte Regeln abgeleitet werden können.

Das Verfahren des Fuzzy ID3 kann beispielsweise zur Beschreibung von Deformationsprozessen angewendet werden [Heine 1999].

Teil II

Extraktion von Landmarken mittels Data Mining

6 Verfahren zur Extraktion von Landmarken

In diesem Kapitel wird der im Rahmen dieser Arbeit entwickelte Ansatz zur Extraktion von Landmarken vorgestellt. Für die Entwicklung eines Verfahrens im Sinne eines Data Mining-Prozesses ist als erster Schritt die Konkretisierung der Problemstellung vorzunehmen. Nach der Eingrenzung der Ziele erfolgt die Auswahl einer passenden Data Mining-Methode, um die aufgeworfene Fragestellung lösen zu können. Zu diesem Zweck wird hier der bestehende Algorithmus ID3 modifiziert, um ihn an die vorliegenden Gegebenheiten anzupassen. Zum Abschluss des Kapitels wird der gesamte Verfahrensablauf des Extraktionsverfahrens skizziert und seine Zielsetzung im Vergleich zu den alternativen Ansätzen, die im Bereich der Landmarkenbestimmung existieren, diskutiert.

6.1 Definition der Aufgabenstellung

Die ersten Schritte eines Data Mining-Prozesses umfassen die Problembeschreibung und Festlegung der Ziele, die mit Hilfe der Analyse erreicht werden sollen. Daher wird in diesem Abschnitt zuerst die Aufgabenstellung, Landmarken automatisch in Geo-Datenbeständen zu detektieren, definiert. Dabei stellt sich das Problem, dass die Gründe, warum ein Objekt als Landmarke verwendet wird, äußerst komplex sind und von sehr unterschiedlichen Faktoren beeinflusst werden. Zum einen definiert sich die Landmarke über die Auffälligkeit ihrer Objekteigenschaften im Vergleich zu den Eigenschaften der umgebenden Nachbarobjekte. Zum anderen hängt die endgültige Auswahl eines Objekts als Landmarke von Faktoren wie der jeweiligen Route, dem Nutzer, der Tageszeit usw. ab. Der automatische Vergleich der Eigenschaften, um die Auffälligkeit des Objekts zu ermitteln, ist eine typische Data Mining-Aufgabe. Die Modellierung der letztgenannten Faktoren kann mit diesem Ansatz aber nicht erfolgen. Daher wird das Extraktionsverfahren auf Basis von Data Mining keine vollständige Problemlösung für die Bereitstellung von Landmarken liefern, sondern eine Vorauswahl an geeigneten Landmarken-Kandidaten für die weitere Verarbeitung bereitstellen.

In der Literatur werden Landmarken in verschiedene Typen unterteilt (siehe Kapitel 2.3.1), wobei das vorgesehene Extraktionsverfahren einen Schwerpunkt auf die Bestimmung von speziellen Gruppen davon legt. Die Ergebnisse repräsentieren demnach nicht vollständig alle Landmarken, die von einem Menschen an dieser Stelle benannt würden. Um eine Verwechslung mit der allgemeinen Definition des Begriffs Landmarke im weiteren Verlauf der Arbeit zu vermeiden, wird im folgenden Abschnitt der Begriff für den Kontext dieser Arbeit neu definiert und im Folgenden so verwendet.

6.1.1 Problemdefinition: Suche nach Landmarken

In Kapitel 2 wurde dargelegt, wie wichtig der Einsatz von Landmarken in der Navigation ist. Heutige Navigationssysteme basieren auf Datensätzen, die für die Belange der Fahrzeugnavigation zugeschnitten sind, und verwenden ausschließlich Straßennamen, Distanzen und Abbiegevorgaben für die Angabe von Wegbeschreibungen. Um als Ziel für das Extraktionsverfahren, die Integration von Landmarken in Navigationsdaten für eine Anwendung in der Praxis festzusetzen, müssen folgende Anforderungen an dieses gestellt werden:

- ▷ Die extrahierten Landmarken müssen einzelnen Straßenkanten, insbesondere den Knoten, an denen sich mehrere Kanten treffen (entspricht Straßenkreuzungen), zuzuordnen sein, um sie in die aktuelle Struktur von Routing-Datensätzen einfügen zu können.
- ▷ Um die Navigationsanweisung kurz zu halten, wird jeweils maximal eine extrahierte Landmarke pro Kreuzung oder Kantenstück benötigt.

- ▷ Das Verfahren muss nützliche Informationen extrahieren, dies bedeutet die bereitgestellten Objekte müssen bei der Navigation dem Nutzer einen Informationsgewinn verschaffen.
- ▷ Das Verfahren sollte vollautomatisch ablaufen, damit die Landmarken-Informationen einfach und schnell aktualisiert werden können, wenn sich die Datenbasis oder die äußeren Gegebenheiten ändern.
- ▷ Die extrahierten Landmarken-Informationen werden möglichst großflächig benötigt. Der Einsatz ist nur praktikabel, wenn die Navigation mit Landmarken dem Nutzer kontinuierlich angeboten werden kann (mindestens vollständige Stadtgebiete oder Regionen). Aus diesem Grunde wird ein automatischer Ansatz benötigt.

Daraus ergibt sich, dass zuerst bestimmt werden muss, welche Arten von Objekten als Landmarken in Wegbeschreibungen eingesetzt werden. Um den Anspruch der flächendeckenden Informationsbereitstellung erfüllen zu können, werden danach die Geodatenbestände der Vermessungsverwaltungen (ALK – Automatisierte Liegenschaftskarte und ATKIS – Amtliches Topographisch-Kartographisches Informationssystem) untersucht, ob sie diese Informationen beinhalten. Es erfolgt eine Abwägung, mit Hilfe welcher Verfahren aus diesen Daten Landmarken automatisch extrahiert werden können.

6.1.2 Festlegung der zu untersuchenden Objektarten

Die Analyse von menschlichen Wegbeschreibungen zeigt, dass vielfach topographische Objekte als Orientierungshilfe verwendet werden, die auch in topographischen Geodatenbeständen erfasst sind (vergleiche Kapitel 2.3.1). Ein Test mit Personen, die zwei vorgegebene Routen (im Stadtbereich Hannovers) beschreiben sollten, zeigte, dass neben der Angabe von Gebäuden auch Parkplätze, Straßenbahnschienen, Bibliotheken, Kirchen, Parkanlagen, Denkmäler, Bushaltestellen, Friedhöfe und weitere Objekte genannt werden [Lübke 2004]. Die Überprüfung des Objektartenkataloges des bestehenden digitalen Geodatenbestandes ATKIS [AdV 2005] ergibt, dass viele dieser aufgeführten Objekte im Grunddatenbestand von ATKIS – dem Basis DLM – enthalten sind. Als Übersicht über die verfügbaren Informationen ist in Tabelle 6 eine Auswahl an Objekten dieses Datenbestands, die sich möglicherweise als Landmarken eignen, zusammen gestellt worden. Informationen zu Gebäuden sind (zurzeit noch) nicht Teil von ATKIS, sondern werden in der ALK [VKV 2005] und nach Überführung in das neue Fachkonzept in ATKIS (Amtliches Liegenschaftskataster-Informationssystem) [ALK 2005] nachgewiesen.

Die Bereitstellung von relevanten Informationen durch eine mit topographischen Objekten angereicherte graphische Wegbeschreibung ist durch Verschneidungsoperationen der Route (versehen mit einem Abstandspuffer) mit dem ATKIS-Basis DLM sowie den Gebäudeinformationen aus der ALK in einem Geoinformationssystem sehr einfach möglich, siehe Abbildung 12 [Elias 2002a, Elias 2002b, Lübke 2004]. Die so erzeugten Ergebnisse besitzen allerdings den Nachteil, dass die extrahierten Objekte außer der räumlichen Nähe (definiert über den Puffer) keinen Bezug zur Route haben. Es ist nicht gewährleistet, dass die Objekte für den Wegsuchenden von der Route aus sichtbar und erkennbar sind. Damit ist es fraglich, ob sie für ihn bei der Navigation überhaupt eine Hilfe darstellen. Es werden zudem alle Objekte aus der Datenbasis herausgezogen, die zu den ausgewählten Objektarten gehören, und es gibt keine Möglichkeit, die Bedeutung der Objekte für den Wegkontext zu gewichten, um so die wichtigsten herauszufiltern. Wenn demnach diese Objekte für eine Wegbeschreibung genutzt werden sollen, kann es zu einer Überfrachtung der Route mit zusätzlichen Informationen kommen. Deshalb führt diese Form der Extraktion zu Ergebnissen, die gegebenenfalls für eine erweiterte Visualisierung der Route in Form einer Karte hilfreich sein können, da dort die Darstellung aller extrahierten Informationen gleichzeitig möglich ist. Für die automatische Generierung einer Wegbeschreibung mit Landmarken ist diese Vorgehensweise jedoch nicht geeignet, da für eine solche Anwendung nur das für die jeweilige Navigationssituation wichtigste Objekt in der Beschreibung angegeben werden sollte.

Stattdessen wird ein Verfahren gesucht, das an den Stellen der Route, an denen eine Landmarke zur eindeutigen Beschreibung benötigt wird, ein (einziges) passendes Objekt aus der Datenbasis extrahiert. Dabei soll, wenn es mehrere mögliche Objekte für Landmarken gibt, das am besten geeignete Objekt automatisch ausgewählt werden. In Kapitel 2.3.2 ist der Aufbau von Wegbeschreibungen analysiert worden: Die Grundelemente sind Aktionen und Landmarken („Gehe geradeaus bis zur Kirche, biege dort rechts ab“). In den meisten Fällen ist die Aktion an einen möglichen Entscheidungspunkt gekoppelt und führt zu einer Abbiegevorgabe. Um diesen Knickpunkt der Route in der Realität zu „verankern“, wird die Angabe einer

Tabelle 6: Auswahl von ATKIS-Objekten, die sich als Landmarken eignen (Nummerierung folgt dem ATKIS-Objektartenkatalog für das ATKIS Basis DLM)(entnommen [Elias 2002b]).

Objektbereich	Objektgruppe	Objektart
2000 Siedlung	2100 Baulich geprägte Flächen	2122 Deponie 2126 Kraftwerk 2127 Umspannstation 2133 Heizwerk
	2200 Siedlungsfreiflächen	2201 Sportanlage 2213 Friedhof 2221 Stadion 2224 Schwimmbad, Freibad 2225 Zoo
	2300 Bauwerke und sonstige Einrichtungen	2316 Turm 2317 Schornstein, Schlot, Esse 2327 Windrad 2332 Denkmal, Standbild 2351 Mauer
3000 Verkehr	3100 Straßenverkehr	3101 Straße 3104 Straße (komplex)
	3200 Schienenverkehr	3201 Schienenbahn
	3500 Anlagen und Bauwerke für Verkehr, Transport und Kommunikation	3513 Tunnel 3514 Brücke, Überführung, Unterführung
5000 Gewässer	5100 Wasserflächen	5101 Strom, Fluss, Bach 5102 Kanal 5111 Meer 5112 Binnensee, Stausee, Teich

Landmarke benötigt. Damit die Wegbeschreibung kurz und prägnant erfolgt, sollte in der Regel nur ein einziges Objekt – und zwar das auffallendste – verwendet werden.

Kernproblem ist also der Vergleich und die Gewichtung der verschiedenen in Frage kommenden Objekte zueinander, um zu entscheiden, welches Objekt „auffälliger“ ist als andere. Dazu können die Objekte durch charakterisierende Attribute beschrieben, Abweichungen in den Attributwerten durch Attributanalyse mittels Data Mining-Methoden detektiert werden. Dies ermöglicht eine Gewichtung gleicher Objektarten zueinander, führt aber zu dem Problem, dass die unterschiedlichen Objekte aus ATKIS und der ALK so verschieden sind, dass (fast) keine identischen Attribute abgeleitet werden können (z.B. Gebäude mit Fläche, Höhe und Nutzung; Straßen mit Fahrspuranzahl, gesetzlicher Klassifizierung und Länge). Daher soll hier die Suche nach Landmarken auf eine einzige Objektgruppe eingeschränkt werden. Die Fragestellung des Vergleichs und einer Gewichtung verschiedener Objekte zueinander wird später in Kapitel 11 noch einmal thematisiert.

Aufgrund der Einschränkung auf eine einzige Objektart werden die Häufigkeiten der genannten Objekte aus dem bereits genannten Test von Lübke [2004] untersucht. Für diesen Test wurden zwei Routen im Stadtgebiet von Hannover vorgegeben, die durch unterschiedliche Stadtteile führten. 20 ortskundige Probanden wurden aufgefordert, die beiden Routen aus dem Gedächtnis heraus zu beschreiben. Dabei waren alle notwendigen Landmarken anzugeben, so dass eine ortsfremde Person in die Lage versetzt würde, die Routen mit Hilfe dieser Wegbeschreibungen zu finden. Die Route 1 führte sowohl durch Wohngebieten als auch durch einen Teil des hannoverschen Universitätscampus, Route 2 führte hauptsächlich durch einen Teil der Fußgängerzone in der Innenstadt von Hannover. Die Verteilung aller referenzierten Objekte, die in den Wegbeschreibungen genannt wurden, ist in Tabelle 7 angegeben. Die prozentuale Häufigkeit der Gruppen variiert zwischen den beiden Routen aufgrund der Unterschiedlichkeit der Umgebungen. Jedoch zeigt sich der Trend, dass Gebäude rund die Hälfte aller referenzierten Objekte darstellen und damit die stärkste Gruppe. Demzufolge sind in dieser Gruppe die entscheidenden Landmarkenobjekte zu finden, die es zu extrahieren gilt, wenn das Verfahren auf eine Objektart beschränkt werden muss. Dieser Ansicht folgen auch die bestehenden Ansätze zur Bereitstellung von Landmarken (siehe Kapitel 4) und behandeln ausschließlich die Bewertung von Gebäudeobjekten (bzw. einzelnen Fassaden von Gebäuden).

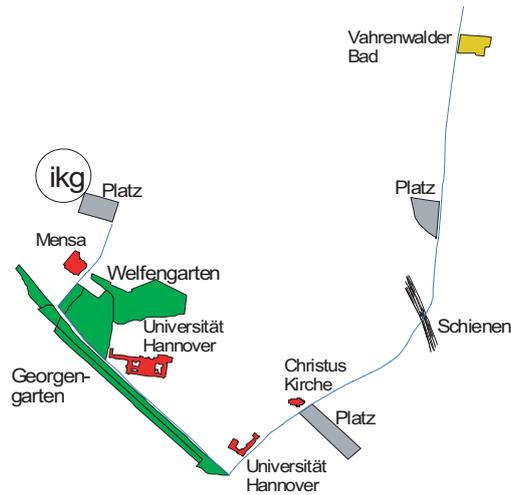


Abbildung 12: Route mit extrahierten Objekten aus ATKIS und ALK (entnommen aus [Elias & Sester 2002]).

Tabelle 7: Häufigkeit der angegebenen Objektgruppen in den Testrouten (Testdaten entnommen aus [Lübke 2004]).

Objektgruppe	Route 1 (Wohnen/Campus)	Route 2 (Innenstadt)
Gebäude	20 (50 %)	32 (55 %)
Denkmäler (z. B. Standbild)	1 (2,5 %)	6 (10 %)
Plätze (z. B. Marktplatz, Parkplatz)	3 (7,5 %)	5 (8 %)
ÖPNV (z. B. Schienen, Haltestelle)	6 (15 %)	7 (12 %)
Weitere (z. B. Park, Treppe, Brücke, Friedhof)	10 (25 %)	9 (15%)
Insgesamt	40 (100 %)	59 (100 %)

Im Folgenden werden lediglich die Gebäudeobjekte aus der ALK für die Landmarken-Extraktion betrachtet. Diese Entscheidung bietet folgende Vorteile:

- ▷ In städtischen Gebieten können so ungefähr die Hälfte aller „echten“ Landmarken bereitgestellt werden.
- ▷ Es stehen viele Gebäude (im Stadtgebiet) zur Verfügung, aus denen ausgewählt werden kann.
- ▷ Es sind gleichartige Objekte, die über identische Attribute miteinander verglichen werden können.

6.1.3 Definition des Begriffs Landmarke

In Kapitel 2.3 ist der Begriff Landmarken speziell aus dem kognitionstheoretischen Blickwinkel definiert worden, so z.B. in Golledge [1999]:

Landmarken sind bedeutende, natürliche, (vom Menschen) gebaute oder kulturell geprägte *Objekte*, die aus ihrer Umgebung herausstechen und dadurch einen speziellen geographischen Ort identifizieren.

Hier wird ein Extraktionsprozess vorgestellt, der sich auf einige Aspekte einer Landmarke spezialisiert. Daher erfüllen die Ergebnisse nur einen Teil der oben gegebenen Definition einer Landmarke. Aus diesem Grunde wird der Begriff für den Rahmen dieser Arbeit neu definiert und wie folgt eingeschränkt:

Objekte: Der Suchraum für die Landmarken wird auf die (vom Menschen) gebauten Objekte, insbesondere Gebäude (also keine Standbilder oder Brunnen), eingeengt. Diese Festlegung liegt vor allem in dem benutzten Ansatz für den Extraktionsprozess begründet, da Data Mining-Verfahren die automatische Analyse großer Objektmengen, die durch gleichartige Attribute charakterisiert werden, ermöglichen. Eine Verarbeitung verschiedenartiger Objekte, die durch unterschiedliche Eigenschaften beschrieben werden (siehe Abschnitt 6.1.1, insbesondere Abbildung 12 auf der vorherigen Seite) ist mit dem hier gewählten Verfahren nicht möglich.

Umgebung: Mit der Festlegung der Umgebung, in der die Objekte als auffällig gelten, wird entschieden, ob es sich um globale (auch in einem weiten Umfeld auffällige Objekte, wie z. B. Funkturm oder Bergkette) oder lokale Landmarken (nur in einer beschränkten Nachbarschaft herausragend) handelt. In dieser Arbeit wird darauf abgezielt, ausschließlich lokale Landmarken zu detektieren, die zur Beschreibung einer Richtungsänderung an Kreuzungen innerhalb einer Wegbeschreibung geeignet sind („an der Kirche rechts ab“). Zur Festlegung der zu analysierenden Nachbarschaft (einer Straßenskreuzung) wird die Sichtbarkeit von Gebäudeobjekten benötigt. Die Erläuterung der automatischen Sichtbarkeitsanalyse wird in Abschnitt 7.2 vorgenommen.

„herausstechen“: Dieser Aspekt ist von besonderer Bedeutung, da im automatischen Extraktionsverfahren ein Schwellwert definiert werden muss, ab wann ein Objekt als auffällig gilt. Für die weitere Arbeit wird der Begriff „herausstechen“ wie folgt definiert: Die Gebäude werden über Eigenschaften charakterisiert. Diese werden für jedes Gebäude bestimmt und als Attribute an diese abgelegt. Besitzt ein Gebäude in einer seiner Eigenschaften einen Wert oder eine Ausprägung, die anders ist als bei allen anderen (betrachteten) Gebäuden, ist dieses Objekt herausstechend. Dies erfordert eine Attributmodellierung, die auf vom Menschen wahrnehmbaren Eigenschaften des Gebäudes basiert.

Zusammenfassend werden dadurch folgende Einschränkungen für die Ergebnisse bei der Suche nach Landmarken vorgenommen:

- ▷ Die Suche nach Landmarken ist spezialisiert auf die Gruppe der Gebäude, also nicht vollständig bezüglich der relevanten Objekte. In menschlichen Wegbeschreibungen (für städtische Gebiete) stellen Gebäude nur die Hälfte aller genannten Objekte dar. Außerdem folgt aus der Einengung des Suchraumes auf Gebäudeobjekte, dass die Ergebnisse sich nur auf einen Vergleich der Gebäude untereinander beziehen und nicht notwendigerweise die tatsächlich auffälligsten Objekte der jeweiligen Umgebung repräsentieren müssen (was beispielsweise an einer untersuchten Kreuzung statt eines Gebäudes eine Brücke, eine Bushaltestelle oder ähnliches sein könnte).
- ▷ Die Auffälligkeit eines Objektes wird an seiner Attribut-Kombination gemessen. Die genutzten Attribute müssen überprüft werden, ob sie tatsächlich von Bedeutung bei der menschlichen Wahrnehmung von Objekten sind. Ebenso muss der Grad der Bedeutung zwischen den Attributen für eine mögliche Gewichtung im Prozess bestimmt werden. Solange diese Aussagen nicht getroffen werden können, bleibt das verwendete Auffälligkeitsmaß eine Arbeitshypothese, für die nicht belegt werden kann, dass sie tatsächliche „Landmarken“ – im Sinne der allgemeinen Definition – aufdeckt.

6.2 Einsatz von Data Mining

Ziel der Analyse ist die Aufdeckung der lokal herausstechenden Objekte. Dabei wird nicht nach allgemein gültigen Eigenschaften gesucht, die ein Objekt auffällig machen, sondern nach Eigenschaften, die in einem bestimmten Kontext gültig sind. Beispielsweise sind nicht alle Hochhäuser generell Landmarken. Aber wenn in einer Situation ein einzelnes Gebäude ein Hochhaus ist und seine umgebende Bebauung deutlich niedriger, so dass die Höhe das hervorstechende Merkmal dieses Gebäudes ist, dann wird aus diesem Hochhaus im betrachteten Kontext eine Landmarke. Mit dieser Aufgabenstellung liegt kein typisches Klassifikationsproblem vor, bei dem die (allgemein gültigen) Eigenschaften einer Objektklasse gesucht werden. Vielmehr ist die spezielle Anforderung zu erfüllen, dass die Zielgröße relativ zum jeweiligen Kontext bestimmt werden muss. Im Folgenden wird nach einem Verfahren gesucht, das diese Anforderung durch die Auswertung der vorliegenden Daten erfüllen kann.

Nach Einschränkung der zu untersuchenden Objektgruppen liegt für die weitere Analyse ein Gebäude-Datenbestand vor. Die Gebäude besitzen einige direkt verfügbare Attribute (in der verwendeten ALK von Niedersachsen sind dies der Gebäudetyp sowie ein freier Beschriftungszusatz) und sowie ihre inhärenten

Charakteristiken bezüglich Geometrie und Topologie. Diese können durch Modellierung in Form von Attributwerten in einer Attributwert-Tabelle explizit „sichtbar“ gemacht werden (z. B. die Ausrichtung des Gebäudes gegenüber der Nordrichtung anhand eines Richtungswinkels). Die konkrete Beschreibung des Aufbaus der Attribut-Wert-Tabelle wird in Kapitel 7.3 vorgestellt werden.

Eine einfache Methode auffallende Objekte, also Ausreißer, in einer Attributwert-Tabelle aufzudecken, ist die Darstellung der Attributwerte mit anschließender Untersuchung durch visuelle Inspektion und Bewertung. So kann jedes Attribut durch eine eigenständige Visualisierung in Form einer Choroplethenkarte dargestellt werden. Jedes Gebäude erhält eine flächenhafte Farbfüllung, welche die jeweilige Eigenschaft repräsentiert. Dazu müssen die gegebenenfalls stetig vorliegenden Attributwerte in visuell unterscheidbare Kategorien – und damit eine begrenzte Anzahl von 5–7 Gruppen – eingeteilt werden. In den einzelnen Darstellungen können die seltenen Eigenschaften durch Betrachtung detektiert werden. Das Objekt, das in den meisten der Darstellungen einen seltenen Attributwert besitzt, gehört zu den gesuchten Ausreißern (siehe Beispiele in Abbildung 13) und stellt also ein mögliche Landmarke dar.



Abbildung 13: Visualisierung unterschiedlicher Gebäudeattribute (von links nach rechts: Flächengröße, Anzahl der Gebäudeecken, Gebäudefunktion). Das unregelmäßig geformte Gebäude in der Mitte gehört in allen Graphiken zu den selten vorkommenden Attributwerten und ist damit lokal „auffällig“.

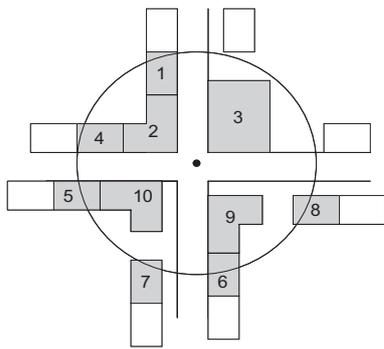
Um diese Aufgabenstellung zu automatisieren, wird nach einem Verfahren gesucht, das diese Ausreißer in allen Attributebenen gleichzeitig sucht. Dies entspricht einer Suche nach Auffälligkeiten oder Mustern in den Attributdaten und kann daher mittels Data Mining-Verfahren bewältigt werden.

6.2.1 Auswahl der Data Mining-Methode

Für die vorliegenden Daten wird eine passende Data Mining-Methode gesucht. Die Gebäudedaten liegen als vollständige Attributwert-Tabelle vor, durch welche die Eigenschaften der Gebäude beschrieben werden. Für jeden Datensatz liegen die Attributwerte vor, aber es existiert keine Klassifizierung – die Bestimmung, ob das Objekt eine Landmarke ist oder nicht – für die Datensätze. Damit ist nur eine *unüberwachte* Analyse möglich, da die gesuchte Information allgemein nicht verfügbar ist und auch keine Trainingsdaten mit vorgenommener Klassifizierung vorliegen.

Eine Erfassung von Trainingsdaten, um mit diesen einen überwachten Ansatz für die Bestimmung von Landmarken einsetzen zu können, ist aus folgendem Grund nicht sinnvoll: Die gesuchte Klassifikation für Landmarken bezieht sich nicht auf global gültige Faktoren, die dazu führen, dass ein Objekt sich als Landmarke eignet, sondern auf die Abweichung zu seiner direkten Umgebung. Damit führt die Information, dass ein rotes Haus an einer speziellen Kreuzung eine Landmarke darstellt, nicht zu der Erkenntnis, dass rote Häuser generell Landmarken sind. Vielmehr ist zu betrachten, dass die rote Farbe nur im lokalen Kontext eine einzigartige Beschreibung liefert und daher ausgewählt wurde. Die Verwendung von vorliegenden Landmarken-Informationen als Trainingsdaten und Anwendung eines herkömmlichen Klassifikationsverfahren für das Verfahren ist demnach praktisch gar nicht möglich, da ein überwachtes Klassifikationsverfahren eine global gültige Beschreibung der Objekte erzeugt.

In den folgenden Abschnitten werden die bestehenden Data Mining-Methoden auf ihre generelle Anwendbarkeit auf die vorliegende Problemstellung untersucht und ein Verfahren für das weitere Vorgehen ausgewählt.



Nr.	Nutzung	Größe	Nachbarn	Orientierung	Abstand	Höhe
1	Wohnen	klein	2	lange Seite	0	15
2	Wohnen	klein	2	Eckgebäude	0	15
3	Wohnen	groß	0	Eckgebäude	0	15
4	Wohnen	klein	2	lange Seite	0	15
5	Wohnen	klein	2	lange Seite	0	15
6	Wohnen	klein	2	lange Seite	0	15
7	Wohnen	klein	1	lange Seite	3	15
8	Wohnen	klein	1	lange Seite	3	15
9	Wohnen	klein	1	Eckgebäude	3	15
10	Wohnen	klein	1	Eckgebäude	3	15

Abbildung 14: Synthetischer Testdatensatz: Kreuzung mit zehn Gebäuden

Synthetische Testdaten

Für die Untersuchungen wurde ein fiktives Beispiel als Testdatensatz konstruiert, welches die Daten einer einzelnen Straßenkreuzung repräsentiert. Dieser besteht aus den anliegenden Gebäudeobjekten, die sich in einem definierten Umkreis um die Kreuzungsmitte herum befinden [Elias 2003b]. Die zehn Objekte werden durch eine Reihe von nominalen Attributen (mit vordefinierten Attributwerten) beschrieben (siehe dazu Bild und Tabelle aus Abbildung 14):

- ▷ **Gebäudenutzung** (Wohnen, Öffentliche Nutzung, Nebengebäude)
- ▷ **Größe** (groß, klein)
- ▷ **Anzahl der direkt berührenden Nachbargebäude** (0, 1, 2)
- ▷ **Orientierung zur Straße** (lange Seite parallel, kurze Seite parallel, schiefwinklig, Eckgebäude)
- ▷ **Entfernung zur Straße** (0 m, 3 m)
- ▷ **Gebäudehöhe** (12 m, 15 m, 17 m)

Die Daten wurden so zusammengestellt, dass das Gebäude Nr. 3 aufgrund seiner Attributausprägungen besonders ist: Es ist das einzige Gebäude, welches groß ist und keine direkt berührenden Nachbarn besitzt. Es wird nun nach einem Data Mining-Verfahren gesucht, dass die Besonderheit dieses Gebäudes aufgrund seiner einzigartigen Attributwerte aufdecken kann.

Clustering

Die sich durch die Daten ergebene Forderung nach dem Einsatz eines *unüberwachten Verfahrens* spricht für die Anwendung eines Clustering-Verfahrens. Gesucht wird dabei nach denjenigen Objekten, die möglichst unähnlich zu allen anderen Instanzen sind. Damit ist die gesuchte Zielgröße nicht der Cluster an sich, sondern umgekehrt diejenigen Instanzen, die sich keinem Cluster zuordnen lassen (oder entsprechend einen Cluster für sich alleine bilden).

Dazu wurde das hierarchische Clustering-Verfahren *CobWeb* getestet, das auf Basis nominaler Attribute arbeitet [Elias 2003b]. Das Verfahren teilt die Datensätze inkrementell in eine Hierarchie natürlicher Gruppen ein, wobei die Entscheidung für die Zuordnung der Instanzen zu einem Cluster anhand der Kategoriennützlichkeits getroffen wird [Witten & Eibe 1999]. Die Ergebnisse für den Testdatensatz sind in Form einer Baumstruktur in Abbildung 15 dargestellt.

Die zehn Objekte werden dabei in der ersten Ebene unterhalb der Wurzel in drei Cluster eingeteilt. Zwei davon splitten sich eine Ebene tiefer weiter auf, so dass die Ergebniscluster „reine“ Zusammenfassungen von zueinander identischen Instanzen sind. Die Anzahl der Objekte, die zu einem Cluster gehört, ist am dazugehörigen Knoten oder Blatt aufgeführt, die jeweilige Nummer des Datensatzes (bezogen auf die Tabelle der Testdaten in Abbildung 14) steht unterhalb der Blätter. Die Konstellation der Attributwerte in den

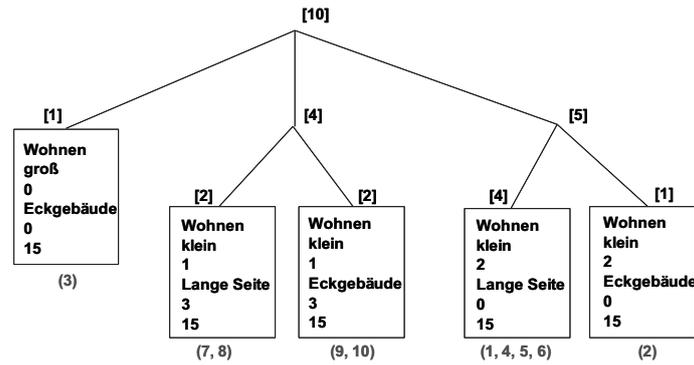


Abbildung 15: Testergebnisse mit Clustering CobWeb. Wert in []: Anzahl der Instanzen in Cluster, Wert in (): Nummer des Datensatzes (vergleiche Abbildung 14)

Blättern des Baumes ist explizit aufgeführt, um die Ähnlichkeit der Cluster zueinander durch ihre Attributwerte sichtbar zu machen (siehe Abbildung 16). Vergleicht man die Ähnlichkeit der Attributausprägungen, so sind sich die Blätter eines gemeinsamen Astes sehr ähnlich (Gleichheit in fünf von sechs Attributen, siehe mittleren und rechten Ast in Abbildung 16), die Cluster der höheren Ebene dagegen sind nur noch in zwei bzw. drei Attributen von den möglichen sechs gleich. Dabei wurde ein Cluster mit nur einer Instanz in dieser oberen Hierarchieebene gebildet, da dieses Objekt sich von allen anderen Objekten am stärksten unterscheidet. Diese Instanz ist das Gebäudeobjekt Nr. 3 (vergleiche Abbildung 14), das speziell so modelliert wurde, dass es sich von den anderen Gebäuden in seinen Attributwerten eindeutig abhebt.

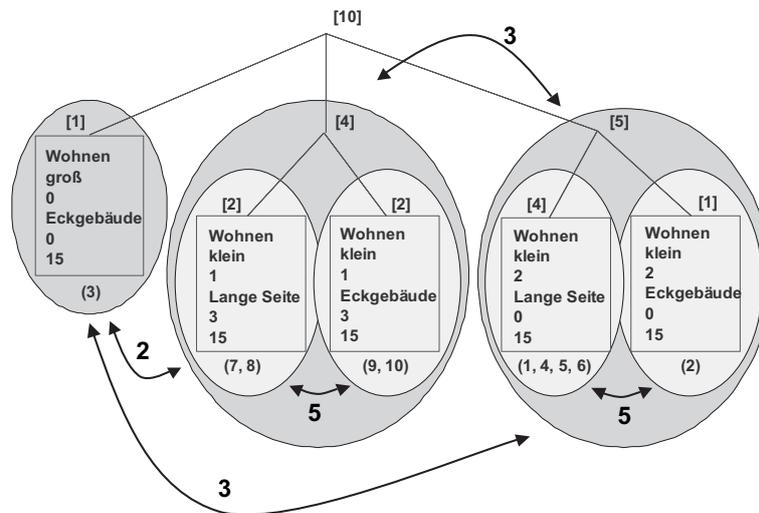


Abbildung 16: Ähnlichkeit (Anzahl gleicher Attributwerte) der CobWeb-Cluster zueinander

Damit lässt sich zeigen, dass es mit Hilfe des Clustering-Verfahrens CobWeb möglich ist, auffällige Objekte zu detektieren. Diese werden in eigene Cluster gruppiert (bestehend aus einem einzigen Objekt), die von den anderen Datensätzen sehr früh (dies bedeutet in der Hierarchie sehr weit oben) separiert werden. Problematisch ist dabei, dass die Konzeptbeschreibung der Cluster nicht erkennbar und damit nicht ablesbar ist, welche Attributausprägungen zu einer Trennung von den übrigen Datensätzen geführt haben (hier für das Beispiel sind diese manuell hinzugefügt worden). So besteht das Resultat in einer Zuordnung von Clustern zu den Ausgangsdaten, ohne die Angabe welche Eigenschaften diesen eigentlich definieren. Da dies eine allgemeine Eigenschaft von Clustering-Verfahren ist, wurde die Anwendung dieser Data Mining-Methode für den Extraktionsprozess nicht weiter verfolgt, obwohl dadurch eine Detektion auffälliger Objekte erfolgreich möglich ist.

Outlier Mining

Prinzipiell ist die optimale Lösung für die hier vorliegende Problemstellung die Anwendung einer Outlier Mining-Methode. Dabei werden durch das Verfahren direkt die auffälligen Ausreißer im Datenbestand bestimmt. Eine Untersuchung der bestehenden Lösungsansätze (siehe Kapitel 5.3.2 auf Seite 51) zeigt aber, dass sich keiner der bisher verfügbaren Algorithmen für die hier vorliegende Datenanalyse eignet:

- ▷ Die Statistisch-basierte Ausreißersuche legt eine statistische Verteilungsfunktion für die Daten zu Grunde. Die Verteilungsfunktion und -parameter sind hier für die Daten aber nicht bekannt, so dass eine Normalverteilung der Daten angenommen werden müsste. Einige Attribute der vorliegenden Attribut-Wert-Tabelle sind auf Normalverteilung getestet worden und die Hypothese musste verworfen werden (siehe Anhang A.4). Da somit die Normalverteilung nicht angehalten werden kann, ist der Einsatz des Verfahrens nicht möglich.
- ▷ Die Distanz-basierte Ausreißersuche erfordert die Definition eines geeigneten Abstandsmaßes, das für einen Datenbestand mit gemischten Skalentypen nur schwer zu bestimmen ist. Zum Zeitpunkt dieser Arbeit stand kein geeigneter Algorithmus zur Verfügung, der sowohl mit höheren Attributdimensionen als auch gemischten Skalen umzugehen kann.
- ▷ Die Abweichungs-basierte Ausreißersuche wird bisher ausschließlich für die Aufdeckung abweichender Text- oder Zahleneinträge in Datenkolonnen angewendet, nimmt also keinerlei Auswertung der Dateninhalte vor und ist damit für die vorliegende Problemstellung nicht geeignet.

Von allen Verfahren eignet sich demnach nur die Distanz-basierte Ausreißersuche für die vorliegende Problemstellung. Da zum Zeitpunkt der Arbeit kein geeigneter Algorithmus zur Verfügung stand, ist die Anwendung einer Outlier Mining-Methode aber nicht weiter verfolgt worden.

Klassifikation

Im Gegensatz zu den bisher erläuterten Verfahren benötigen die Klassifikationsverfahren einen Trainingsdatensatz mit Beispielen bekannter Klassifikation, durch den die Regelbeschreibung – in Form eines Entscheidungsbaumes – aufgebaut werden kann. Bei dem hier vorliegenden Problem entspräche dies einer Beispielsammlung, in welcher die Datensätze in die Klassen „Landmarke“ oder „keine Landmarke“ gruppiert werden. Die Erfassung von Trainingsdaten und Anwendung eines herkömmlichen Klassifikationsverfahrens ist aber (wie bereits oben erläutert) bei dieser Aufgabenstellung nicht möglich.

Das Entscheidungsbaumverfahren ID3 (Details siehe Kapitel 5.4) arbeitet mit nominalen Attributen und benötigt für die Durchführung zwingend die Angabe der Klassifikation der Datensätze. Das Ergebnis ist die Zuordnung einer Datenmenge in zwei mögliche Klassen als Funktion der Attribute. Aufgrund der Verwendung des *Informationsgewinns* als Trennkriterium ist gewährleistet, dass die Aufteilung der Daten anhand derjenigen Attribute erfolgt, die selten vorkommende Attributwerte besitzen. Wenn die positiv klassifizierten Beispiele (Objekt ist Landmarke) in einer deutlichen Minderheit zu den alternativ klassifizierten Beispielen stehen (Objekt ist keine Landmarke), repräsentieren die Attribute, die im Entscheidungsbaum von der Baumwurzel bis zum Blatt mit der positiven Klassenzuordnung aufgeführt sind, diejenigen, welche die Auffälligkeit eines Objektes im Vergleich zu den anderen betrachteten bewirken. Damit ist eine Landmarke als solche identifizierbar. Darüber hinaus sind aus dem Entscheidungsbaum die Klassifikationsregeln direkt ablesbar, aus denen die Beschreibung der Landmarke für z. B. Routing-Instruktionen abgeleitet werden kann (Prinzip siehe Abbildung 17).

Weiterhin ist eine der Eigenschaften des ID3-Verfahrens, dass es aufgrund der Anwendung des Informationsgewinns als Trennkriterium für die Attribute kurze Entscheidungsbäume aufbaut. Damit ist das Ergebnis die kürzest mögliche Beschreibung zur Einteilung der Daten in die Zielklassen. Diese positive Eigenschaft des Verfahrens, eine automatisch erzeugte, kurze Konzeptbeschreibung durch die Ableitung eines Entscheidungsbaums zu liefern, soll für die vorliegende Problemstellung genutzt werden. Daher ist im Rahmen dieser Arbeit ein Verfahrensablauf entwickelt worden, der im Folgenden als *Modifiziertes ID3* bezeichnet und im nächsten Abschnitt detailliert vorgestellt wird. Mit ihm können die Landmarken durch Einsatz des ID3-Verfahrens extrahiert und gleichzeitig eine kurze, explizite Konzeptbeschreibung für das Landmarken-Objekt erzeugt werden.

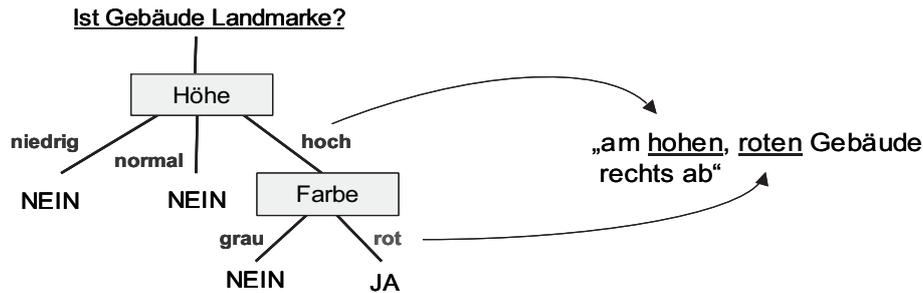


Abbildung 17: Übernahme der Konzeptbeschreibung aus Entscheidungsbaum

6.2.2 Algorithmus: Modifiziertes ID3

Gesucht wird hier nach einem Verfahren, das die Klassifikation von Objekten in „Landmarke“ oder „keine Landmarke“ automatisch durchführen kann. Die Regeln, die zu der Einteilung führen, müssen klar und eindeutig, sowie kurz und prägnant sein, damit sie im Falle einer Anwendung in der Navigation schnell und verständlich an den Wegsuchenden kommuniziert werden können. Diese Anforderungen an die Klassifikation können durch das Entscheidungsbaumverfahren ID3 abgedeckt werden, das eine kurze Beschreibung für die Einteilung in Klassen liefert. Daher wird das Verfahren für die Nutzung der vorliegenden, unüberwachten Datenbasis zum *Modifizierten ID3* erweitert.

Die Anwendbarkeit dieses Verfahrens wird ebenso wie das Clustering anhand der Testdaten aus Abbildung 14 auf Seite 65 demonstriert [Elias 2003b]. Die originären Datensätze, die als *unüberwachte Daten* in Form einer Attribut-Wert-Tabelle vorliegen, müssen für die Anwendung des ID3-Algorithmus in *überwachte Daten* überführt werden (siehe Abbildung 18). Dazu werden die Daten durch folgende Hypothese klassifiziert: Jeweils ein Objekt des Datensatzes wird als Landmarke (Klasse = Ja) angenommen, alle anderen als keine Landmarke (Klasse = Nein). Diese Klassenverteilung in ein positiv klassifiziertes Objekt und lauter entgegengesetzt gruppierten Objekten, bedeutet für die Anwendung des Entscheidungsbaumverfahrens, dass sein Ergebnis ein Regelwerk vorgibt, wie sich dieses eine Objekt von allen anderen unterscheidet. Die hypothetische Klassifizierung wird für jedes Objekt im Datensatz einmal durchgeführt, so dass sich aus dem originären Datensatz mit n (= Anzahl) Objekten wiederum n neue Datensätze ergeben (für den Testdatensatz mit zehn Instanzen entstehen somit zehn abgeleitete vollständige Datensätze).

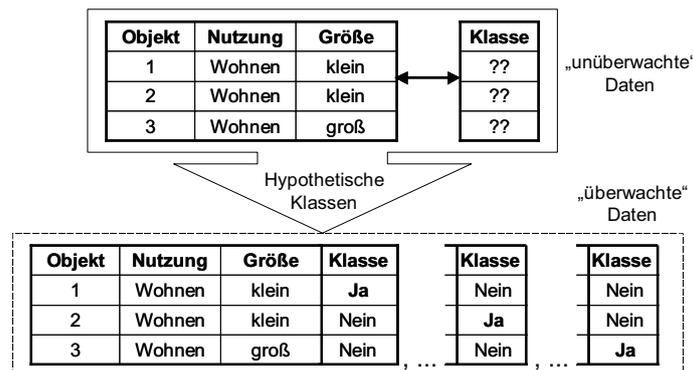


Abbildung 18: Hypothetische Klassifizierung des Datensatzes

Jeder dieser abgeleiteten Datensätze wird einmal mittels ID3 prozessiert und alle erzeugten Entscheidungsbäume werden einander zum Vergleich gegenübergestellt. In Abbildung 19 sind drei der zehn Entscheidungsbäume wiedergegeben. Wenn im Folgenden von dem Entscheidungsbaum eines bestimmten Objekts gesprochen wird, ist die Prozessierung desjenigen Datensatzes gemeint, bei dem dieses Objekt positiv – im Gegensatz zu allen übrigen – klassifiziert worden ist.

Die Aussage des Entscheidungsbaums für das Objekt Nr. 8 repräsentiert dabei z. B. folgendes Regelwerk (vergleiche Abbildung 19, rechts):

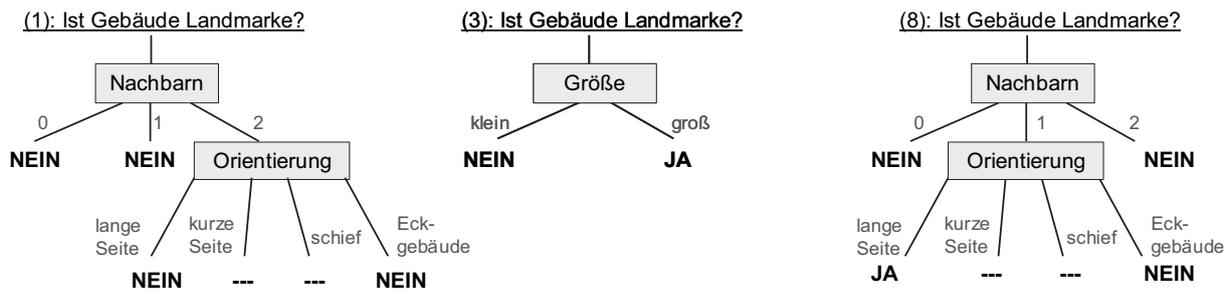


Abbildung 19: Vergleich der Entscheidungsbäume (für die Objekte 1, 3 und 8)

- ▷ wenn die Anzahl der Nachbarn = 0 \Rightarrow keine Landmarke
- ▷ wenn die Anzahl der Nachbarn = 1 UND
 - ◊ wenn die Orientierung des Gebäudes = lange Seite \Rightarrow **Landmarke**
 - ◊ wenn die Orientierung des Gebäudes = kurze Seite \Rightarrow keine Aussage möglich
 - ◊ wenn die Orientierung des Gebäudes = schiefwinklig \Rightarrow keine Aussage möglich
 - ◊ wenn die Orientierung des Gebäudes = Eckgebäude \Rightarrow keine Landmarke
- ▷ wenn die Anzahl der Nachbarn = 2 \Rightarrow keine Landmarke

Die Angabe „keine Aussage möglich“ ergibt sich daraus, dass einige der definierten Attributausprägungen (siehe Abschnitt 6.2.1, Vorstellung der Testdaten) in den modellierten Beispielen nicht vorkommen und daher das Verfahren darüber keine Regel festlegen kann. Dieser Fall kann eintreten, wenn die Attributausprägungen global definiert, aber die Daten in der eigentlichen Auswertung nur in Teilmengen betrachtet werden. Wie aus der Abbildung ersichtlich, hat dies keine Relevanz für die Ergebnisse des Baums. Die hier abgebildeten drei Entscheidungsbäume spiegeln alle sich ergebenden Kombinationen wider:

- ▷ Der Entscheidungsbaum kann überhaupt keine (positive) Aussage über Landmarken treffen (Abbildung 19, links).
- ▷ Der Baum gibt ein Regelwerk für eine Landmarke vor, variiert aber in der Beschreibungslänge:
 - ◊ Die positive Entscheidung ist weit oben im Baum, der Baum ist damit kurz (Abbildung 19, Mitte).
 - ◊ Die positive Entscheidung ist tiefer im Baum, der Baum damit verzweigter (Abbildung 19, rechts).

Der erstgenannte Fall ergibt sich, wenn sich die Instanzen durch die hypothetische Klassifizierung gegenseitig widersprechen: So ist es möglich, dass zwei identische Objektbeschreibungen sowohl als Landmarke als auch als keine Landmarke klassifiziert worden sind und daher bei der Ableitung des Baumes zu Widersprüchen bzw. keiner positiven Aussage im Baum führen. In den Testdaten sind beispielsweise die Objekte Nr. 1 und Nr. 6 in ihren Attributen identisch. Wird nun Gebäude Nr. 1 als Landmarke klassifiziert, wird Nr. 6 als keine Landmarke angenommen und bei der Prozessierung des Baumes können die Entscheidungsregeln nicht eindeutig festgelegt werden (siehe Abbildung 19, links).

Vergleicht man diejenigen Entscheidungsbäume, die eine positive Aussage für Landmarken treffen, fällt die unterschiedliche Beschreibungslänge der Bäume ins Auge (siehe Abbildung 20). Die positive Landmarken-Entscheidung liegt (für die vorliegenden Testdaten) entweder bereits nach der Trennung anhand eines einzigen Attributs oder nach Trennung anhand von zwei Attributen vor. Dabei ist der Entscheidungsbaum des Objekts Nr. 3 der einzige, der mittels der Aufspaltung der Datensätze anhand eines Attributs eine Einteilung in Landmarke und keine Landmarke beschreiben kann.

Damit zeigt sich, dass mittels des Einsatzes des Modifizierten ID3-Verfahrens auffällige Objekte detektiert werden können. Diese zeichnen sich durch einen Entscheidungsbaum aus, der die positive Landmarken-Aussage sehr weit oben im Baum trifft und daher insgesamt eine kürzere Beschreibungslänge aufweist

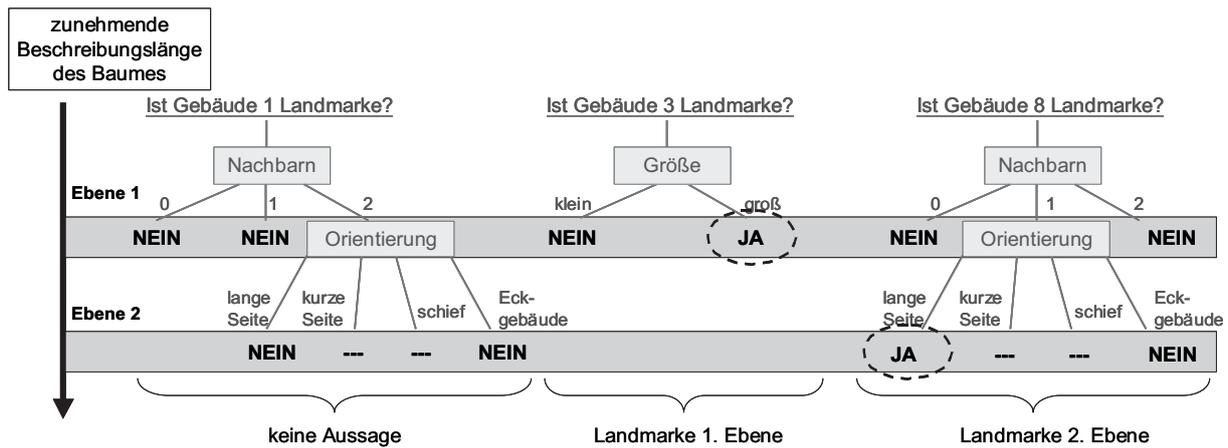


Abbildung 20: Beschreibungslänge der Bäume (für die Objekte 1, 3 und 8)

als andere. Dabei ist es möglich, dass mehrere Objekte einen gleich kurzen Baum als Ergebnis liefern. Im Sinne des gesamten Landmarken-Extraktionsprozesses bedeutet dies, dass mehrere Kandidaten für Landmarken-Objekte durch das Verfahren bestimmt werden. Wie viele Ebenen im Baum als kurze Beschreibung angesehen werden, ist ein variabler Parameter des Verfahrens. Er wird in dieser Arbeit durch die Untersuchung von Ergebnissen aus einer Prozessierung mit den Daten auf die 1. Ebene eines Entscheidungsbaums festgelegt. Damit werden alle Objekte, deren Entscheidungsbaume in der 1. Ebene die positive Landmarken-Klassifizierung aufweisen als Landmarken-Kandidaten betrachtet.

6.3 Vorstellung des Extraktionsverfahrens

Im folgenden Abschnitt wird der gesamte Ablauf des Verfahrens zur Extraktion von Landmarken aus dem vorliegenden Datenbestand skizziert [Elias 2003b, Elias & Brenner 2004]. Anschließend wird die Zielsetzung des Verfahrens erläutert.

6.3.1 Verfahrensablauf

Die einzelnen Phasen des Verfahrens gliedern sich in die grundlegenden Schritte eines Data Mining-Prozesses. Zuerst erfolgt die Auswahl der relevanten Daten. Diese werden vorverarbeitet, um sie anschließend im eigentlichen Data Mining-Schritt analysieren zu können. Die Ergebnisse werden interpretiert und überprüft, ob sie die Fragestellung zufrieden stellend beantworten. Die einzelnen Abschnitte umfassen dabei folgende Schritte (zur Erläuterung siehe dazu die Ablaufskizze in Abbildung 21):

Datenquellen: Zum Aufbau der Datengrundlage des Verfahrens werden mehrere Quellen herangezogen. Die Gebäude aus der ALK werden in Kombination mit weiteren Informationen aus diesem Datenbestand (Flurstücke, tatsächliche Nutzung, Platzierung der Hausnummern) zur Ableitung der Attributtabelle herangezogen. Die luftgestützten Laserscan-Daten werden in Verbindung mit den Gebäude-Polygonen aus der ALK für die Durchführung der Sichtbarkeitsanalyse benötigt. Diese verwendet als Standpunkte für die Sichtbarkeit die Straßenknoten aus dem ATKIS-Basis DLM. Die detaillierte Beschreibung der Datenquellen erfolgt in Kapitel 7.1 auf Seite 73 ff.

Aufbereitung: Die Datenquellen werden aufbereitet und zu einer Attributtabelle sowie den Kreuzungssichtbarkeiten (alle Objekte, die von einer Straßenkreuzung aus sichtbar sind) zusammengestellt. Um sie als Eingangsdaten für das eigentliche Data Mining aufzubereiten, ist es notwendig, vorab eine Analyse der vorliegenden Attribute vorzunehmen, um Modellierungsfehler oder ungeeignete Attribute aufzudecken und zu entfernen (siehe Kapitel 8). Ebenso erfolgt eine Bewertung der Ergebnisse der automatischen Sichtbarkeitsanalyse. Die „Erkennbarkeit“ von Objekten muss definiert (dies bedeutet die Festlegung wie viel Raum ein Objekt im Blickfeld des Menschen einnehmen muss, damit es erkannt wird) und auf die Ergebnisse der Sichtbarkeitsanalyse angewendet werden. Ziel ist, die Zusammenstellung der Untersuchungseinheit auf Basis der tatsächlich relevanten Nachbarschaftsobjekte

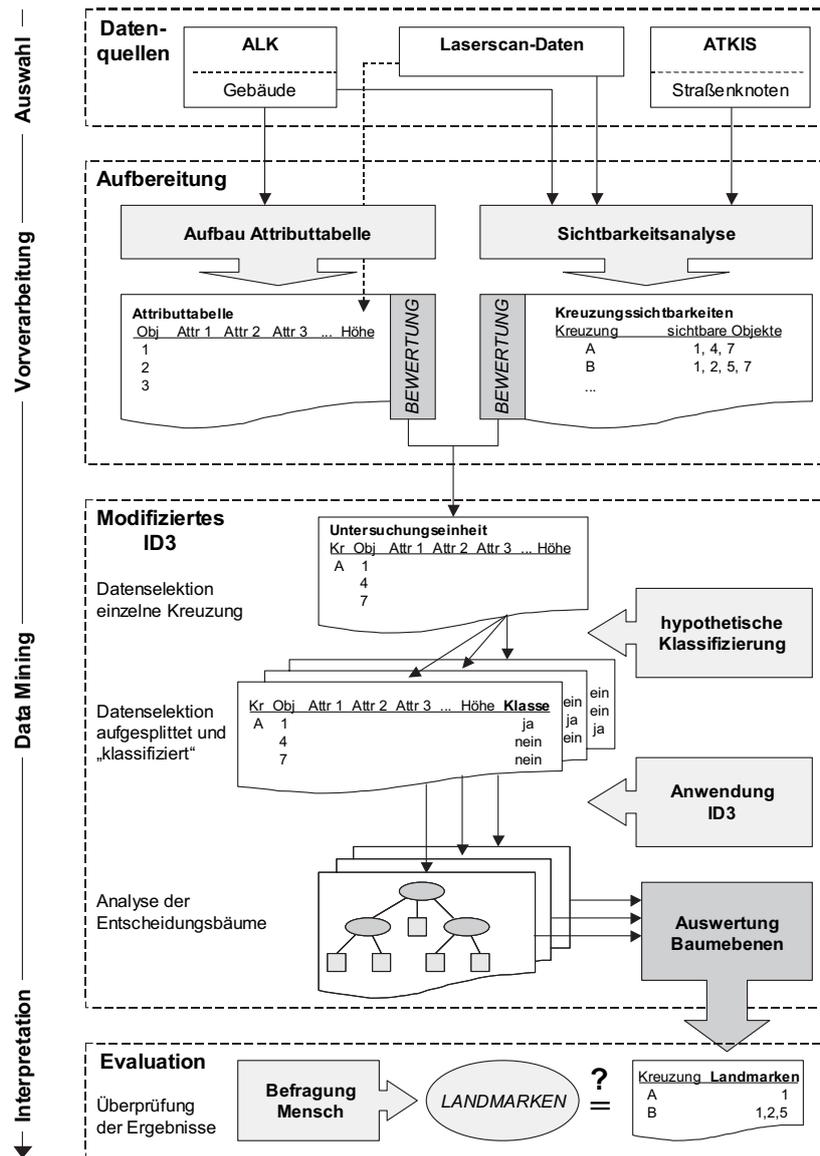


Abbildung 21: Ablaufskizze des Extraktionsverfahrens

einer Straßenkreuzung (das heißt diejenigen, die von der Kreuzungsmitte aus sichtbar und erkennbar sind) erfolgen zu lassen (siehe Kapitel 9.1).

Modifiziertes ID3: Beim eigentlichen Data Mining werden die Daten mit dem Modifizierten ID3 prozessiert (siehe Abschnitt 6.2.2). Dazu erfolgt zuerst die hypothetische Klassifizierung der Daten (siehe auch Abbildung 18) einer Untersuchungseinheit, welche sich aus den Attributbeschreibungen der umgebenden Gebäude einer Straßenkreuzung zusammensetzt. Anschließend werden die erzeugten Teildatensätze einer Analyse mit ID3 unterzogen. Die resultierenden Entscheidungsbäume einer Untersuchungseinheit werden miteinander verglichen und die kürzesten Bäume als Landmarken bewertet. Das Ergebnis ist eine Zuordnung von Objekten, die Landmarken-Kandidaten darstellen, zu einer Straßenkreuzung.

Evaluation: Die prozessierten Ergebnisse müssen überprüft werden, inwieweit sie dem menschlichen Konzept einer Landmarke entsprechen. Für diesen Vergleich wird ein Nutzertest konzipiert und durchgeführt (siehe Kapitel 10).

6.3.2 Zielsetzung des Verfahrens

Das Grundprinzip des Extraktionsverfahren ist die Suche nach lokalen Auffälligkeiten in einer Menge von Daten. Für die Anwendung auf die Fragestellung der automatischen Bestimmung von Landmarken ist damit keine vollständige Problemlösung möglich: Landmarken definieren sich nicht nur über ihre Objekteigenschaften im Vergleich zu Eigenschaften umliegender Objekte, sondern auch durch ein Wechselspiel mit anderen Faktoren einer konkret gewählten Route. Dabei spielen z. B. auch die Annäherungsrichtung (von welcher Seite wird sich dem Entscheidungspunkt genähert, in welche Richtung wird abgebogen) und der Geschwindigkeit des Nutzers (und damit wie lange und wie viel früher er ein Objekt sehen können muss) eine wichtige Rolle. Da diese Einflüsse durch das vorliegende Verfahren nicht modelliert werden, kann man die Ergebnisse nur als Landmarken-Kandidaten oder *potentielle Landmarken* bezeichnen. Diese liegen in Form einer Zuordnung von einem oder mehreren Objekten (oder auch überhaupt keins) zu einer Straßenkreuzung vor. Bis dahin erfolgt noch keine Wertung der Rangreihenfolge der Objekte zueinander, alle extrahierten Objekte sind gleichwertige potentielle Landmarken. Erst in einem zweiten Verfahrensschritt müssen sämtliche, die Route betreffenden Einflüsse modelliert und auf diese Vorauswahl angewendet werden, so dass als Endergebnis dann *Routen-abhängige Landmarken* – für jeden Entscheidungspunkt maximal ein Objekt – vorliegen (siehe Abbildung 22).

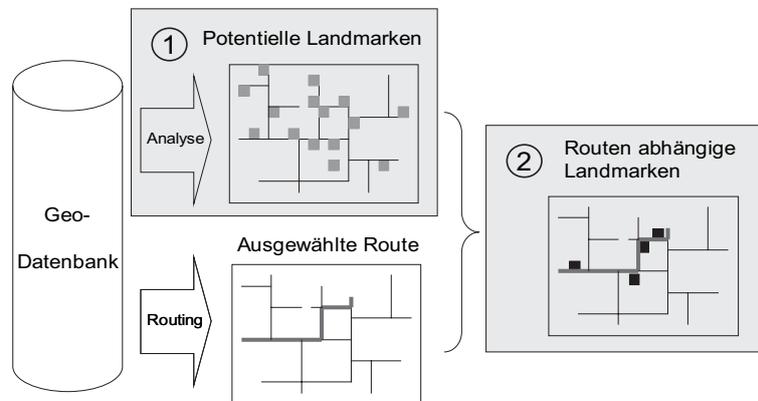


Abbildung 22: Zweistufiger Extraktionsprozess

Im Fokus der hier vorliegenden Arbeit steht die Bestimmung von potentiellen Landmarken an Entscheidungspunkten. Einige der Routen-abhängigen Einflussaspekte werden später in Kapitel 11 diskutiert, die Bereitstellung einer abschließenden Modellierung des zweiten Verfahrensschritt ist aber außerhalb des Rahmens dieser Arbeit.

7 Selektion und Zusammenstellung der Daten

In diesem Abschnitt werden die verwendeten Datenquellen – Daten aus der ALK sowie luftgestützte Laserscan-Daten – kurz vorgestellt. Für das Data Mining-Verfahren werden die originären Daten aufbereitet und weiterverarbeitet: die Laserscan-Daten werden in Verbindung mit Gebäude-Polygonen für eine Sichtbarkeitsanalyse eingesetzt, die Informationen der ALK werden genutzt, um zusätzliche, beschreibende Attribute für die Gebäude abzuleiten und zu einer Attribut-Wert-Tabelle zusammenzutragen.

7.1 Verfügbare Datenquellen

Nach der Festlegung der Aufgaben und Ziele des Verfahrens (siehe Kapitel 6.1), folgt nun die Auswahl und Zusammenstellung der geeigneten Daten. In dem hier vorgestellten Ansatz wird auf den Gebäudedatenbestand aus der amtlichen Katasterkarte fokussiert. Als Erweiterung zur rechnerischen Bestimmung von Objektsichtbarkeiten und der Gebäudehöhenbestimmung werden Laserscan-Daten eingesetzt. Als Standpunkt für die Sichtbarkeitsanalyse wird der Mittelpunkt einer Straßenkreuzung angesetzt. Dieser wird aus den Knoten des Straßennetzes aus dem ATKIS Basis DLM abgeleitet.

Für die Auswertung steht ein Ausschnitt aus der ALK (Automatisierte Liegenschaftskarte) vom Stadtgebiet Hannovers zur Verfügung. Das Gebiet umfasst eine Fläche von 15 km² und beinhaltet ca. 14.000 Gebäude. Die Laserscan-Daten liegen nur für einen Teil dieses Ausschnitts vor, der den Innenstadtkern und die Nordstadt Hannovers umfasst und noch insgesamt ca. 2200 Gebäude abdeckt. Da für das Gesamtkonzept der Landmarken-Extraktion die Sichtbarkeitsanalyse auf Basis der Laserscan-Daten unerlässlich ist, erfolgt das eigentliche Verfahren nur in dem kleineren Gebiet, für das beide Datenbestände zur Verfügung stehen. In diesem Bereich liegen 283 Straßenkreuzungen (Straßenknotenpunkte aus ATKIS) für die Auswertung vor. Eine graphische Übersicht über die Teilgebiete ist in der Abbildung 23 dargestellt.

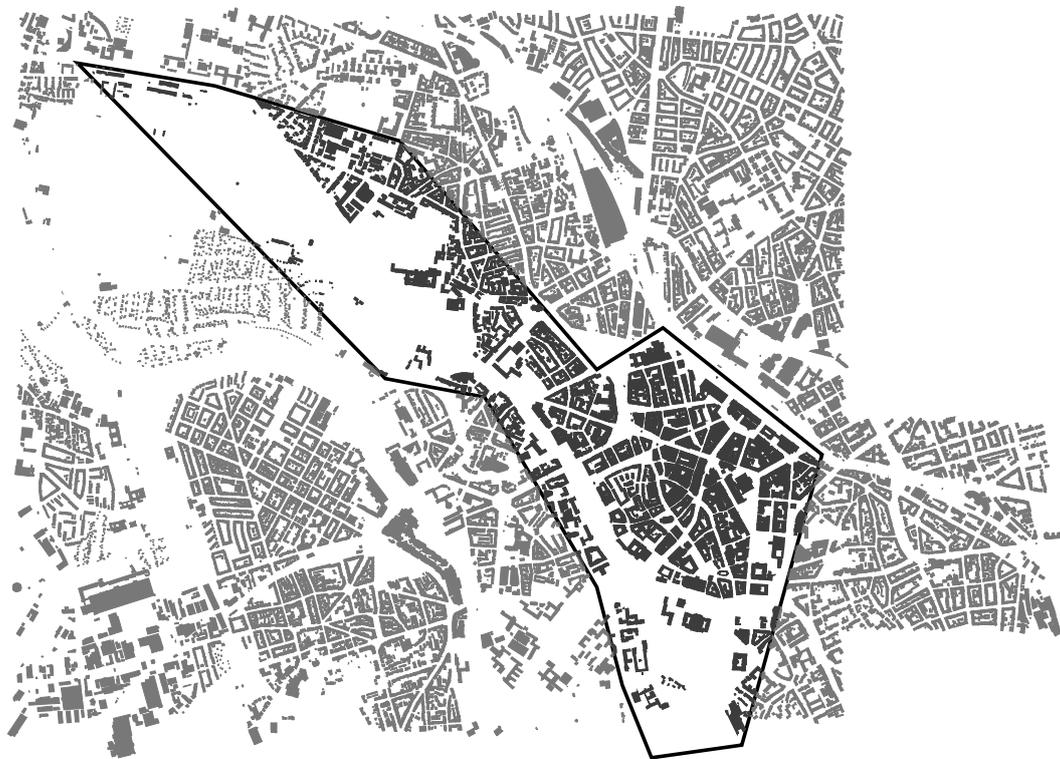


Abbildung 23: Verfügbares Datenmaterial: Gebäude aus der ALK Hannover (dunkelgraues Gebiet, umrandet: Laserscan-Bereich), Maßstab ca. 1:20.000

7.1.1 Gebäudedaten der ALK

Die automatisierte Liegenschaftskarte stellt den graphischen Nachweis über die Eigentumsrechte an Flurstücken dar. Zusätzlich zu den Grundstücksgrenzen werden in ihr Gebäude, Flurstücksnutzungen und politische Grenzen geführt. Die Kartendaten werden inhaltlich in so genannte Folien unterteilt, die bestimmten thematischen Layern entsprechen [VKV 2005]. Für die hier vorgenommene Untersuchung werden die Folien über die Gebäude, die Flurstücke und die Tatsächliche Nutzung herangezogen. Der Aufbau und die Modellierung der niedersächsischen Daten können im ALK-Führungserlass der Niedersächsischen Vermessungs- und Katasterverwaltung eingesehen werden [VKV 2003].

7.1.2 Laserscan-Daten

Mittels des Verfahrens des Laserscannings lassen sich Geländeoberflächen abtasten, um daraus automatisch Höhenmodelle zu generieren. Dabei wird aus der Laufzeit eines stark gebündelten Laserimpulses vom Ausenden bis zum Empfang die Entfernung zwischen Laser und jeweiliger Objektstelle abgeleitet. Zur Georeferenzierung werden die Position und Orientierung des Gerätes mittels GPS und einer inertialen Messeinheit (IMU) bereitgestellt. Der Laserimpuls kann entlang seines Weges an mehreren Stellen reflektiert werden, so dass verschiedene Echos als Rücksignal empfangen werden. Üblicherweise können die Scanner zwei Signale detektieren: den ersten Impuls (*first pulse*), die Reflexion an höheren Objekten wie Baumkronen und anderer Vegetation, und den letzten Impuls (*last pulse*), der die Bodenfläche (oder andere „massive“ Objekte, wie Gebäude) repräsentiert [Kraus 2004]. Inzwischen werden auch so genannte *Full Waveform* Scanner eingesetzt, welche die komplette Form des rückgestreuten Impulses aufzeichnen. Neben der Ableitung von Geländemodellen dienen die Daten zum Aufbau von 3D-Stadtmodellen, wozu Verfahren der automatischen Gebäudeextraktion eingesetzt werden [Brenner 2000].

Bei den hier verwendeten Daten handelt es sich flugzeuggetragene Laserscan-Daten der Firma TopoSys, aus denen ein digitales Höhenmodell (DHM) erzeugt worden ist [Lohr 1999]. Die originäre Punktwolke ist auf ein 1 m x 1 m Raster interpoliert worden. Um den Einfluss der Vegetation möglichst gering zu halten, werden *last pulse*-Daten verwendet.

7.2 Durchführung einer Sichtbarkeitsanalyse

Ein Kernpunkt bei der automatischen Bestimmung von Landmarken ist die Gewährleistung der Sichtbarkeit: Die ermittelten Objekte müssen von der Route aus für den Wegsuchenden sichtbar und wieder erkennbar sein. In dem hier vorgestellten Verfahren wird die Sichtbarkeitsbestimmung aber auch für die Festlegung der Nachbarschaft einer Straßenkreuzung eingesetzt. Auf deren Grundlage werden die Auswertungseinheiten für die nachfolgende Analyse zusammengestellt. Die potentiellen Landmarken werden nicht im Gesamtdatenbestand, sondern innerhalb desjenigen Teildatenbestands gesucht, welcher die von der Kreuzung aus sichtbaren Gebäude umfasst.

Dazu wird auf Basis der Laserscan-Daten und der ALK-Gebäudepolygone eine automatische Sichtbarkeitsanalyse durchgeführt. Da für den Extraktionsprozess die Untersuchung von einzelnen Straßenkreuzungen als Grundprinzip festgelegt ist, wird auch bei der Sichtbarkeitsanalyse die Objektsichtbarkeit für einzelne Straßenkreuzungen durch Simulation eines menschlichen Blickes mit dem Standpunkt auf der Kreuzungsmitte bestimmt. Dabei wird vorerst die vereinfachende Annahme getroffen, dass der Wegsuchende sich erst beim Erreichen der Kreuzung neu orientiert und dazu einen vollständigen Rundumblick auf der Kreuzung durchführen würde.

Eine Sichtbarkeitsanalyse kann auch auf Basis von 2D-Daten durchgeführt werden. Dabei kommt es allerdings zu fehlerhaften Ergebnissen, da höhenmäßig herausragende Objekte (z. B. Türme), die in zweiter Reihe stehen, dann als nicht sichtbar bestimmt werden. Nur in einem vollständigem 3D-Stadtmodell könnte eine wirklichkeitsgetreue Sichtbarkeitsanalyse durchgeführt werden. Diese sind aber nur selten verfügbar, da sie in ihrer Erstellung sehr aufwändig und teuer sind. Ein Kompromiss ist die Bereitstellung der Objektsichtbarkeiten basierend auf dem Oberflächenmodell erzeugt aus Laserscan-Daten in diskretisierter Form (siehe Abbildung 24).

Zur Diskretisierung der Sichtbarkeit wird ein virtuelles Panorama erzeugt [Brenner & Elias 2003, Elias & Brenner 2004]: Als Standpunkt wird die Straßenkreuzung definiert und mit einer menschlichen Blickhöhe

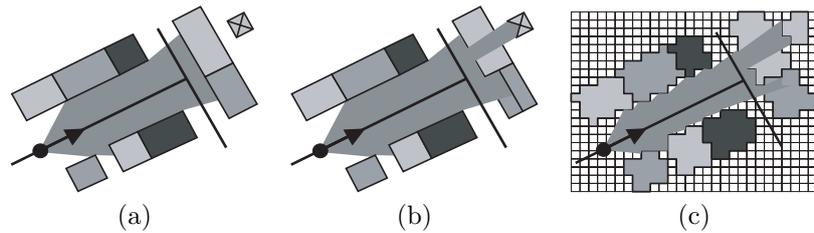


Abbildung 24: Sichtbarkeitsanalyse von Gebäuden (schwarz umrandete Kästen), die entlang einer Straße stehen (schwarze Linien). Der Sichtbarkeitskegel ist in Dunkelgrau dargestellt. (a) Basierend auf 2D-Daten (b) Basierend auf echten 3D-Geometrien (c) Basierend auf diskretem DHM (Graphik entnommen aus [Brenner & Elias 2003])

von 1,50 m über dem Boden angenommen. Das Bild besteht aus einem regelmäßigem Raster, das einen vertikalen Öffnungswinkel von 60 Grad abdeckt, wobei jedes Bildelement einem Sehstrahl im Objektraum entspricht. Jeder Sehstrahl wird vom Standpunkt aus verfolgt, bis er das DHM schneidet, und kann dann mit der dazugehörigen Gebäude-ID, abgeleitet aus den Gebäudegrundrissen der ALK, verknüpft werden. So entsteht zum einen das virtuelle Bildpanorama, das die Sichtbarkeit vom Standpunkt aus graphisch wiedergibt, als auch ein Tabellennachweis. In diesem wird zu jedem Gebäude die Sichtbarkeit für den analysierten Standpunkt durch die absolute Anzahl an Pixeln, den dieses Gebäude im Panorama einnimmt, sowie der minimale und maximale Abstand nachgewiesen, den das Gebäudeobjekt zum Standpunkt hat (siehe Abbildung 25). Die gewählte Auflösung für das virtuelle Bild ist hierbei 133 x 800 Pixel, also insgesamt 106400 Bildpunkte, kann aber in jeder beliebigen Auflösung erzeugt werden.

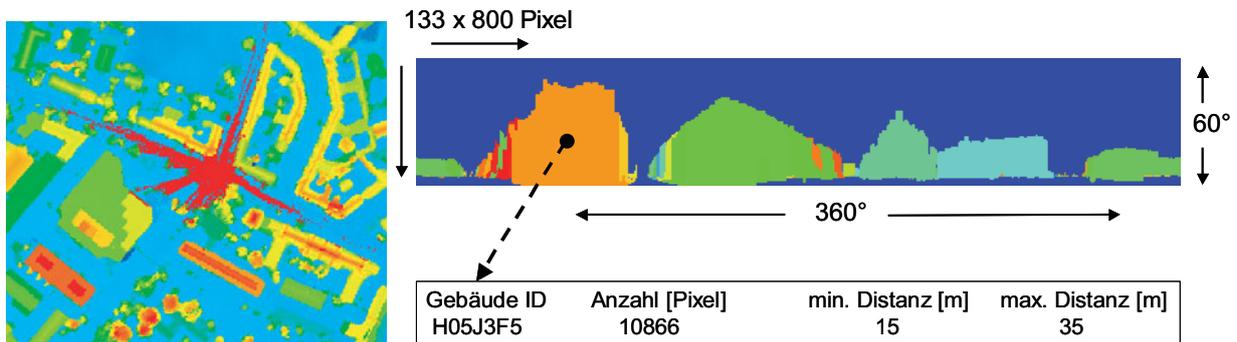


Abbildung 25: Sichtbarkeitsanalyse. Links: Sichtbarkeitskegel für die Kreuzung (in Rot, Blick von oben), Rechts: Ausdehnung des virtuellen Panorama und vorliegende Gebäudeinformationen in willkürlicher Färbung (teilweise entnommen aus [Elias & Brenner 2004]).

Abbildung 26 stellt ein virtuelles Panorama einem photographischen Panorama gegenüber. Die Gebäudeobjekte des virtuellen Bildes sind in dem realen Photo eindeutig wieder erkennbar. Die rechnerische Sichtbarkeitsanalyse liefert demnach eine gute Näherung der realen Objektsichtbarkeiten und kann daher für die weiteren Analysen eingesetzt werden. Eine detaillierte Untersuchung zur Vergleichbarkeit der beiden Panoramen erfolgt in Kapitel 9.1.

7.3 Aufbau der Attributtabelle

Für den Einsatz von Data Mining wird eine umfangreiche Datenbasis benötigt, die auf Gemeinsamkeiten und Unterschiede hin analysiert wird. In der hier geplanten Analyse soll der Gebäudebestand als Datenbasis für die Suche nach Landmarken – Gebäuden, die in ihrem lokalen Umfeld „besonders“ sind – dienen. Dazu müssen in diesem Fall die vorliegenden Gebäude durch eine Reihe an Attributen so charakterisiert werden, dass die Eigenschaften, die ein Gebäude von dem anderen unterscheiden und vom Menschen visuell wahrnehmbar sind, entsprechend modelliert werden.

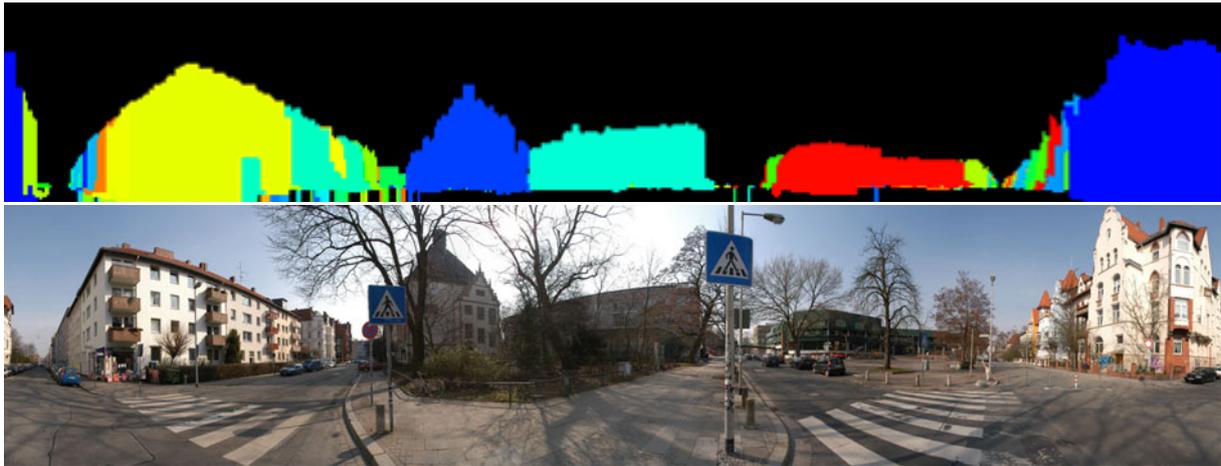


Abbildung 26: Beispiel einer Kreuzung: Virtuelles Bild in willkürlicher Färbung (oben) versus photographisches Panorama (unten)

Aus diesem Grund wird hier eine Datenbasis aufgebaut, welche die Gebäude mittels der direkt und implizit in der ALK zur Verfügung stehenden Informationen möglichst vollständig sowohl geometrisch als auch topologisch und semantisch beschreibt. Dazu sind neben den Gebäuden auch Informationen über die Geometrie der Flurstücke und deren Nutzung einbezogen worden. Die Festlegung der Attribute erfolgte heuristisch, mit der Intention alle verfügbaren Informationen, die für die gegebene Fragestellung relevant sein könnten, in die Attribut-Wert-Tabelle zu überführen. Der Einfluss jedes einzelnen Attributs auf das Verfahren wird in der anschließenden Voruntersuchung untersucht (siehe Kapitel 8). Wenn einzelne Attribute in diesem Bewertungsschritt als „sinnlos“ oder „fehlerhaft modelliert“ beurteilt werden, sind sie aus der Attributtabelle und damit dem weiteren Verfahren zu eliminieren.

Aus der Modellierung der Gebäudeeigenschaften resultieren 19 Attribute. Diese sind in Tabelle 8 als Übersicht gegeben, dazu folgt hier die Beschreibung über die inhaltliche Festlegung und die erwartete Aussage der einzelnen Attributwerte:

OBJART: Objektart des Gebäudes [3 Klassen] – wird in der niedersächsischen ALK in vier verschiedene Ausprägungen unterteilt: Wohngebäude (zum dauerhaften Aufenthalt von Menschen geeignet), Nebengebäude (nicht für den dauerhaften Aufenthalt von Menschen geeignet, z. B. Garage, Stall, Industriehallen), unterirdische Gebäude (z. B. Bunker, Parkhäuser) und öffentliche Gebäude (z. B. Schulen, Kindergärten, Theater, Rathaus). Direkt übernommen wurde die Einteilung in Wohngebäude, Nebengebäude und öffentliches Gebäude. Aus dem Datensatz entfernt wurden alle unterirdischen Gebäude, da sie als Landmarken ungeeignet sind, weil sie nicht direkt sichtbar sind. Zudem führen sie bei der Sichtbarkeitsanalyse zu verfälschten Ergebnissen, da für die „unterirdischen“ Gebäudepolygone ebenso wie für alle anderen Gebäude Sichtbarkeiten aus den Höheninformationen berechnet werden und diese das Gesamtergebnis dann verfälschen.

CORNERCNT: Anzahl der Gebäudeecken – wird aus dem Umring des Gebäudes bestimmt. Dieses Attribut soll eine Unterscheidung in der Bauform des Objektes (einfach rechteckig - sehr verwinkelt, viele Erker etc.) ermöglichen.

DEV_TO_90: Abweichung der Gebäudeecken zu 90 Grad [0, 1] – Jeder Winkel zwischen zwei aneinander grenzenden Gebäudeseiten wird bestimmt und geprüft, ob (mindestens) einer davon mehr als 10 Grad von einem rechten Winkel abweicht. Dadurch sollen architektonische Besonderheiten des Gebäudes (spitze Seiten, unregelmäßig geformte Erker) aufgedeckt werden.

FLAECHE: Gebäudegrundfläche [m²] – wird aus dem digitalen Gebäudepolygon berechnet.

HAUPTSEITE: Länge der Hauptseite [m] – um den Gebäudegrundriss wird ein achsparalleles, umschließendes Rechteck gelegt und dessen lange Seite bestimmt wird.

QUERSEITE: Länge der Querseite [m] – um den Gebäudegrundriss wird ein achsparalleles, umschließendes Rechteck gelegt und dessen kurze Seite bestimmt wird.

FUNCTION: Gebäudefunktion [10 Klassen] – in der ALK wird ein (freier) Beschriftungszusatz geführt, der oftmals Funktionsbezeichnungen (Kirche, Rathaus, Kindergarten) und / oder Eigennamen enthält (z. B. Lutherschule). Der Textzusatz wird automatisch klassifiziert in Anlehnung an die Funktionstypen, die im ALKIS-Objektartenkatalog vorgesehen sind: Rathaus, Allgemeinbildende Schule, Fachhochschule / Universität, Museum, Kirche, Polizei, Krankenhaus, Sporthalle, sowie 'Funktion (ohne Zuordnung)' (der Textzusatz ist nicht klassifizierbar) und 'keine Funktion' (das Objekt besitzt keinen Textzusatz).

T: Gebäudeorientierung [0 – 180 Grad] – Berechnung des Richtungswinkels des Gebäudes. Zur Bestimmung der Orientierung wird die Gebäudeseite, die an der Straße liegt, verwendet. Diese wird entweder durch die Platzierung der Hausnummer oder den kürzesten Abstand zur Straße bestimmt.

ELONGATION: Verhältnis von Länge zu Breite des Gebäudes [0–1] – dieser Parameter soll die Form des Gebäudes repräsentieren (lang gestreckter Bau oder quadratisches Objekt).

ORI2STREET: Ausrichtung zur Straße [3 Klassen] – Klassifizierung, ob das Gebäude mit seiner Hauptseite oder Querseite zur Straße zeigt oder ob es ein Eckgebäude ist.

DIST2ROAD: Abstand des Gebäudes zur Straße [m] – Abstand zwischen der Basisseite, an der die Hausnummer platziert ist, und der Straße; alternativ kürzester Abstand zur nächsten Straße.

BUILD CNT: Anzahl der Gebäude, die auf dem gleichen Flurstück stehen – dieses Attribut soll ein Maß für die Bebauungsdichte wiedergeben und bestimmte Bauweisen charakterisieren (z. B. ein Haus pro Flurstück in Innenstadtlagen, ein Wohnhaus und eine Garage für Einfamilienhausbebauung, mehrere Gebäude auf einem Flurstück bei Industrienutzungen usw.).

Q_GEB_FLST: Verhältnis von Gebäudefläche zu Flurstücksfläche [0–1] – ein weiteres Maß für die Bebauungsdichte (im innerstädtischen Gebiet ist dieses Verhältnis in der Regel nahe bei 1 - in Randgebieten deutlich darunter).

DENS_BUF_A: Bebauungsdichte in einem definierten Puffer A [0–1] – hier gewählt 15 m. Es wird berechnet wie viel Prozent der Fläche in einem Puffer von 15 m um das Gebäude herum bebaut ist. Dieses Attribut soll umbaute, dicht gedrängte Gebäude von freistehenden Gebäuden unterscheidbar machen.

NEIGH CNT: Anzahl der direkten Nachbarn – auch hier soll die direkte Nachbarbebauung erfasst werden, aber als Anzahl der Nachbargebäude, die das Objekt direkt berühren (eine gemeinsame Seite oder Seitenteil haben).

ORI2NGBDIF: Andere Orientierung als Nachbargebäude [0, 1] – die Richtungswinkel zwischen dem Gebäude und allen seinen Nachbarn (Gebäude, die auf direkt benachbarten Flurstücken stehen) werden verglichen. Variiert er um 5 Grad von einem seiner Nachbarn, wird das Attribut mit '1' gesetzt.

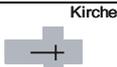
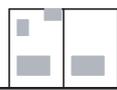
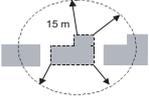
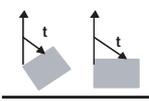
NTZ: Nutzung des Flurstücks (auf dem das Gebäude steht) [27 Klassen] – die Klassifizierung ist direkt übernommen aus der ALK. Es kommen 27 verschiedenartige Nutzungen im Datenausschnitt vor, z. B. Gebäude- und Freifläche für Wohnen, Handel- und Dienstleistung, Gewerbe und Industrie, Verkehrsanlagen, sowie Grünflächen, Sportflächen, Gartenflächen und andere.

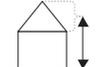
NTZDIFFERS: Andere Nutzung als Nachbarn [0, 1] – es wird die Nutzung des Flurstücks mit seinen direkt angrenzenden Nachbarn verglichen (herausgefiltert werden Flurstücke der Nutzung Straße, Weg oder Platz). Weicht die Nutzung zu einem der Nachbarn ab, wird das Attribut mit '1' gesetzt.

HOEHE: Gebäudehöhe [m] – die Höhe wird mit Hilfe der Laserscan-Daten berechnet. Durch Verschneiden des Oberflächenmodells mit den Gebäudepolygonen kann eine mittlere Gebäudedachhöhe berechnet werden. Die absoluten Gebäudehöhen ergeben sich als Differenz zwischen dieser Dachhöhe abzüglich der (Grund-)Bodenhöhe, die aus dem DGM ermittelt wird.

Das Attribut ist auch dazu benutzt worden, den Datenbestand auf Fehler zu überprüfen: Mit Hilfe des aktuellen Laserscan-Datensatzes konnte die Existenz von Gebäuden, die in der ALK vorhanden sind, überprüft werden. Gebäudehöhen, die bei nahezu 0 Metern liegen, weisen darauf hin, dass diese Gebäude inzwischen abgerissen worden sind (die betroffenen Objekte sind für die weitere Untersuchung aus dem Datenbestand entfernt worden). Der umgekehrte Fall (neu entstandene Gebäude, die (noch) nicht in der ALK enthalten sind, sich aber in den Laserscan-Daten zeigen) ist nicht nachverfolgt worden.

Tabelle 8: Abgeleitete Attribute aus ALK (und Laserscan-Daten)

Nr.	Bezeichner	Attribut	Skala	Skizze
1	OBJART	Objektart	nominal	
2	CORNERCNT	Anzahl der Gebäudeecken	numerisch	
3	DEV_TO_90	Nichtrechtwinklige Gebäudeecken	binominal	
4	FLAECHE	Gebäudefläche	numerisch	
5	HAUPTSEITE	Länge der Hauptseite	numerisch	
6	QUERSEITE	Länge der Querseite	numerisch	
7	FUNCTION	Gebäudefunktion	nominal	
8	T	Richtungswinkel	numerisch	
9	ELONGATION	Verhältnis Breite/Länge	numerisch	
10	ORI2STREET	Ausrichtung zur Straße	nominal	
11	DIST2ROAD	Abstand zur Straße	numerisch	
12	BUILDCNT	Anzahl der Gebäude auf gleichem Flurstück	numerisch	
13	Q_GEB_FLST	Verhältnis Gebäude zu Flurstücksfläche	numerisch	
14	DENS_BUF_A	Lokale Bebauungsdichte	numerisch	
15	NEIGHBCNT	Anzahl der direkten Nachbarn	numerisch	
16	ORI2NGBDIF	Richtungswinkel abweichend zum Nachbarn	binominal	

Nr.	Bezeichner	Attribut	Skala	Skizze
17	NTZ	Nutzung des Flurstücks	nominal	
18	NTZDIFFERS	Nutzung abweichend zum Nachbarn	binominal	
19	HOEHE	Gebäudehöhe	numerisch	

8 Datenvorverarbeitung

Gegenstand der Datenvorverarbeitung ist, die Datenbasis auf die Anforderungen des Data Mining-Verfahrens im Allgemeinen und den anzuwendenden Algorithmus im Speziellen abzustimmen (z. B. Struktur der Daten, Formatvorgaben, zugelassene Attributskalen). Aus den vorliegenden Datenquellen sind Attribute abgeleitet und eine Attributwert-Liste aufgebaut worden, die als Eingangsdatenbestand für das Data Mining-Verfahren genutzt werden soll.

Die erzeugten Attribute werden dahingehend untersucht, ob sie die erwartete Attributeaussage widerspiegeln – also die Modellierung plausibel ist. Da für die Anwendung des Modifizierten ID3-Algorithmus die Transformation von numerisch vorliegenden Attributwerten in nominale zwingend notwendig ist, wird die Verteilung der Werte untersucht. Dadurch sollen natürliche Klassen von Attributwerten aufgedeckt und damit eine Entscheidungsgrundlage für die Diskretisierung der Daten geschaffen werden.

Damit die Algorithmen bezüglich ihrer Laufzeit effizient einsetzbar sind, soll die Datengrundlage möglichst lückenlos und fehlerfrei, aber auch kompakt sein. Eine Anhäufung von Attributen, die keine Aussagekraft für das Modell besitzen oder sogar redundant zu anderen Attributen sind, verlangsamen das Verfahren oder können den Algorithmus „verwirren“: Bei Entscheidungsbaum-Lernsystemen verschlechtert sich die Klassifizierungsgenauigkeit beim Einsatz von zu vielen Attributen. Der Baum wird sehr stark verzweigt, so dass die Instanzenmenge, die an tieferen Knoten zur Verfügung steht, fragmentiert ist und die Auswahl aus diesem Grunde nur noch auf wenigen Datensätzen beruhen kann [Witten & Eibe 1999]. Deshalb ist die Attributbasis einer Untersuchung zu unterziehen, um inhaltliche Überschneidungen zwischen Attributen aufzudecken und Anhaltspunkte für die Relevanz der Attributwerte für den Auswerteprozess zu ermitteln.

Mittels statistischer Verfahren werden daher die Korrelationen bzw. Redundanzen zwischen den Attributen untersucht. Mit verschiedenen Methoden der Attributselektion wird getestet, ob die Anzahl der Attribute automatisch auf die wesentlichen beschränkt werden kann. Die Untersuchungen führen zu einer aufbereiteten Datenbasis, in der nur noch diejenigen Attribute enthalten sind, die im eigentlichen Data Mining zur Analyse herangezogen werden sollen.

8.1 Betrachtung der Attributwerte

Die Attributwerte sind für das gesamte Testgebiet (ca. 14.000 Gebäude) berechnet worden. Ausnahme ist dabei die Gebäudehöhe. Diese konnte nur für den kleineren Ausschnitt berechnet werden, für den die Laserscan-Daten vorliegen. Die Tabelle 9 zeigt, dass die Attribute zu verschiedenen Skalen gehören (siehe Abschnitt 5.2.1). Für die meisten der hier erfolgten statistischen Untersuchungen ist eine Transformation der Daten entweder in ausschließlich nominale oder umgekehrt in numerische Attribute zwingend erforderlich.

Tabelle 9: Skalentypen der Attribute (aus Tabelle 8)

Nominal		Numerisch	
Nr.	Attribut	Nr.	Attribut
1	OBJART	2	CORNERCNT
3	DEV_TO_90	4	FLAECHE
7	FUNCTION	5	HAUPTSEITE
10	ORI2STREET	6	QUERSEITE
16	ORI2NGBDIF	8	T
17	NTZ	9	ELONGATION
18	NTZDIFFERS	11	DIST2ROAD
		12	BUILD CNT
		13	Q_GEB_FLST
		14	DENS_BUF_A
		15	NEIGHBCNT
		19	HOEHE

Im Folgenden wird der Aussagewert eines jeden Attributs überprüft. Dazu werden die Attributwerte visuell, sowie die Verteilung der Attributwerte anhand von Histogrammen kontrolliert. Es wird untersucht, ob das

Attribut korrekt modelliert und der Wertebereich und die Verteilung der Attributwerte der Erwartung entsprechen. Die auffälligen Attribute werden hier einzeln vorgestellt.

8.1.1 Untersuchung der nominalen Attribute

Bei der Analyse der nominalen Attribute fallen zwei besonders auf: Zum einen haben die Attribute FUNCTION und NTZ im Vergleich zu den anderen Attributen eine große Anzahl an verschiedenen Gruppen und zum anderen ist die Verteilung auf die möglichen Attributwerte sehr ungleichmäßig (siehe Abbildung 27 und 28). Dies kann für die weitere Verwendung im Data Mining, insbesondere bei Anwendung eines Entscheidungsbaumverfahrens aus zwei Gründen ungünstig sein: Wird in einem Knoten des Baumes dieses Attribut als Trennattribut gewählt, werden genauso viele Äste wie mögliche Attributwerte angelegt. Daraus folgt eine starke Verzweigung des Baumes. Die Datenbasis wird auf die verschiedenen Äste aufgeteilt und damit bei ungleichmäßiger Verteilung der Instanzen auf die Attributwerte zum Teil in sehr kleine Datengruppen zerlegt, für die keine weitere statistische Auswertung mehr gerechtfertigt ist. Außerdem führt die große Anzahl an möglichen Attributwerten bei der Berechnung des Informationsgewinns (Grundlage des Attributtests im Knoten) zu Problemen - in Form von einer Bevorzugung dieser Attribute gegenüber anderen ([Witten & Eibe 1999, Seite 101], siehe dazu auch Kapitel 5.4). Als Lösungsmöglichkeit können die Attribute zu weniger Kategorien zusammengefasst werden, damit wird aber ein Informationsverlust in Kauf genommen. Diese Einschränkung wird in Abschnitt 8.2.1 zur Berechnung der Korrelation zwischen den Attributen vorgenommen.

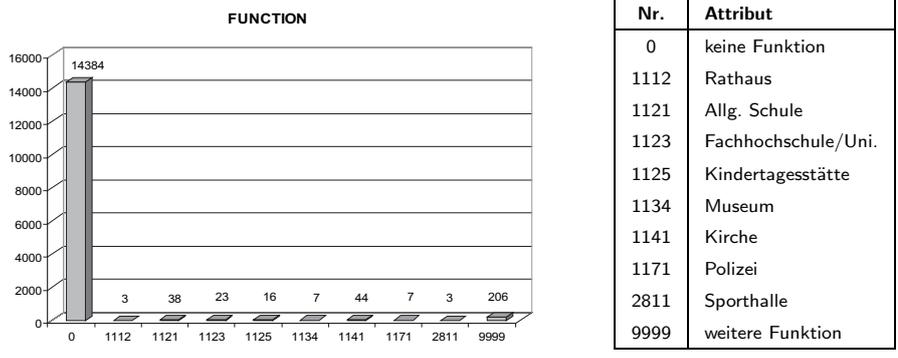


Abbildung 27: Verteilung der Attributwerte FUNCTION

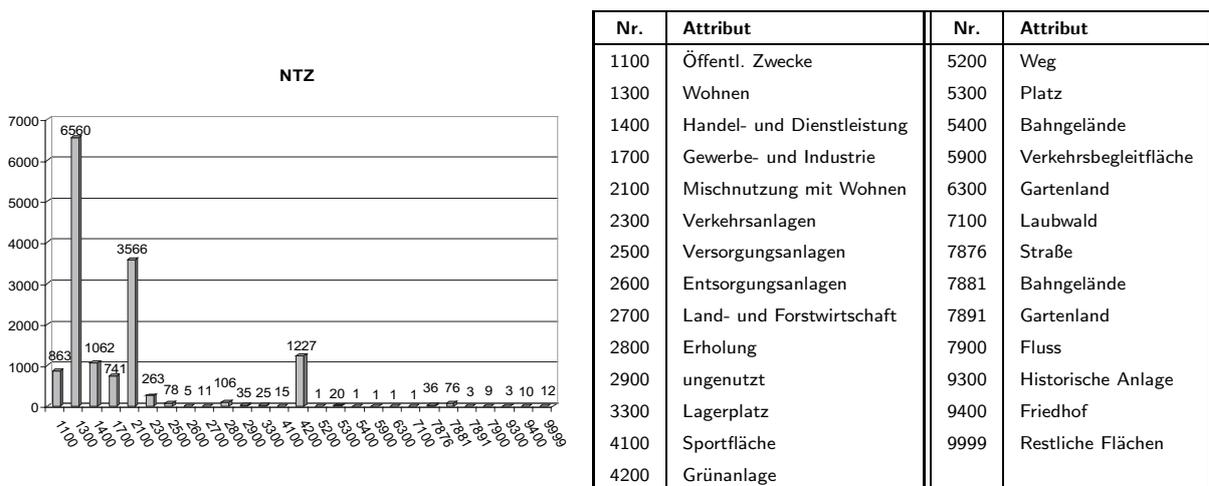


Abbildung 28: Verteilung der Attributwerte NTZ

Eine Übersicht über alle weiteren nominalen Attribute und die Verteilung ihrer Attributwerte ist in Tabelle 10 gegeben. Die Verteilung der Attributwerte von DEV_TO_90 weist auf eine fehlerhafte Modellierung

hin. Das Attribut soll die Abweichung von Gebäudeecken vom Standardfall „rechtwinklig“ aufdecken. Die Verteilung der Attributwerte in Tabelle 10 zeigt aber, dass die Abweichung vom Standardfall bei über 40% der Daten zutrifft. Eine visuelle Überprüfung der Datenbasis deckt mehrere Gründe dafür auf (siehe Abbildung 29). Eine der Ursachen ist die geometrisch ungenaue Modellierung der Gebäude im Datenbestand. Vermutlich sind die Gebäude aus den analogen Liegenschaftskarten manuell unter Vernachlässigung der Bedingung der Rechtwinkligkeit digitalisiert worden, so dass insbesondere kleine Vorsprünge an den Gebäuden in den Daten nicht rechtwinklig modelliert sind. Die zweite Ursache sind „abgeschnittene“ Ecken an Gebäuden, die in der Realität sehr unauffällig sind und keinesfalls, wie erwartet, eine architektonische Besonderheit darstellen. Die dritte Ursache sind aneinandergrenzende Gebäude, die eigentlich spitzwinklig ineinandergreifen, aber für den Betrachter nach außen hin eine regelmäßige Bauweise vermuten lassen und daher die Abweichung gar nicht wahrnehmbar ist. Das Attribut besitzt demnach keine Aussagekraft und sollte aus dem Verfahren entfernt werden.

Attribut	Verteilung der Attributwerte		
	Wohngebäude	Nebengebäude	öffentl. Gebäude
OBJART	9949 (68%)	4336 (29%)	446 (3%)
DEV_TO_90	rechtwinklig 8538 (58%)	nicht rechtwinklig 6193 (42%)	
ORI2STREET	Längsseite zur Straße 6900 (47%)	Querseite zur Straße 5737 (39%)	Eckgebäude 2094 (14%)
ORI2NGBDIF	gleich orientiert 12587 (85%)	anders orientiert 2144 (15%)	
NTZDIFFERS	gleich genutzt 787 (5%)	anders genutzt 13944 (95%)	

Tabelle 10: Verteilung der Attributwerte bei den nominalen Attributen

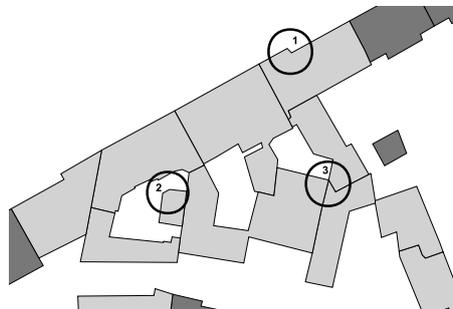


Abbildung 29: Attribut DEV_TO_90: drei verschiedene Ursachen für Fehler

Das Attribut ORI2NGBDIF soll einen Orientierungswechsel zwischen benachbarten Gebäuden detektieren. Eine nähere Untersuchung zeigt aber, dass das Attribut nicht die erwartete Aussagekraft hat: Der Richtungswinkel wurde ebenso wie im Attribut T berechnet und eine Orientierungsdifferenz von 5 Grad als Schwellwert für eine vorliegende Abweichung festgelegt. Die Untersuchung des Attributs T zeigt (siehe unten in Abschnitt 8.1.2), dass die Werte erst in nominale Klassen eingeteilt werden müssen, um eine sinnvolle Unterscheidung von Gebäudeorientierungen zu ermöglichen. Auf eine Modifizierung des Attributs ORI2NGBDIF wird aber verzichtet, da zudem davon ausgegangen wird, dass das Attribut den gleichen Informationsgehalt wie Attribut T liefert. Da vom Algorithmus im Data Mining dasjenige Attribut selektiert wird, das eine einzigartige Attributausprägung besitzt (also eine andere Orientierung als seine Nachbarn aufweist), ist die separate Modellierung der Abweichung zu den Nachbarn nicht notwendig. Das Attribut wird daher für die weitere Analyse aus dem Datenbestand entfernt.

Die Doppelung des Attributinhalts trifft auch auf die Attribute NTZ und NTZDIFFERS zu, daher sollte auch NTZDIFFERS aus der Gesamtmenge entfernt werden.

8.1.2 Untersuchung der numerischen Attribute

Für die Anwendung des Modifizierten ID3-Algorithmus auf die vorliegenden Daten ist eine Umwandlung der numerischen Attributwerte in nominale Klassen erforderlich. Diese Transformation kann sowohl manuell als auch automatisch durchgeführt werden.

Automatische Verfahren zur Transformation können einfach angewendet werden, liefern aber teilweise ungeeignete Ergebnisse. Besonders kritisch ist die Festlegung der Klassengrenzen. Bei einer ungeschickten Wahl des Klassenübergangs werden Gebäude in verschiedene Klassen eingeordnet, die vom Menschen aber als gleichartig oder sehr ähnlich bewertet werden. Dies kann dazu führen, dass der Algorithmus ein Objekt als „besonders“ bewertet, das vom Menschen als gleichwertig zu seinen Nachbarn eingeschätzt wird. Daher ist eine manuelle Einteilung der Attributwerte in „natürliche“ Klassen optimal, wenn diese einfach bestimmbar sind. Zur Unterstützung können neben der visuellen Überprüfung Verfahren des Clusterings oder der Jenk'schen Optimierung [Jenks & Caspall 1971] herangezogen werden. Das Letztgenannte ist ein Verfahren, das natürliche Unterbrechungen zwischen Klassen mit Hilfe einer statistischen Formel identifiziert. Es ist im Desktop-GIS ArcView von ESRI implementiert und ist zur visuellen Überprüfung der Daten angewendet worden.

Die manuelle Klassifizierung stößt aber dort an ihre Grenzen, wo der Datenbestand und damit die Spannweite der Attributwerte im Verlauf des Verfahrens nicht konstant bleibt: Bei der Bildung von nominalen Klassen gehen Informationen durch die Gruppierung verloren. Tritt in den Teilmengen, die für die eigentliche Analyse gebildet werden (hier Straßenkreuzungen), nur eine einzige Ausprägung auf, können die Daten nicht weiter voneinander unterschieden werden, obwohl in den Ursprungsdaten für diese Objekte eine Bandbreite an Werten vorhanden war. Um die lokale Bandbreite in den Teilmengen berücksichtigen zu können, sollte die Transformation der Daten erst dann erfolgen, wenn die Teilmengen gebildet worden sind. Aufgrund der dann anfallenden Datenmengen kann das Problem nur automatisch sinnvoll gelöst werden. Die numerischen Attribute werden dahingehend untersucht, ob diese Vorgehensweise für alle Fälle zu zufriedenstellenden Lösungen führt oder ob es Attribute gibt, für die aufgrund ihrer Modellierung eine manuelle Transformation zwingend notwendig ist.

Eine Übersicht über alle numerischen Attribute und ihre statistischen Kennziffern ist in Tabelle 11 gegeben. Einer besonderen Analyse und Aufbereitung bedarf das Attribut T. Die explorative Analyse des

Tabelle 11: Statistische Übersicht über die numerischen Attribute

Attribut	Maßeinheit	Minimum	Maximum	Mittelwert	Standardabweichung
CORNERCNT	[Anz. Ecken]	0	208	8,37	8,68
FLAECH	[m ²]	1,65	42247,59	239,14	688,29
HAUPTSEITE	[m]	0,89	467,97	15,24	14,73
QUERSEITE	[m]	0,84	314,52	14,40	12,82
T	[Grad]	0,07	179,98	95,93	52,88
ELONGATION	[]	0,06	13,65	1,19	0,71
DIST2ROAD	[m]	0,00	277,58	12,25	23,74
BUILDCNT	[Anz. Gebäude]	1	327	17,28	59,90
Q_GEB_FLST	[]	0,06	90362,34	413,71	2166,73
DENS_BUF_A	[]	0,00	1,16	0,29	0,16
NEIGHB_CNT	[Anz. Nachbarn]	0	2	1,40	0,79
HOEHE	[m]	0,10	75,39	17,51	7,22

Attributs erfolgt über eine graphische Darstellung der Daten in Form eines Histogramms. Die Anzahl der dargestellten Kategorien folgt dabei nicht den üblichen Empfehlungen der deskriptiven Statistik, wie z. B. der Vorgabe nicht mehr als 20 Intervalle zu bilden [Bortz 2005], sondern ist heuristisch ermittelt, um die Charakteristik der Verteilung bestmöglich zu visualisieren (siehe Abbildung 30). Die Betrachtung der Verteilung der Richtungswinkel in 1-Grad-Schritten zeigt eine unregelmäßige Verteilung über den gesamten Wertebereich mit mehreren deutlich erkennbaren Maxima. Durch eine nähere Untersuchung dieser Peaks kann identifiziert werden, dass sie in festen, wiederkehrenden Abständen erfolgen und zwei phasenverschobene Schwingungen abbilden, zum einen in 45-Grad-Abständen und zum anderen wechselnd in 35- und 55-Grad-Abständen. Damit ließe sich für eine Einteilung in acht verschiedene Hauptrichtungen argumentieren. Die visuelle Überprüfung der Klassengrenzen zeigt aber, dass um 90-Grad-verdrehte Gebäude nicht als

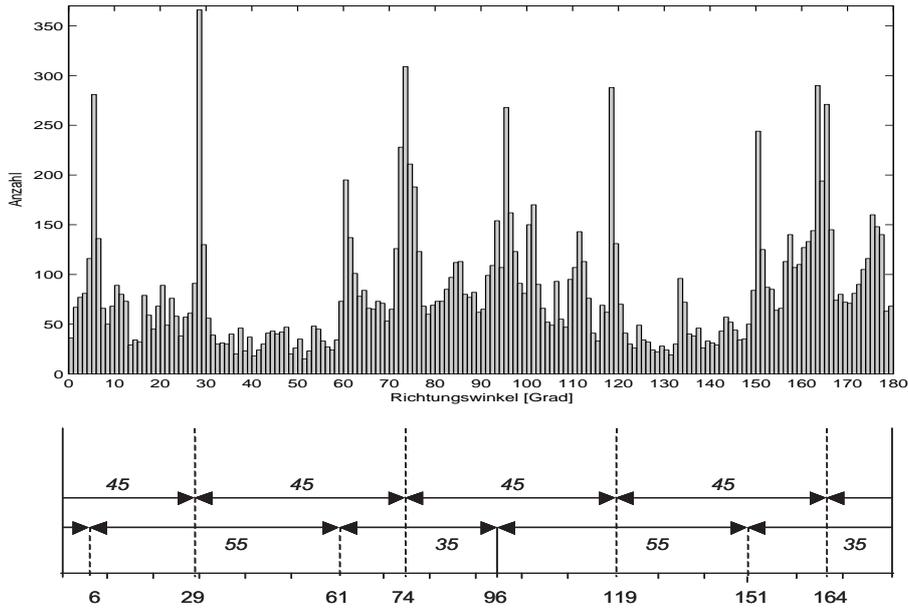


Abbildung 30: Histogramm und Analyse der Verteilung der Richtungswinkel

separate Gruppe wahrgenommen werden, so dass eine Verschmelzung der um 90-Grad-versetzten Klassen in eine gemeinsame vorgenommen wird (Abbildung 31). Die Einteilung der Attributwerte in vier Hauptausrichtungen ist in Tabelle 12 gegeben. Diese Gruppierung wird im Weiteren mit dem Attributnamen T_GRUPP bezeichnet. Aufgrund dieser zwingend erforderlichen Vorverarbeitung, durch die erst der Inhalt des Attributs - die Wiedergabe der Hauptorientierungen von Gebäuden im Straßenbild - sichtbar gemacht wird, sollte das Attribut in den folgenden Analysen nur in gruppierter Version eingesetzt werden.

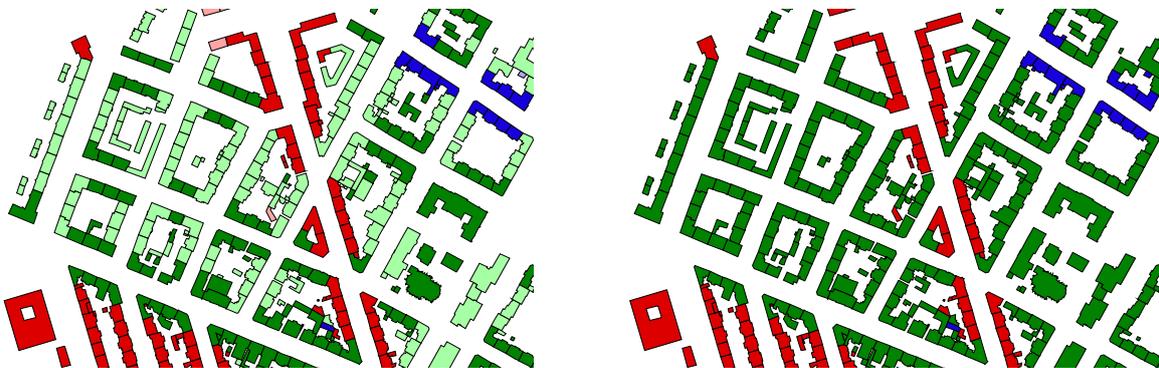


Abbildung 31: Gruppierung der Gebäudeorientierung. Links: acht Hauptrichtungen (fünf davon sichtbar: hellgrün, grün, hellrot, rot, sowie blau), rechts: Zusammenfassung von 90-Grad rotierten Objekten in eine Gruppe (z. B. hellgrün und grün zu grün)

Tabelle 12: Manuelle Diskretisierung von T zu T_GRUPP

Klasse	Wertebereich numerisch [Grad]
1	0-17; 88-107; 178-180
2	17-43; 107-133
3	43-70; 133-160
4	70-88; 160-178

Bei der Ableitung des Attributs BUILDCNT ist die Grundannahme getroffen worden, dass bestimmte Bauweisen (Innenstadt, Einfamilienhäuser, etc.) eine bestimmte Anzahl von Gebäuden auf einem Flurstück bedingen (siehe Erläuterung zum Attribut in Abschnitt 7.3). Die Überprüfung der Attributwerte im Testgebiet zeigt aber, dass diese Annahme nicht korrekt ist. Aufgrund der Modellierung der Gebäude und Flurstücke in der ALK können zwei verschiedene Fehler auftreten (siehe Abbildung 32). Zum einen entspricht ein Flurstück nicht einem Grundstück und die Gebäude eines Komplexes können auf mehreren Flurstücken verteilt stehen (Abbildung 32, links: Attributwert BUILDCNT wird zu klein berechnet). Zum anderen sind die Gebäude in der ALK so modelliert, dass Anbauten an das Gebäude, die nicht dieselbe Höhe aufweisen, eigenständige Gebäude darstellen, vom Menschen aber in den meisten Fällen nicht als separates Objekte wahrgenommen werden (Abbildung 32, rechts: Attributwert BUILDCNT wird zu groß berechnet). Daher sollte das Attribut aus der Gesamtmenge für die weiteren Auswertungen entfernt werden.



Abbildung 32: Fehlerhafte Modellierung BUILDCNT: Dargestellt sind Flurstücksgrenzen und Gebäude aus der ALK, hellgraue Gebäude: Fehlerhafte Attributwerte

Entsprechend dem Attribut BUILDCNT basiert das Attribut Q_GEB_FLST auf einer Auswertung von Gebäude- und Flurstücksinformationen. Aus den gleichen Gründen findet auch bei diesem Attribut eine Verfälschung des Attributinhalts statt. Da ein Gebäude größer als das Flurstück sein kann, auf dem es steht, ist ein Teil der Attributwerte auch im Wertebereich größer 1 angesiedelt. Eine sinnvolle Einteilung der Werte in Bebauungsdichteklassen, die auch vom Menschen separat wahrnehmbar sind, ist nicht möglich, da die Berechnungsgrundlage für dieses Attribut das Flurstück ist, das eine nicht in der Örtlichkeit wahrnehmbare Flächeneinheit (wie Grundstück) repräsentiert. Das Attribut sollte daher aus der Datenbasis entfernt werden.

8.2 Relevanz der Attribute

Nachdem die Modellierung überprüft worden ist, soll die Relevanz der einzelnen Attribute untersucht werden. Zum einen ist dazu eine Untersuchung notwendig, ob Abhängigkeiten zwischen den Attributen vorliegen. Dies erfolgt mittels einer Korrelationsanalyse. Zum anderen soll bestimmt werden, ob einzelne Attribute keinen zusätzlichen Informationswert für die Daten besitzen, und daher aus der Attribut-Wert-Tabelle entfernt werden können. Dazu werden verschiedene Attributselektionsverfahren getestet. Da diese Untersuchung begleitend zu der Überprüfung der Attributmodellierung (in Abschnitt 8.1) erfolgte, dient weiterhin die vollständige Attributbasis als Grundlage der statistischen Analysen. Der endgültige Ausschluss von Attributen erfolgt erst nach der Durchführung aller Voruntersuchungen.

Eine Schwierigkeit ergibt sich bei dem hier vorliegendem Verfahren: Da das Data Mining-Verfahren in unüberwachter Form erfolgt, können keine Rückschlüsse aus der Verteilung der Daten in die Zielklassen gezogen werden. Statistische Standardverfahren wie die Regression ermitteln aus Stützpunkten der Zielvariablen die Stärke des Einflusses von verschiedenen Faktoren. Da die Klasseneinteilung hier aber unbekannt ist, erfolgt die Optimierung der eingesetzten Attribute ohne Überprüfungsmöglichkeit durch bekannte Klassenzuordnungen oder Stützpunkte. Die Untersuchung der Attribute wird durch eine visuelle Exploration vorgenommen und gestützt durch eine Korrelationsanalyse und Verfahren zur automatischen Attributselektion. Mit Hilfe dieser Berechnungen soll die Attributbasis analysiert und die Entscheidungen zum Einsatz oder Fortfall von bestimmten Attributen im weiteren Verfahren untermauert werden.

8.2.1 Korrelationsanalyse

Die Korrelationsanalyse dient der Aufdeckung von (statistischen) Abhängigkeiten zwischen den Attributen und soll hier Hinweise auf überflüssige, redundant modellierte Attribute liefern. Die Grundlagen sind in der Fachliteratur zur Statistik zu finden [Benning 2002, Hartung & Elpelt 1999, Höpcke 1980, Witte & Schmidt 1991]. Notwendige Voraussetzung ist ein (einheitlich) numerischer Datenbestand. Der hier vorliegende Datenbestand wird dazu transformiert, die nominalen Attribute binarisiert (siehe auch Abschnitt 5.2.2).

Die Berechnung eines linearen Korrelationskoeffizienten r_{xy} erfolgt über die empirischen Varianzen s_x, s_y und die Kovarianz s_{xy} zwischen zwei Attributen [Witte & Schmidt 1991]:

$$\begin{aligned} s_x^2 &= \frac{1}{n-1} \left(\sum_{i=1}^n x_i^2 - \frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^n x_i \right)^2 \right) \\ s_y^2 &= \frac{1}{n-1} \left(\sum_{i=1}^n y_i^2 - \frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^n y_i \right)^2 \right) \\ s_{xy} &= \frac{1}{n-1} \left(\sum_{i=1}^n x_i \cdot y_i - \frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^n x_i \cdot \sum_{i=1}^n y_i \right) \right) \\ r_{xy} &= \frac{s_{xy}}{s_x \cdot s_y} \end{aligned}$$

Der Korrelationskoeffizient r stellt die normierte Kovarianz dar und liegt im Bereich $-1 \leq r \leq +1$. Die Korrelation wird üblicherweise in drei Bereiche eingeteilt:

- ▷ schwache Korrelation: $0 \leq |r| \leq 0,25$
- ▷ mittlere Korrelation: $0,25 \leq |r| \leq 0,75$
- ▷ starke Korrelation: $0,75 \leq |r| \leq 1$

Die Abbildung 33 zeigt als Ergebnis die Korrelationskoeffizienten zwischen allen betrachteten Attributen in Matrixdarstellung. Die Legende der Abbildung zeigt, dass die nominalen Attribute in binäre Attribute aufgesplittet wurden. Damit die Anzahl der Attribute überschaubar bleibt, sind die Attribute FUNCTION und NTZ folgendermaßen vorgruppiert worden:

FUNC_VAR: Vorklassifizierung des Attribut FUNCTION zu einem binären Attribut: Objekt besitzt eine Funktion (Funktionsbeschreibung) oder nicht.

NTZ_VAR: Vorklassifizierung des Attributs NTZ in fünf Gruppen: Zusammenfassung von Nutzungen zu den Klassen Öffentliche Zwecke (1100), Wohnen (1300), Handel- und Dienstleistung (1400), Gewerbe- und Industrie (1700), sowie Weitere (9999).

Besonders auffallend sind die Attribute T (Richtungswinkel eines Gebäudes), ORI2NGBDIF (Abweichende Orientierung als Nachbarn) und NTZDIFFERS (Abweichende Nutzung der Nachbarn), da sie mit keinem anderen Attribut mehr als schwach korreliert sind. Die Untersuchung des Attributs T (siehe Abschnitt 8.1.2) und damit auch gültig für ORI2NGBDIF hat bereits gezeigt, dass die Modellierung der Orientierung als Wert von 0–180 Grad nicht geeignet ist, um die Gebäudehauptrichtungen herausfiltern zu können. Damit zeigt sich, dass auffällige Muster in der Korrelationsanalyse, wie die hervorstechende Nichtkorrelation des Attributs mit allen anderen Attributen, auch als Indikator für eine fehlerbehaftete Modellierung dienen können.

Es gibt mehrere Felder besonders starker Korrelation, z. B. $r_{1/2}$, $r_{11/12}$ sowie $r_{6/7}$. Die ersten beiden resultieren aus der Binarisierung der Attribute und entstehen durch die fast vollständige Aufteilung des Attributraumes durch die zwei der drei möglichen Fälle: Bei $r_{1/2}$ handelt es sich um die Objektarten Wohn- sowie Nebengebäude. Die beiden Attribute sind zwangsweise stark negativ korreliert: Untersucht man die Verteilung der Werte, wird deutlich dass ca. 2/3 der gesamten Gebäude als Wohngebäude klassifiziert sind und ca. 1/3 als Nebengebäude, die öffentlichen Gebäude stellen nur einen unbedeutend kleinen Anteil. Dies bedeutet, wenn ein Gebäude als Wohngebäude attribuiert ist, kann es nicht gleichzeitig auch ein Nebengebäude

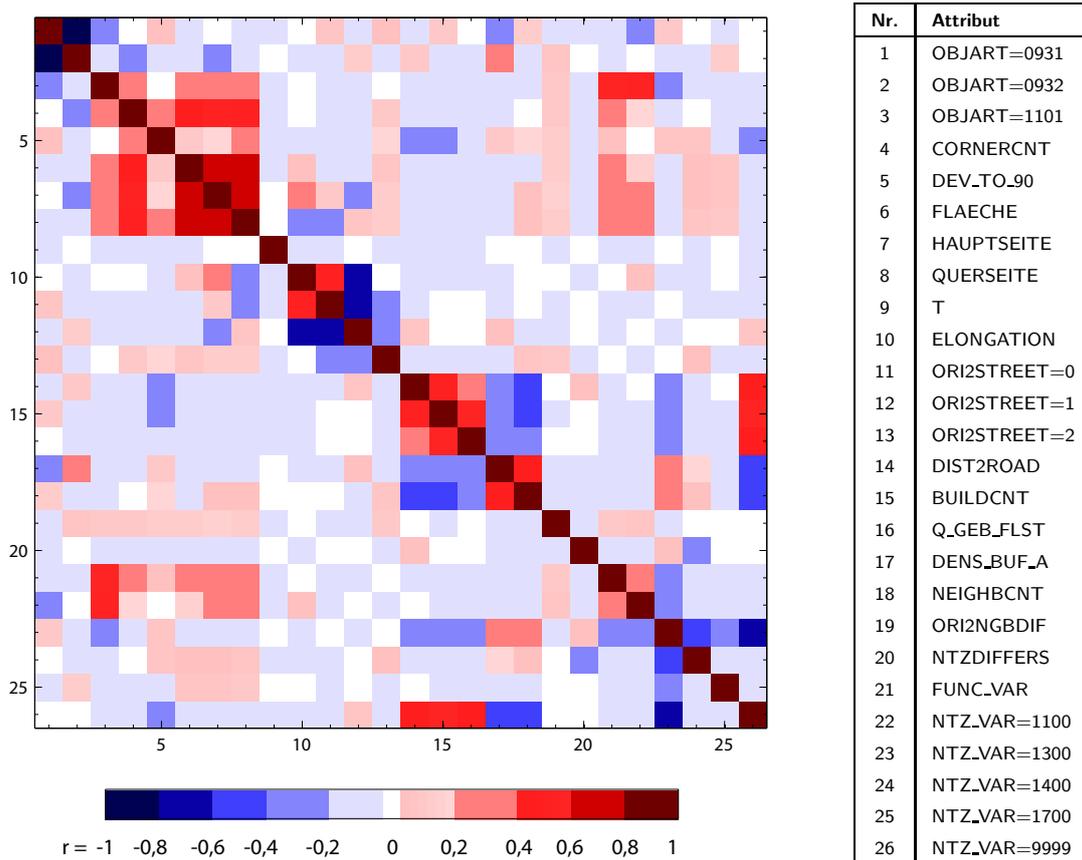


Abbildung 33: Darstellung der negativen (blau) und positiven (rot) Attributkorrelationen

sein, daher die starke negative Korrelation der Werte. Ähnlich verhält es sich bei der Korrelation $r_{11/12}$: die Hauptausrichtung eines Gebäudes zur Straße ist entweder mit der Querseite oder mit der Längsseite nach vorn, ein kleiner Anteil der Objekte sind Eckgebäude. Eine weitere deutliche Korrelation besteht zwischen Attribut 6 und 7: die Fläche und die Hauptseite eines Gebäudes sind miteinander korreliert. Hier liegt eindeutig ein funktionaler Zusammenhang vor, da die Gebäudefläche nahezu das Produkt aus Haupt- und Querseite darstellt (abhängig von der Gesamtform des Gebäudes).

Durch die Aufspaltung in binarisierte Attribute können neben den Attribut-zu-Attribut-Korrelationen auch Wechselbeziehungen von einzelnen Attributausprägungen mit anderen Attributen aufgezeigt werden (Beispiele von mittleren Korrelationen): Öffentliche Gebäude besitzen oft auch eine Funktion ($r_{3/21}$), ein öffentliches Gebäude steht oftmals auf einem Flurstück mit der Nutzung für öffentliche Zwecke ($r_{3/22}$), die Bebauungsdichte eines Gebäudes steigt mit zunehmender Anzahl von direkten Nachbarn an ($r_{17/18}$). Für andere Korrelationswerte gibt es keine nachvollziehbare logische Begründung, z. B.: Der Abstand des Gebäudes zur Straße wächst mit der Anzahl der Gebäude auf einem Flurstück ($r_{14/15}$). Dies könnte ein Hinweis auf eine fehlerhafte Attributmodellierung sein, die es zu überprüfen gilt. (Dies betrifft das Attribut BUILD CNT, das in Abschnitt 8.1.2 untersucht und als fehlerhaft modelliert eingestuft worden ist.)

Konkrete Aussagen über den Nutzen von Attributen in der Datenbasis aus den Ergebnisse der Korrelationsberechnung abzuleiten, ist schwierig. Der Beleg der statistischen Abhängigkeit zwischen Attributen ist nicht immer ein Hinweis auf einen funktionalen Zusammenhang zwischen den betrachteten Daten. Und selbst wenn dieser funktionale Zusammenhang nachweisbar ist (z. B. bei den Attributen FLAECHE und HAUPTSEITE), belegt dies nicht ausreichend die Redundanz der Information für den Data Mining-Prozess. Zudem sind die Ergebnisse der Korrelationsuntersuchung abhängig von der Aufbereitungsform der Daten. Zum Vergleich für die hier durchgeführte *numerische* Korrelation (numerische Attribute wurden erhalten, die nominalen Attribute wurden in binäre überführt) wurde eine weitere Berechnung durchgeführt, für die alle Attribute vorher in nominale Typen transformiert wurden (Ergebnisse siehe Anhang A.1). Ein Großteil der dort auftretenden Korrelationen ist dabei auf die erfolgte Binarisierung der Attribute zurückzuführen (siehe oben, Beispiel $r_{1/2}$).

Daraus folgt, dass bei der Transformation der Daten von nominalen zu binären Attributtypen zwangsweise Abhängigkeiten geschaffen werden, welche die Interpretationsmöglichkeiten der Korrelationsergebnisse stark einschränken. Zudem wird durch die Aufspaltung der Originalattribute in mehrere Teilattribute im Zuge der Binarisierung ein direkter Vergleich zweier Ursprungsattribute unmöglich gemacht. Die Korrelationsuntersuchung kann daher genutzt werden, um Hinweise auf Abhängigkeiten zwischen den Daten zu geben, gegebenenfalls die Modellierung von Attributen auf Logik zu überprüfen. Zur endgültigen Auswahl der entscheidenden Attribute für das Verfahren ist sie in diesem Fall nicht geeignet.

8.2.2 Attributselektion

Die Bestimmung des Informationsgehaltes der Attribute soll eine Reduktion der Dimensionen auf die Wesentlichen ermöglichen. Es wird diejenige Attributuntermenge gesucht, die durch einen Minimalatz an Attributen die Wahrscheinlichkeitsverteilung der Ergebnisklasse möglichst ähnlich zu der Verteilung bei Nutzung aller Attribute wiedergeben kann. Die Beschränkung der Attribute auf die entscheidenden Faktoren führt zu einer besseren Leistung des Data Mining-Algorithmus.

Üblicherweise werden die besten oder schlechtesten Attribute über Tests zur statistischen Signifikanz bestimmt (die allerdings davon ausgehen, dass die Attribute von einander unabhängig sind). Die grundlegenden heuristischen Methoden zur Attributuntermengenbestimmung sind [Han & Kamber 2001, Chatterjee & Price 1995]:

- ▷ Vorwärts-Selektion: Der Prozess startet mit einer leeren Attributmenge und bestimmt in jedem Durchlauf das beste Attribut, das der Menge hinzugefügt wird.
- ▷ Rückwärts-Elimination: Der Prozess startet mit der gesamten Attributmenge und bestimmt in jedem Durchlauf das schlechteste Attribut, das aus der Menge entfernt wird.
- ▷ Schrittweise Selektion: Eine Vorwärts-Selektion mit der zusätzlichen Option, dass bei jedem Schritt auch eine Attributelimination in Erwägung gezogen wird. So werden in jedem Durchlauf jeweils das beste und das schlechteste Attribut bestimmt und abhängig von gewählten Signifikanzniveaus hinzugefügt oder gelöscht.
- ▷ Anwendung eines Entscheidungsbaum-Verfahrens: Die Entscheidungsbaum-Verfahren wie ID3 oder C4.5, die eigentlich für Klassifikationsaufgaben vorgesehen sind, bauen eine Baumstruktur auf, in der an jedem Knoten ein Attributtest durchgeführt wird. Der Algorithmus wählt dasjenige Attribut aus, welches die Datenmenge am besten in die Zielklassen einteilt. Dieser Baum kann auch zur Bestimmung einer Attributuntermenge genutzt werden. Alle Attribute, die im Baum nicht auftauchen, können als irrelevant für das Verfahren angesehen werden und aus der Gesamtmenge entfernt werden.

Im Folgenden wird die Attributselektion durch eine Rückwärts-Elimination mit den Ansatz von Dash et al. [1997] (siehe unten) und einer multiplen Regression (siehe Seite 95) durchgeführt. Die „Anwendung eines Entscheidungsbaum-Verfahrens“ wird mittels ID3 als so genanntes Wrapperverfahren (siehe Seite 91) vorgenommen.

Attributselektion für unüberwachte Daten nach Dash et al. [1997]

Für die automatische Attributauswahl bei überwachten Daten, das bedeutet mit existierender Klassenzuordnung, gibt es eine Reihe an Verfahren [Han & Kamber 2001]. Zur Reduzierung der Attributdimension bei unüberwachten Daten wird häufig die Hauptkomponentenanalyse (*Principal Component Analysis*) angewendet [Bortz 2005]. Da dieses Verfahren aber die bestehenden Attribute zu neuen Faktoren zusammenfasst, geht das Wissen, was die Attribute inhaltlich repräsentieren, verloren. Es wird daher hier ein Verfahren bevorzugt, das eine Rangreihenfolge für die bestehenden Attribute ermittelt und damit die Relevanz des einzelnen Attributs für das Verteilungsmuster des gesamten Datenbestand widerspiegelt [Dash et al. 1997].

Ein Datensatz wird durch eine Menge von Attributen beschrieben und bildet mehrere Cluster. Betrachtet man nun eine einzelne Instanz und gehört diese zu einem der Cluster, bedeutet dies, dass sie „dicht“ an den Instanzen liegt, die zum gleichen Cluster gehören, und sehr „weit“ entfernt von den Instanzen liegt,

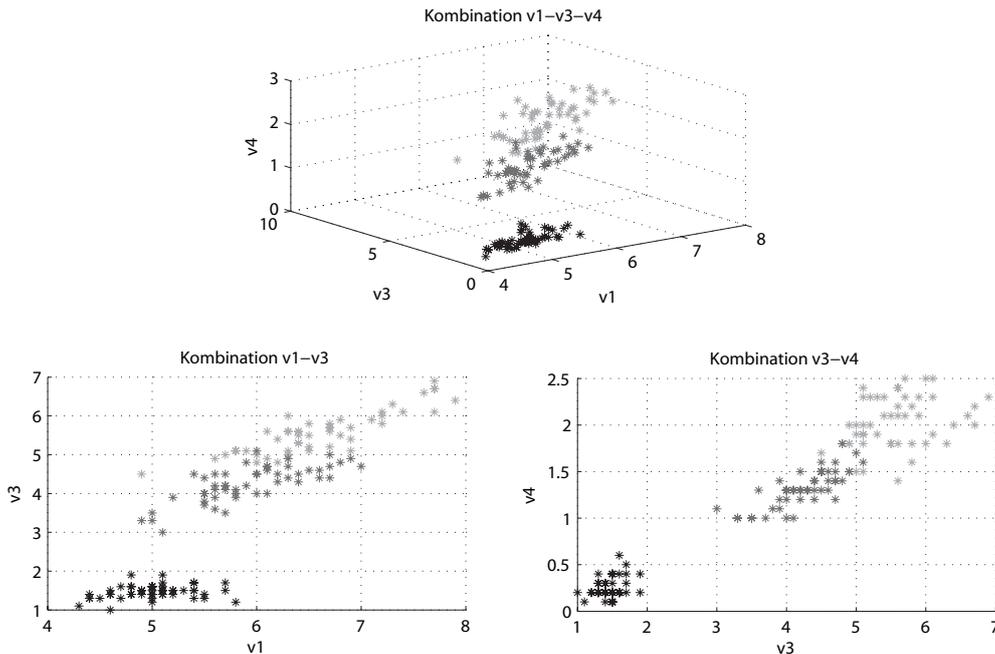


Abbildung 34: Iris-Daten: Projektion des 3D-Darstellung (oben) in zwei verschiedene 2D-Ansichten (unten links und rechts)

die zu anderen zählen. Die These ist, dass irrelevante Attribute keinen Einfluss auf die Bildung der Cluster haben, die wichtigen Attribute aber zur Ausprägung der Muster beitragen.

Dies kann gezeigt werden, durch die Betrachtung des Beispiels in Abbildung 34. Darin ist der Iris-Datensatz verwendet worden, ein Standardtestdatensatz des Maschinellen Lernens [Blake & Merz 1998]. Die Instanzen werden jeweils durch vier Attribute beschrieben, die zu einer Einteilung in drei mögliche Klassen führt. In der Abbildung 34 sind im oberen Teil drei dieser Attribute (v_1 , v_3 und v_4) in einem Koordinatensystem gegeneinander aufgetragen. Wird eine Dimension (also ein Attribut) weggelassen, entspricht dies einer Projektion der Daten vom 3-dimensionalen in den 2-dimensionalen Raum (oder allgemein vom M -dimensionalen Hyperraum zum $(M-1)$ -dimensionalen Raum). Ist die Eindeutigkeit der Cluster auch nach der Projektion der Instanzen von M - zu $(M-1)$ -Dimensionen noch erhalten, ist das Attribut, das ausgelassen wurde, für die Beschreibung des Musters in den Daten nicht von Bedeutung. In der Abbildung wurde auf der rechten Seite unten Attribut v_1 , auf der linken Seite unten das Attribut v_4 weggelassen. Die Cluster sind in der rechten Projektion deutlicher voneinander abzugrenzen als in der linken Variante, demnach ist rechts ein unwichtiges Attribut ausgelassen worden und links ein für die Beschreibung des Musters wesentliches. Auf das Attribut v_1 kann demnach verzichtet werden, v_4 sollte erhalten bleiben.

Für eine automatisierte Bestimmung der Abgrenzbarkeit von Clustern wird ein rechnerisch ermittelbares Maß benötigt. Dash et al. [1997] schlagen dafür die Nutzung eines Entropie-Maßes (siehe Kapitel 5.4) vor. In der Entropie-Theorie ist der Wert der Entropie gering, wenn die bewertete Menge geordnet ist, und sie nimmt einen großen Wert an, wenn die Menge ungeordnet, chaotisch ist. Es wird angenommen, dass die Daten eine geordnete Anordnung repräsentieren, wenn sie in unterscheidbare Cluster aufgeteilt werden können, und andernfalls ungeordnet sind. Daher wird die Entropie der Daten für jede Projektionsvariante ermittelt und miteinander verglichen, um dasjenige Attribut zu bestimmen, welches mit dem kleinsten Informationsverlust für den Gesamtdatenbestand entfernt werden kann.

Für die Berechnung der Entropie des Datensatzes benötigt man ein Ähnlichkeitsmaß, das auf der Distanz zwischen zwei Instanzen basiert. Dabei soll die Entropie sehr klein sein, wenn zwei Instanzen nah beieinander (gleicher Cluster) oder weit entfernt voneinander (zwei unterschiedliche Cluster) sind, und sehr groß, wenn die Objekte durch den Mittelwert aller Abstände voneinander getrennt sind. Für einen Datensatz mit N Instanzen ergibt sich das Entropie-Maß E zu:

$$E = - \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (S_{ij} * \log_2 S_{ij} + (1 - S_{ij}) * \log_2(1 - S_{ij})) \quad (19)$$

Dabei ist S_{ij} ein Ähnlichkeitsmaß zwischen den Instanzen x_i und x_j (normalisiert auf $[0,1]$). Für nominale Variablen wird die Ähnlichkeit über die Hamming-Distanz definiert (M gibt die Anzahl der betrachteten Dimensionen an):

$$S_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^M |x_{ik} = x_{jk}|}{M} \quad |x_{ik} = x_{jk}| = \begin{cases} 1 & \text{für } x_{ik} = x_{jk} \\ 0 & \text{für } x_{ik} \neq x_{jk} \end{cases} \quad (20)$$

Die Anwendung des Verfahrens mit numerischen Daten ist ebenso möglich, dabei werden speziell definierte Ähnlichkeits- und Distanzmaße verwendet. Bei gemischt vorliegenden Attributtypen in den Daten (wie hier der Fall) ist aber nur die Diskretisierung aller Attribute in nominale Werte und Verwendung des in Gleichung 20 gegebenen Ähnlichkeitsmaßes möglich.

Die Berechnung der Rangreihenfolge erfolgt iterativ als schrittweise rückwärts auswählendes Verfahren. Für jede Menge an Attributen werden alle Projektionsmöglichkeiten berechnet und dasjenige Attribut, dessen Projektion zur kleinsten Entropie führt, aus dem Datensatz entfernt. Dies wird solange ausgeführt, bis in der Attributmenge nur noch zwei Attribute verbleiben. Das Ergebnis ist eine Liste mit der Reihenfolge, in der die Attribute aus dem Datenbestand gelöscht werden können. Es fehlt allerdings die Bestimmung der optimalen Attributanzahl, die erhalten werden sollte. Dieses Problem ist für unüberwachte Daten auch nicht eindeutig zu lösen, daher kann die Rangliste nur als Anhalt herangezogen werden für die Entscheidung, Attribute aus der Analyse zu entfernen.

Tabelle 13: Attributselektion: Rangreihenfolge der Attribute

Automat Nom	Platzierung	Manuell Nom	Rangdiff.
Q_GEB_FLST	1	CORNERCNT	+ 1
CORNERCNT	2	FLAECHE	+1
FLAECHE	3	FUNCTION	+ 4
BUILD CNT	4	BUILD CNT	0
DIST2ROAD	5	NTZDIFFERS	+ 4
ELONGATION	6	ORI2NGBDIF	+ 4
FUNCTION	7	ELONGATION	- 1
HAUPTSEITE	8	OBJART	+4
NTZDIFFERS	9	Q_GEB_FLST	- 8
ORI2NGBDIF	10	QUERSEITE	+ 1
QUERSEITE	11	NEIGHBCNT	+ 2
OBJART	12	HAUPTSEITE	- 4
NEIGHBCNT	13	DENS_BUF_A	+ 4
DEV_TO_90	14	HOEHE	+ 1
HOEHE	15	DIST2ROAD	- 10
ORI2STREET	16	DEV_TO_90	- 2
DENS_BUF_A	17	ORI2STREET	- 1
T_GRUPP	18	NTZ	+ 1
NTZ	19	T_GRUPP	- 1

Die Tabelle 13 gibt die Resultate für den Testdatenbestand wieder: Für die Berechnung wurde der kleinere Datenausschnitt verwendet, so dass das Attribut HOEHE verwendet werden konnte. Das Attribut T wurde entsprechend der Festlegung in Tabelle 12 in T_GRUPP überführt. Die Daten werden für die Analyse in nominale Attributwerte transformiert, in der Tabelle sind Ergebnisse von zwei Alternativen, wie die Daten transformiert werden, aufgeführt. Für die linke Spalte *Automat Nom* sind die Daten vorher mit einem automatischen Verfahren in jeweils fünf Klassen diskretisiert worden. In der rechten Spalte *Manuell Nom* sind die Daten entsprechend der Attributuntersuchung in Abschnitt 8.1 manuell in Klassen eingeteilt worden. Die Platzierung steht für die Relevanz des Attributs: Je weiter unten ein Attribut in der Liste steht, desto wahrscheinlicher kann es aus der Datenmenge entfernt werden, da es keinen Einfluss auf die

Musterbildung innerhalb der Daten besitzt. Die Spalte rechts außen zeigt die Rangdifferenz zwischen den beiden Varianten an.

Der Vergleich der beiden Varianten zeigt, dass die Aufbereitung der Daten wesentlichen Einfluss auf den ermittelten Rang hat. Die automatische Diskretisierung der Daten ordnet einigen der Attribute eine völlig andere Relevanz zu als in dem manuell klassifizierten Datensatz (z. B. DIST2ROAD und Q_GEB_FLST). Es wird hier davon ausgegangen, dass den Ergebnissen der manuellen Einteilung mehr Gewicht zugesprochen werden kann, da bei der Festlegung der Klassengrenzen darauf geachtet wurde, eindeutig voneinander separierte Gruppen zu bilden, die vom Menschen als „verschieden“ wahrgenommen werden. Unter dieser Annahme lässt sich hier feststellen, dass eine automatische Diskretisierung der Daten nicht empfehlenswert ist. Da die optimale Anzahl der zu verwendenden Attribute hier nicht bestimmt werden kann, lassen sich eindeutige Aussagen nur über das obere und untere Ende der Liste treffen. Laut Attributselektion nach [Dash et al. 1997] beinhalten die Attribute T_GRUPP und NTZ für den Datenbestand keine relevante Informationen, die Charakteristika FLAECHE und CORNERCNT sind dagegen von entscheidender Bedeutung.

Wrapperverfahren mit ID3

Eine weitere Möglichkeit die Relevanz der benutzen Attribute für das Verfahren zu bestimmen, ist der Einsatz eines Entscheidungsbaum-Verfahrens für die Vorverarbeitung. Ein solcher Algorithmus führt beim Aufbau des Baumes an jedem Knoten einen Test durch, um dasjenige Attribut als Trennattribut auszuwählen, das den größten Informationswert besitzt. Daraus kann geschlossen werden, dass Attribute, die in dem resultierenden Entscheidungsbaum nicht auftauchen, keine Relevanz für den Datensatz besitzen und aus dem weiteren Verfahren ausgeschlossen werden können. Benutzt man dabei denselben Algorithmus für die Attributuntermengenbestimmung wie für das eigentliche Data Mining, spricht man von einem *Wrapper*-Verfahren. Wird der Ansatz nur für die Vorverarbeitung genutzt, wird es Filter-Verfahren genannt [Witten & Eibe 1999]. Hier wird für die Voruntersuchung ebenso das modifizierte ID3 eingesetzt wie für das eigentliche Verfahren später (siehe Abschnitt 6.2.2 und für den Verfahrensablauf Abbildung 21 auf Seite 71).

Die erzeugten Entscheidungsbäume können verschiedenartig analysiert werden, um Rückschlüsse auf die Relevanz einzelner Attribute für das Verfahren zu ziehen:

- ▷ Untersuchung der Häufigkeiten der Attributnennungen in allen Bäumen (auch jenen, die nicht zu potentiellen Landmarken gehören).
- ▷ Untersuchung der Häufigkeiten der Attributnennungen nur in denjenigen Bäumen, die zu potentiellen Landmarken gehören. (Diese Auswertung ist identisch zur Untersuchung der Häufigkeiten der Trennattribute, also den Attributen, welche das durch den Datensatz repräsentierte Objekt schon in der 1. Ebene des Baumes von allen anderen Objekten eindeutig trennen.)

Es wurden mehrere Data Mining-Durchläufe mit unterschiedlichen Attributkombinationen oder Eingangsdaten vorgenommen und die Attributnennungen in den Bäumen für alle Kreuzungen aufsummiert. Die Zusammenstellung der Eingangsdaten wird dabei durch unterschiedlich bewertete Sichtbarkeit von Objekten aus der Sichtbarkeitsanalyse variiert. Die Gebäude werden abhängig vom Grad ihrer Sichtbarkeit für den Menschen als „erkennbar“ eingestuft und in den Eingangsdatenbestand für das Data Mining übernommen. Dabei entspricht der Grad der Sichtbarkeit den ermittelten Pixeln im virtuellen Bild (siehe dazu die Erläuterung der Sichtbarkeitsanalyse in Abschnitt 7.2). Die endgültige Festlegung, ob ein Objekt von der Kreuzung aus erkennbar ist, erfolgt für das weitere Verfahren später in Kapitel 9.1. In der hier durchgeführten Untersuchung soll die Anzahl der absoluten Nennungen von Attributen im Entscheidungsbaum einen Hinweis darauf liefern, welche Attribute zu möglichen Landmarken führen, und welche keinen (oder nur wenig) Beitrag dazu liefern.

Betrachtet man die Auswertung derjenigen Entscheidungsbäume, die zu potentiellen Landmarken führen (Abbildung 35(1)), welches quasi einer Wiedergabe der Extraktionsergebnisse des Data Minings (nach vorläufigem Erkenntnisstand) entspricht, erkennt man deutlich die überragende Dominanz der Attribute FUNCTION und NTZ. Diese erklärt sich durch die ungleichmäßige Verteilung der Attributwerte auf den Gesamtdatenbestand (siehe Abschnitt 8.1.1, Abbildungen 27 und 28). Kommt ein Gebäude mit einem der seltenen Attributwerte von FUNCTION oder NTZ in der Auswahl vor, so ist die Wahrscheinlichkeit, dass

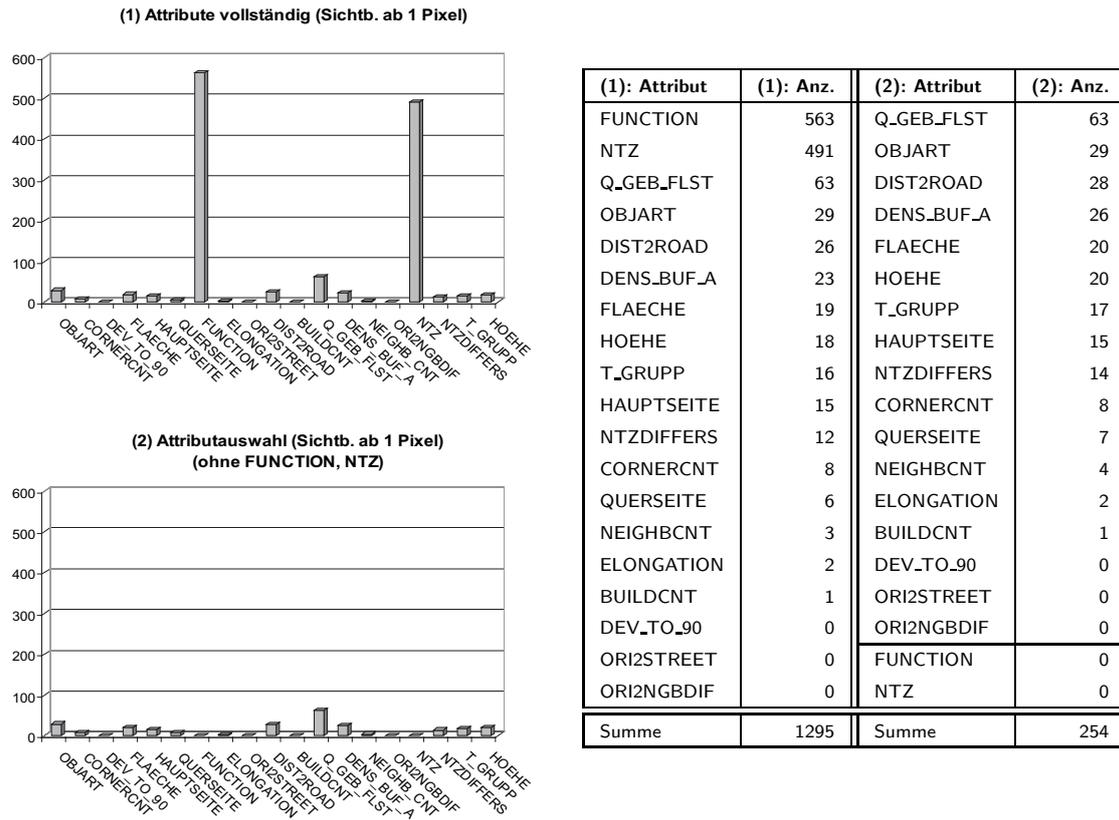


Abbildung 35: Wrapper ID3: Attributnennungen bei potentiellen Landmarken. (1): Verwendung aller Attribute (Bild links oben, Legende linke Spalte), (2): Auslassen der Attribute FUNCTION und NTZ (Bild links unten, Legende rechte Spalte).

dieses Attribut alleine in der Selektion zutrifft, sehr groß und führt damit fast automatisch zu einer Auswahl dieses Attributs zum Alleinstellungsmerkmal. Werden diese beiden Attribute aus dem Datenbestand entfernt, werden entsprechend weniger potentielle Landmarken gefunden (siehe Abbildung 35 (2)). Dies hängt mit der Strategie des Extraktionsprozesses zusammen, der nur solche Objekte herausfiltert, die sich mittels eines einzigen Attributwerts von allen anderen betrachteten Instanzen unterscheiden lassen (die Details dazu werden in Kapitel 9 vorgestellt).

Bei dieser Art der Analyse gibt es drei Attribute, die zu keiner potentiellen Landmarke führen, und daher gegebenenfalls aus dem Verfahren entfernt werden können, da sie keinen Beitrag für das Extraktionsverfahren liefern: Es sind die Attribute DEV_TO_90, ORI2STREET und ORI2NGBDIF.

Bei der Untersuchung der Attributnennungen aufsummiert aus allen aufgestellten Entscheidungsbäumen (Abbildung 36) zeigt sich, dass alle Attribute vorkommen, aber mit deutlichen Unterschieden in der Anzahl der Nennungen. Das Meistgenannte ist das Attribut DENS_BUF_A, das zwar häufig im Entscheidungsbaum auftaucht, aber nur sehr selten zu einer möglichen Landmarke führt (siehe Abbildung 35). Vergleicht man das Verhältnis mit dem des Meistgenannten der möglichen Landmarken, fällt auf, dass das Attribut FUNCTION bei jeder vierten Nennung im Entscheidungsbaum zu einer potentiellen Landmarke führt, also besser geeignet ist, die Datenmenge eindeutig zu unterteilen.

Ein Weglassen von Attributen (siehe Abbildung 36(2)) führt dazu, dass die absolute Anzahl der genannten Trennattribute ansteigt und damit die Anzahl der Verzweigungen im Entscheidungsbaum größer wird. Wenn Attribute gelöscht werden, die eine deutliche Trennung der Daten schon in einer sehr frühen Ebene des Entscheidungsbaumes ermöglichen (also zu potentiellen Landmarken führen), wie hier FUNCTION und NTZ, dann werden ohne diese Attribute wesentlich komplexere Entscheidungsbäume mit mehr Attributen aufgebaut, um die Daten voneinander zu trennen. Aus diesem Grund steigt die Summe der Attributnennungen.

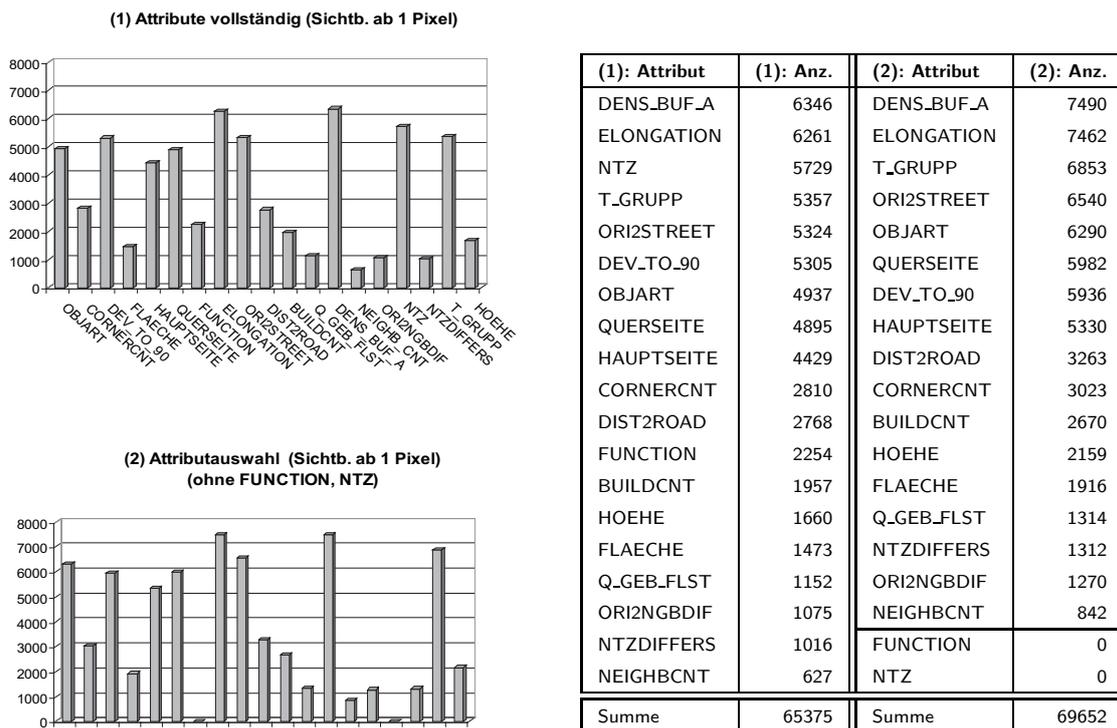


Abbildung 36: Wrapper ID3: Attributnennungen in allen Bäumen. (1): Verwendung aller Attribute (Bild links oben, Legende linke Spalte), (2): Auslassen der Attribute FUNCTION und NTZ (Bild links unten, Legende rechte Spalte).

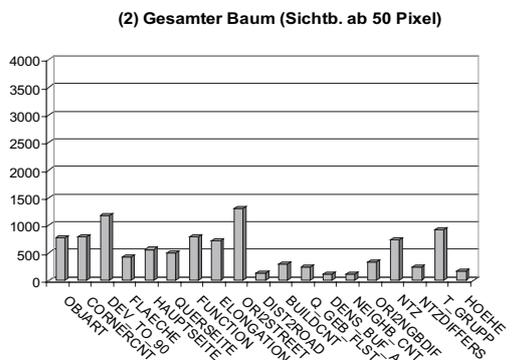
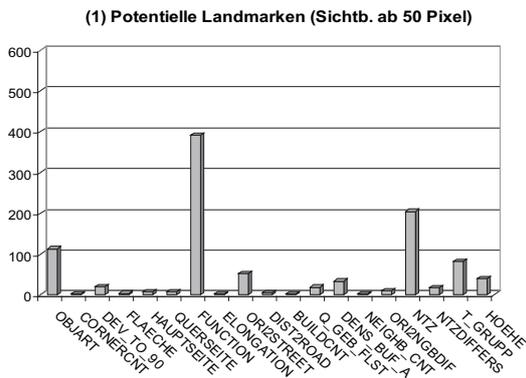
Daraus könnte abgeleitet werden, dass die Summe der Attributnennungen abhängig davon ist, welches Attribut aus der Gesamtmenge gelöscht wird: Wird ein „wichtiges“ Attribut entfernt, wird die Summe größer, wird ein „unwichtiges“ Attribut gelöscht, bleibt die Summe gleich. Diese Beobachtung wird hier genutzt, um abermals eine Rangreihenfolge der Attribute aufzustellen. Aus dem Datenbestand ist jeweils eines der Attribute gelöscht und anschließend das ID3-Wrapper-Verfahren durchgeführt worden. Alle in den Entscheidungsbäumen vorkommenden Attribute sind aufsummiert und die Prozessierungen anhand der Gesamtsumme absteigend aufgelistet worden. Zusätzlich wird die durchschnittliche Anzahl der Ebenen in einem Entscheidungsbaum aufgeführt (siehe Tabelle 14). Demnach ist das Attribut DENS_BUF_A für die Auswertung sehr wichtig, da sein Auslassen den größten Zuwachs bei den Attributsummen verursacht. Wenig Veränderung dagegen bewirkt das Weglassen des Attributs DEV_TO_90, die Summe und die durchschnittliche Anzahl der Ebenen im Entscheidungsbaum bleiben im Vergleich zur Referenzauswertung (mit allen Attributen, siehe Abbildung 36 (1)) nahezu unverändert.

Eine endgültige Bewertung dieser Analysen ist schwierig, da die Ergebnisse sich in den verschiedenen Kombinationen teilweise widersprechen (z. B. das Attribut ORI2STREET fällt bei den potentiellen Landmarken komplett heraus, ist aber bei der vollständigen Entscheidungsbaumauswertung und der Summenuntersuchung weit oben in der Rangliste). Des Weiteren muss beachtet werden, dass diese Voruntersuchung noch nicht die endgültige Datenbasis für das Data Mining darstellt. Die Attribute und ihre Werte sind vollständig, aber die Auswahl der Datensätze für das Data Mining der einzelnen Kreuzungen wird mittels einer speziellen Sichtbarkeitsbestimmung erfolgen. Hier wurde als Vorabwert die Minimalsichtbarkeit benutzt (dies bedeutet das Objekt muss nur mit einem einzigen Pixel im virtuellen Bild der Kreuzungssichtbarkeit vertreten sein, um in die Analysemenge übernommen zu werden).

Wie stark sich der Einfluss der Sichtbarkeit auf die Zusammensetzung der Straßenkreuzungseinheiten und damit die Ergebnisse auswirkt, ist in der Abbildung 37 zu sehen (zu vergleichen mit Abbildung 35 (1) und 36 (1)). Hier wurde als minimale Sichtbarkeit, um ein Objekt erkennen zu können, die Anzahl von 50 Pixeln im virtuellen Bild festgelegt. Dadurch verringert sich die durchschnittliche Summe der Gebäude, die von der

Tabelle 14: Wrapper ID3: Rangreihenfolge der Attributsummen (jeweils ein Attribut ausgelassen)

Ausgelassenes Attribut	Summen	Anz. Ebenen
DENS_BUF_A	68891	2,906
NTZ	68249	2,879
T_GRUPP	67906	2,856
ELONGATION	67028	2,828
ORI2STREET	66865	2,820
QUERSEITE	66758	2,776
FUNCTION	66543	2,807
DIST2ROAD	66427	2,802
HAUPTSEITE	66365	2,800
HOEHE	66169	2,792
Q_GEB_FLST	65931	2,782
CORNERCNT	65904	2,779
OBJART	65859	2,779
BUILD CNT	65808	2,776
NTZDIFFERS	65677	2,771
ORI2NGBDIF	65665	2,770
FLAECHE	65660	2,770
NEIGHBCNT	65575	2,767
DEV_TO_90	65532	2,764
Referenz	65375	2,758



(1): Attribut	(1): Anz.	(2): Attribut	(2): Anz.
FUNCTION	391	ORI2STREET	1299
NTZ	205	DEV_TO_90	1172
OBJART	113	T_GRUPP	913
T_GRUPP	82	CORNERCNT	786
ORI2STREET	53	FUNCTION	786
HOEHE	40	OBJART	772
DENS_BUF_A	34	NTZ	734
DEV_TO_90	21	ELONGATION	723
Q_GEB_FLST	19	HAUPTSEITE	565
NTZDIFFERS	18	QUERSEITE	507
ORI2NGBDIF	10	FLAECHE	430
HAUPTSEITE	8	ORI2NGBDIF	338
QUERSEITE	8	BUILD CNT	299
DIST2ROAD	6	Q_GEB_FLST	247
FLAECHE	4	NTZDIFFERS	242
CORNERCNT	3	HOEHE	164
ELONGATION	3	DIST2ROAD	132
BUILD CNT	3	DENS_BUF_A	113
NEIGHBCNT	3	NEIGHBCNT	113
Summe	1024	Summe	10335

Abbildung 37: Wrapper ID3: Analyse mit Eingangsdaten, in denen alle Objekte eine Sichtbarkeit von mindestens 50 Pixel besitzen. (1): Untersuchung der Entscheidungsbäume, die zu potentiellen Landmarken führen (Bild links oben, Legende linke Spalte), (2): Untersuchung aller Entscheidungsbäume (Bild links unten, Legende rechte Spalte).

Kreuzung aus „sichtbar“ sind und damit in den Data Mining-Prozess eingehen, von 84 auf 17 Objekte. Die Bedeutung der Attribute FUNCTION und NTZ bleibt in den Ergebnissen erhalten, wird aber vermindert. Die Position einiger Attribute verschiebt sich in der Rangliste um mehrere Plätze.

Die Schlussfolgerung ist daher, dass diese Art der Analyse sehr stark von den Eingangsdaten für das eigentliche Data Mining abhängt, die wiederum von der Bewertung der Sichtbarkeitsanalyse abhängen. Daher können keine gesicherten Aussagen getroffen werden, solange der endgültige Verfahrensablauf nicht festgelegt ist.

Multiple Regression

Mittels der multiplen linearen Regression kann die Zielgröße y als lineare Funktion eines mehrdimensionalen Attributvektors (mit den Einflussgrößen x_1 bis x_m) modelliert werden:

$$y_i = b_0 + b_1x_{1i} + b_2x_{2i} + \dots + b_mx_{mi} + \epsilon_i \quad (21)$$

Die Qualität der Regression kann über das Bestimmtheitsmaß r^2 angegeben werden, das die Reduzierung der Gesamtquadratsumme der y -Werte durch die Anpassung einer Regressionsebene an die Stichprobendaten, also das Ausmaß der Verbesserung, wiedergibt:

$$r^2 = \frac{\sum (\hat{y}(x_i) - \bar{y})^2}{\sum (y_i - \bar{y})^2} = \frac{\text{erklärte Quadratsumme}}{\text{Gesamtquadratsumme}} \quad \text{wobei } 0 \leq r^2 \leq 1 \quad (22)$$

(mit $\hat{y}(x_i) = y$ -Schätzwerte, die sich in Abhängigkeit von den x -Werten durch die Regressionsebene schätzen lassen, und $\bar{y} =$ Mittelwert aller y -Werte)

Es wird auf eine ausführliche Darstellung der multiplen Regression verzichtet und auf die einschlägige Fachliteratur verwiesen [Chatterjee & Price 1995, Niemeier 2001, Höpcke 1980, Witte & Schmidt 1991].

Der Einsatz der multiplen Regression im Data Mining wird in der Literatur für die Reduktion des Datenumfangs (Anzahl der Datensätze) oder zur Vorhersage fehlender Attributwerte vorgeschlagen [Han & Kamber 2001]. In dieser Arbeit soll versucht werden, ob durch die multiple Regression ein Beitrag zur Attributreduktion geleistet werden kann. Dazu wird, analog zum Verfahren der Attributselektion (siehe oben), eine Rückwärts-Elimination der Attribute vorgenommen.

Als Kriterium für die Auswahl desjenigen Attributs, das aus dem Datensatz entfernt werden soll, ist der Vergleich des Bestimmtheitsmaßes der Regression vorgesehen. Die besondere Problematik bei den hier vorliegenden Daten: da es sich hier um einen unüberwachten Ansatz handelt, gibt es keine Werte für die Zielgröße y . Die Werte werden hier zu Null gesetzt, um so die Zielgröße als einheitliches Niveau (den Wert für ein durchschnittliches Gebäude repräsentierend) zu definieren (siehe Gleichung 23). Da diese Gleichung bei Auflösung aber zur Trivillösung für die Parameter führt, muss das Gleichungssystem um eine Bedingungsgleichung (wie z. B. Gleichung 24) erweitert werden, die diesen Fall verhindert, aber dafür eine Linearisierung des Gleichungssystems erfordert.

$$\underset{(n,1)}{y} = \underset{(n,m)}{X} \cdot \underset{(m,1)}{\beta} \Rightarrow \vec{\sigma} = X\beta \Rightarrow \vec{\beta} = \vec{\sigma} \quad (23)$$

$$\text{Bedingungsgleichung: } b_1^2 + b_2^2 + \dots + b_m^2 = 1 \quad (24)$$

Für die Regression müssen alle Attribute in numerische Werte transformiert werden. Dies führt dazu, dass sich die Anzahl von 19 ursprünglichen Attributen auf 65 numerische Attribute vergrößert. Aufgrund der Binarisierung der nominalen Attribute kommt es zum Rangdefekt der Beobachtungsmatrix X , da zum Teil Ausprägungen der nominalen Attribute nicht im Datensatz vorkommen und so zu Datenspalten mit Nullwerten führen (vor allem bei den sehr ungleichmäßig verteilten Attributen FUNCTION und NTZ, siehe Abbildung 27 und 28). Ein weiterer Grund sind die linearen Abhängigkeiten zwischen den binarisierten Attributen, da sich bei einer Aufspaltung eines nominalen Attributs auf mehrere binäre eines der neu gebildeten Attribute als Linearkombination der übrigen darstellen lässt. In dem hier vorliegenden Datensatz müssen daher 18 Attribute aus dem Datenbestand wieder entfernt werden, um den Rangdefekt zu beheben.

Die Überprüfung der so reduzierten Beobachtungsmatrix zeigt, dass diese sehr ungünstig konditioniert ist. Die Singulärwertzerlegung der Matrix (*Singular Value Decomposition*), durch welche die Spannbreite der Werte der Diagonalelemente aufgedeckt wird, belegt die stark variierenden Eigenwerte in der Matrix, die

von maximal $8 \cdot 10^9$ bis minimal $5 \cdot 10^{-2}$ reichen. Dies weist auf eine starke *Multikollinearität* der Daten, also eine sehr enge lineare Beziehungen zwischen einigen Einzelattributen, hin [Chatterjee & Price 1995]: Ist dabei die Konditionszahl (die Wurzel aus dem Verhältnis von größtem zu kleinstem Eigenwert) größer als 15, ergeben sich gravierende nachteilige Wirkungen aufgrund der Kollinearität der Daten. Dieses Problem liegt hier vor und führt daher dazu, dass die Ergebnisse der Regression nicht mehr eindeutig sind. Es wurde nicht überprüft, inwieweit die Annahme des linearen Modells daran Anteil hat. Auf eine Untersuchung mit weiteren Modellen ist auch verzichtet worden.

Stattdessen wurde ein weiterer linearer Ansatz gewählt, bei dem die Ergebnisse des vorläufigen Data Minings (entspricht den Ergebnissen aus Tabelle 36 (1)) in den Zufallsvariablenvektor y übernommen werden. Mit der verkleinerten Beobachtungsmatrix (Elimination der Attribute, die den Rangdefekt verursacht haben) lässt sich die Regression durchführen und liefert ein Bestimmtheitsmaß von $r^2 = 0,325$. Dies bedeutet, dass ca. 1/3 der Variabilität der Daten durch den linearen Ansatz der Regression erklärt werden können. Obwohl möglicherweise ein nicht-lineares Modell gültig ist, wird hier entsprechend dem geplanten Verfahren die Regression für verschiedene Datenkombinationen berechnet. Es wird jeweils ein Attribut (in diesem Fall alle binarisierten Attribute, die zu einem Originalattribut gehören,) aus dem Datenbestand entfernt und die Regression berechnet. Die multiplen Bestimmtheitsmaße der verschiedenen Prozessierungen werden miteinander verglichen und führen zu einer weiteren Rangliste (siehe Tabelle 15).

Das multiple Bestimmtheitsmaß wird bei keiner Attributelimination größer als das Maß aus der Regression mit allen Attributen: ein Großteil der eliminierten Attribute hat fast keinen Einfluss auf das multiple Bestimmtheitsmaß, nur das Auslassen der Attribute FUNCTION und NTZ bewirkt eine auffällige Verschlechterung der Anpassung der Daten an die Gerade. Da die Streubreite der übrigen Werte nur sehr gering ist, kann die Rangreihenfolge für alle weiteren Attribute nur eingeschränkt zur Auswertung der Attributrelevanz herangezogen werden. Dies kann auch ein Indikator dafür sein, dass die Attribute FUNCTION und NTZ die einzig relevanten Eigenschaften sind.

Tabelle 15: Multiple Regression: Rangreihenfolge aus den Werten des multiplen Bestimmtheitsmaßes r^2

Ausgelassenes Attribut	r^2
NTZ	0,23977
FUNCTION	0,24980
ORI2STREET	0,32121
BUILDCNT	0,32175
FLAECHE	0,32227
DENS_BUF_A	0,32283
ORI2NGBDIF	0,32329
QUERSEITE	0,32374
ELONGATION	0,32416
Q_GEB_FLST	0,32459
HOEHE	0,32462
NEIGHB_CNT	0,32467
T_GRUPP	0,32469
OBJART	0,32470
HAUPTSEITE	0,32484
NTZDIFFERS	0,32489
DIST2ROAD	0,32496
DEV_TO_90	0,32499
CORNERCNT	0,32500
Alle Attribute	0,32500

8.3 Schlussfolgerungen

In diesem Abschnitt sollen die Ergebnisse der verschiedenen Attributuntersuchungen zusammengefasst und einander gegenübergestellt werden. Aufgrund der Voruntersuchungen wird entschieden, welche Attribute im weiteren Prozess verbleiben und welche aus der Datenbasis zu entfernen sind.

8.3.1 Ergebnisse der Attributwertuntersuchungen

Die manuelle Inspektion der Datenbasis mittels Visualisierungen zeigt, dass einige Attribute nicht korrekt modelliert sind und andere sich inhaltlich überschneiden. Aus dem weiteren Verfahren werden die folgenden Attribute daher entfernt:

- ▷ DEV_TO_90 (unzureichende Modellierung)
- ▷ BUILDCNT (unzureichende Modellierung)
- ▷ Q_GEB_FLST (unzureichende Modellierung)
- ▷ ORI2NGBDIF (identische Aussage wie T)
- ▷ NTZDIFFERS (identische Aussage wie NTZ)

Für das Attribut T ist eine Diskretisierung zum Attribut T_GRUPP vorzunehmen, da die originären Attributwerte (Richtungswinkel, welche die Orientierung des Gebäudes widerspiegeln) keine interpretierbare Aussage liefern. Erst die Transformation in vier Hauptorientierungen lässt einen anschließenden Vergleich mit den Werten anderer Objekte zu.

8.3.2 Ergebnisse der Attributrelevanz

Mittels statistischer Untersuchungen ist versucht worden, die Relevanz der einzelnen Attribute für die Gesamtdatenbasis zu ermitteln. Die Korrelationsanalyse hat die Problematik der Verwendung unterschiedlicher Attributskalen in einem Datensatz aufgezeigt: Die Transformation der nominalen Attribute in numerische Werte (hier für die Korrelationsanalyse notwendig) führt zwangsweise zu Korrelationen zwischen Attributen. Andere Korrelationswerte zwischen Attributen lassen sich erst mittels der Ergebnisse der Attributwertuntersuchung korrekt interpretieren. So ist das Attribut T vor der Transformation in nominale Gruppen (dann T_GRUPP genannt) auffällig unkorreliert zu allen anderen und weist in diesem Fall auf ein „Modellierungsproblem“ hin. Daher ist das Fazit der Korrelationsanalyse, dass diese als Unterstützung für die Überprüfung der Attributmodellierung eingesetzt werden kann. Die Bestimmung der Attributrelevanz ist damit nicht möglich.

Die automatische Attributselektion ist anhand mehrerer Verfahren durchgeführt worden. Dabei sollte eine Rangreihenfolge für die Bedeutung der Attribute für den Informationsgehalt der Datenbasis ermittelt werden. Aufgrund dieses Rankings sollen Attribute aus dem Verfahren ausgeschlossen werden können, wenn sie keine Relevanz für das weitere Verfahren haben. Die Ergebnisse aller Varianten (Erläuterung siehe Tabelle 16) ist in Abbildung 38 dargestellt. Die Rangplätze der Attribute sind farblich codiert: Die ersten fünf Platzierungen sind grün, die letzten fünf Plätze sind rot unterlegt. Die Ergebnisse der Variante Nr. 4 sind als Grundlage der Sortierung für alle Ranglisten angehalten worden, um sie miteinander vergleichen zu können. (Diejenigen Attribute, die nach der Attributuntersuchung in Abschnitt 8.3.1 ausgeschlossen werden sollen, sind mit einem Kreuz vor dem Attributnamen gekennzeichnet.)

Tabelle 16: Zusammenstellung der Untersuchungsvarianten

Variante	Kurzbeschreibung	Darstellung in
1	Attributselektion: Automatische Diskretisierung der Attribute	Tab. 13 (links), Seite 90
2	Attributselektion: Manuelle Diskretisierung der Attribute	Tab. 13 (rechts), Seite 90
3	Wrapper ID3: Auswertungen nur von Bäumen potentieller Landmarken	Abb. 35 (1), Seite 92
4	Wrapper ID3: Auswertung aller Bäume	Abb. 36 (1), Seite 93
5	Wrapper ID3: Summe der Attributnennungen bei Ausschluss von jeweils einem Attribut	Tab. 14, Seite 94
6	Wrapper ID3: Auswertung von Bäumen potentieller Landmarken (mit Mindestsichtbarkeit von 50 Pixeln)	Abb. 37 (1), Seite 94
7	Wrapper ID3: Auswertung aller Bäume (mit Mindestsichtbarkeit von 50 Pixeln)	Abb. 37 (2), Seite 94
8	Multiple Regression: Auswertung des multiplen Bestimmtheitsmaßes	Tab. 15, Seite 96

	Attributselektion		Wrapper ID3					Mult. Regr.
	1	2	3	4	5	6	7	
DENS_BUF_A	17	13	6	1	1	7	18	6
ELONGATION	6	7	15	2	4	17	8	9
NTZ	19	18	2	3	2	2	7	1
T_GRUPP	18	19	9	4	3	4	3	13
OR12STREET	16	17	17	5	5	5	1	3
x DEV_TO_90	14	16	17	6	19	8	2	18
OBJART	12	8	4	7	13	3	6	14
QUERSEITE	11	10	13	8	6	13	10	8
HAUPTSEITE	8	12	10	9	9	12	9	15
CORNERCNT	2	1	12	10	12	16	4	19
DIST2ROAD	5	15	5	11	8	14	17	17
FUNCTION	7	3	1	12	7	1	5	2
x BUILDCNT	4	4	16	13	14	18	13	4
HOEHE	15	14	8	14	10	6	16	11
FLAECHE	3	2	7	15	17	15	11	5
x Q_GEB_FLST	1	9	3	16	11	9	14	10
x OR12NGBDIF	10	6	17	17	16	11	12	7
x NTZDIFFERS	9	5	11	18	15	10	15	16
NEIGHB_CNT	13	11	14	19	18	19	19	12

Abbildung 38: Gegenüberstellung der verschiedenen Ranglisten (grün: Platzierung 1–5; rot: Platzierung: 15–19).

Als Maß für die Ähnlichkeit zweier Ranglisten zueinander kann die Rangkorrelation ρ nach Spearman berechnet werden. Dabei ist d_i = Differenz der Rangplätze eines Untersuchungsobjekts i und n = Anzahl der Rangplätze (hier $n = 19$) [Bortz 2005]:

$$\rho = 1 - \frac{6 \cdot \sum_{i=1}^n d_i^2}{n \cdot (n^2 - 1)} \quad (25)$$

Dieser Korrelationskoeffizient gibt mit dem Wertebereich $-1 < \rho < 1$ die Ähnlichkeit zweier Ordinalskalen bezüglich ihrer Ränge an. Wenn $\rho = +1$ ist, sind die beiden Listen übereinstimmend; ist $\rho = -1$, sind die Listen in umgekehrter Reihenfolge. Bei einem Wert von 0 besteht keine Verbindung zwischen den betrachteten Ranglisten.

Zur Überprüfung der Signifikanz des Spearman-Rang-Korrelationskoeffizienten wird ein nicht-parametrischer Test angewendet, bei dem der Korrelationskoeffizient direkt mit dem kritischen Tabellenwert (zu einem bestimmten Signifikanzniveau) verglichen werden kann. Nach Nijssse [1988] werden die berechneten Tafelwerte von Zar [1972] für die Anwendung des Tests für $17 \leq n \leq 100$ empfohlen. Die Tafelwerte für die vorliegende Anzahl an Rängen ist in Tabelle 17 für verschiedene Signifikanzniveaus gegeben.

Tabelle 17: Auszug aus der Tafel von Zar [1972] mit den kritischen Werten für den Spearman-Rang-Korrelationskoeffizienten (einseitiger Test) für $n = 19$

n	$\alpha = 0,10$	$\alpha = 0,05$	$\alpha = 0,025$	$\alpha = 0,01$
19	0,309	0,391	0,460	0,535

In Tabelle 18 ist der Spearman-Rang-Korrelationskoeffizient für alle Kombinationen der Varianten aus Abbildung 38 angegeben. Nach Tabelle 17 gilt für alle Korrelationskoeffizienten, dass sie, wenn deren Betrag kleiner als der kritische Wert 0,391 ist, mit der Wahrscheinlichkeit von 95 % nicht statistisch signifikant sind. Die Unabhängigkeitshypothese kann für diese Werte nicht widerlegt werden. Zur Unterscheidung sind daher die für das Signifikanzniveau von 95 % als signifikant eingestuft Korrelationskoeffizienten in der Tabelle 18 hervorgehoben.

Die Interpretation der Korrelationswerte zeigt, dass die beiden Ranglisten der Attributselektion (Varianten Nr. 1 und 2) mit einem Wert von 0,76 recht ähnlich aber keineswegs vergleichbar miteinander sind. Dabei nutzen beide das gleiche Verfahren und unterscheiden sich nur in der Vorgehensweise, wie die Attribute

Tabelle 18: Ergebnisse des Spearman-Rang-Korrelationstests

	1	2	3	4	5	6	7	8
1		0,76	0,07	-0,48	-0,38	-0,58	-0,16	-0,18
2	0,76		0,01	-0,50	-0,45	-0,43	-0,12	0,04
3	0,07	0,01		0,09	0,38	0,54	-0,10	0,19
4	-0,48	-0,50	0,09		0,73	0,37	0,51	0,13
5	-0,38	-0,45	0,38	0,73		0,42	0,17	0,37
6	-0,58	-0,43	0,54	0,37	0,42		0,41	0,26
7	-0,16	-0,12	-0,10	0,51	0,17	0,41		0,02
8	-0,18	0,04	0,19	0,13	0,37	0,26	0,02	

diskretisiert worden sind. Die Art und Weise der Transformation zwischen Attributskalen führt demnach zu unterschiedlichen Ergebnissen in der weiteren Analyse der Daten. Im Vergleich zu den anderen Varianten, vor allem Nr. 4, 5 und 6 sind die Rangergebnisse aber auffallend entgegengesetzt: die Korrelationswerte liegen bei ca. -0,5 und deuten damit an, dass die Methode der Attributselektion nach Dash et al. [1997] für die vorliegende Problemstellung nicht korrekt angewendet wurde. Die Auswahl der Attribute erfolgt in dem Verfahren auf Basis des Entropie-Maßes. Dasjenige Attribut, das mit dem geringsten Informationsverlust für den gesamten Datensatz ausgeschlossen werden kann, wird ausgewählt und entfernt. Die Ergebnisse hier deuten an, dass genau diese Eigenschaft aber für die gesuchte Attributrelevanz von Bedeutung ist. Attribute, die nur wenig zum allgemeinen Muster des Datensatzes beitragen, sind die potentiellen Ausreißer in den Daten. Diese können aber zu Landmarken führen und sind daher für den weiteren Auswerteprozess unverzichtbar. Demnach ist die Rangreihenfolge der Attribute bei den Varianten Nr. 1 und 2 einfach umzukehren, damit die Ergebnisse der gesuchten Attributrelevanz entsprechen. Die „umgedrehten“ Ranglisten sind dann mit den Varianten Nr. 4–6 deutlich positiv korreliert und zeigen damit, dass die Verfahren Nr. 1–6 zumindest im Gesamttrend ähnliche Ergebnisse liefern.

Die Gruppe der Wrapperverfahren (Varianten Nr. 3–7) umfasst die Auswertungs-paare 3 und 6, sowie 4 und 7, die sich nur durch die Änderung der Datenzusammenstellung aufgrund der Sichtbarkeit (hier mindestens 50 Pixel vorausgesetzt) voneinander unterscheiden. Die Ergebnislisten sind deutlich miteinander korreliert, aber nicht identisch zueinander. Daraus folgt, dass die endgültige Aufbereitung der Daten zu Kreuzungseinheiten großen Einfluss auf die Endergebnisse besitzt und die Bewertung der Sichtbarkeit für das weitere Verfahren entscheidend ist. Der Vergleich zwischen den Auswertungsformen „nur potentielle Bäume“ oder „alle Bäume“ zeigt insbesondere zwischen Nr. 3 und 4 sehr unterschiedliche Ergebnisse in der Rangreihenfolge, wobei es keinen Anhalt gibt, welche davon als „besser“ einzustufen ist. Die Auswertungsvariante Nr. 5 führt dagegen zu ähnlichen Ergebnissen wie Variante Nr. 4.

Der Vergleich der multiplen Regression (Variante Nr. 8) mit den anderen Varianten belegt die Vorbehalte gegen die Durchführung dieser Analyse. Die Daten müssen aufwändig vorgefiltert werden, damit die Prozessierung überhaupt möglich ist (Beheben des Rangdefekts), und der Wert des multiplen Bestimmtheitsmaßes belegt eindeutig, dass die Annahme einer ausgleichenden Ebene zur Erklärung der Daten nicht gerechtfertigt ist. Die Rangliste dieser Variante nimmt eine Sonderstellung ein, da sie außer mit Variante Nr. 5 keine deutlichen Korrelationen mit den anderen Reihenfolgen besitzt. Dies liegt möglicherweise in der ähnlichen Verfahrensstrategie beim Aufbau der jeweiligen Rangliste begründet.

Insgesamt zeigt der Vergleich zwischen den unterschiedlichen Untersuchungsvarianten, dass jedes Verfahren und jede Parameterwahl (z. B. die Sichtbarkeitsbedingung) zu anderen Ergebnissen für die Bestimmung der Attributrelevanz führt. Da es sich hier um einen unüberwachten Datensatz handelt, gibt es keine Möglichkeit zu bestimmen, welche Untersuchung die „besten“ Ergebnisse liefert. Aufgrund der Vielfalt der Ergebnisse und der mangelnden Möglichkeit diese zu bewerten, werden keine Attribute aufgrund der Attributrelevanzuntersuchung ausgeschlossen, es bleibt bei den in Abschnitt 8.3.1 genannten fünf Attributen.

8.3.3 Fazit zu den Untersuchungen

In diesem Kapitel sind diverse Verfahren zur Analyse der Datenbasis getestet worden. Jedoch konnte durch keines der automatischen Verfahren eine endgültige Aussage über die Zusammenstellung einer optimalen Datenbasis getroffen werden. Die Bewertung der Korrelationsuntersuchung wurde erschwert durch die

„künstlich“ erzeugten Korrelationen infolge der Binarisierung der nominalen Attribute. Die Attributrelevanzuntersuchung kann durch eine Reihe von Verfahren erfolgen, jedoch sind die Ergebnisse abhängig von der verwendeten Methode oder der Zusammenstellung der Daten. Eine Einordnung der Qualität der einzelnen Untersuchungsergebnisse ist nicht möglich, da die optimale Datenzusammenstellung nicht bekannt ist.

Die einzige Möglichkeit die Datenbasis zu untersuchen, ist die visuelle Überprüfung der Attributausprägungen, um Modellierungsfehler aufzudecken (siehe die Ergebnisse aus Abschnitt 8.3.1). Demnach kann bei einem unüberwachten Datenbestand eine adäquate Beurteilung der Qualität der Daten nur mit Hintergrundwissen über die Aufgabe durch einen menschlichen Experten erfolgen.

Das anvisierte Ziel einer automatischen Bestimmung der optimalen Eingangsdatenmenge konnte aus folgenden Gründen nicht erreicht werden:

- ▷ Es liegt ein unüberwachter Ansatz vor, d.h. die Optimierung hat keine „Stützstellen“, an denen sie sich orientieren kann.
- ▷ Die Grundgesamtheit der Daten entspricht nicht den Ausgangsdaten für das eigentliche Data Mining, da dort Teildaten, die einzelne Kreuzungen betreffen, ausgewertet werden.
- ▷ Die Zusammenstellung der Daten für diese Kreuzungen hängt von der Bewertung der Sichtbarkeitsanalyse ab, die erst zu einem späteren Zeitpunkt im Verfahren vorgenommen wird, daher sind die Datenzusammenstellungen in der Voruntersuchung nur ein „Entwurfsstadium“ und entsprechen nicht der späteren tatsächlich erzeugten Datenauswahl.
- ▷ Die Landmarken-Extraktion sucht prinzipiell Ausreißer in den Daten, daher kann (im unüberwachten Fall) nicht entschieden werden, ob ein Attribut entfernt werden soll, weil es nicht zum übrigen Datenbestand „passt“, oder ob es gerade aus diesem Grunde erhalten werden muss, um die Ausreißer zu modellieren.
- ▷ Die automatischen Ansätze berücksichtigen statistische Verteilungen der Daten, aber sie können eine fehlerhafte Modellierung der Attribute nicht (alleine) aufdecken.
- ▷ Die Festlegung, wie die Daten in unterschiedliche Attributskalen transformiert werden (z.B. ob mittels automatischer oder manueller Diskretisierung), beeinflusst die Daten und damit auch die Ergebnisse der darauf angewandten Voruntersuchungen.

Speziell bei einem unüberwachten Verfahren können demnach alle automatischen Verfahren nur dazu dienen, die Daten und ihre internen Abhängigkeiten besser zu verstehen. Eine aufwändige Überprüfung der Modellierung und Inhalte der einzelnen Attribute mit Expertenwissen für die Problemstellung ist unumgänglich. Die Erkenntnis aus den umfangreichen Voruntersuchungen bestätigt daher, was bereits in der Literatur zur Datenvorverarbeitung für den eigentlichen Data Mining-Prozess angemerkt wird:

„Dabei ist es am besten, relevante Attribute manuell auszuwählen, vor dem Hintergrund einer tiefen Kenntnis des Lernproblems und der eigentlichen Bedeutung der Attribute. Trotzdem können auch automatisierte Methoden von Nutzen sein.“ (zitiert aus: [Witten & Eibe 1999, Seite 253])

9 Data Mining - Datenanalyse

Im Anschluss an die Vorverarbeitung der Daten erfolgt in der KDD-Prozesskette das eigentliche Data Mining. Dazu werden die Objekte in der lokalen Nachbarschaft einer Kreuzung mittels der Objektsichtbarkeiten ermittelt. Aus dieser Objektmenge werden anschließend durch die Analyse die potentiellen Landmarken bestimmt.

Um aus dem Gesamtdatenbestand die jeweilige Untersuchungseinheit für eine einzelne Straßenkreuzung (siehe Ablaufskizze in Abbildung 21 auf Seite 71) zusammenzustellen, werden folgende Schritte benötigt: Die Einschränkung der Gebäudeobjekte auf diejenigen muss erfolgen, die von der Kreuzung aus als sichtbar gelten. Die Entscheidung darüber, welche Objekte dazu zählen und demnach relevant für die weitere Auswertung sind, wird auf Basis der Resultate aus der Sichtbarkeitsanalyse mittels Laserscan-Daten (siehe Kapitel 7.2) getroffen. Dazu werden diese, wie im folgenden Abschnitt 9.1 beschrieben, detailliert untersucht und bewertet, um aus den Sichtbarkeitswerten auf tatsächlich (wieder-)erkennbare Objekte zu schließen. Mittels der Festlegung von Schwellwerten werden für jede einzelne Kreuzung die relevanten Objekte aus dem Gesamtdatenbestand herausgefiltert und zu einer Untersuchungseinheit zusammengestellt.

Die so aufbereiteten Daten werden anschließend dem Data Mining-Verfahren unterzogen. Sie werden mittels des Modifizierten ID3-Verfahrens analysiert und liefern als Ergebnis für jede der untersuchten Straßenkreuzungen die potentiellen Landmarken. Die Teilschritte des Verfahrens werden in Abschnitt 9.2 anhand eines Beispiels demonstriert.

9.1 Festlegung der Untersuchungseinheiten anhand der Sichtbarkeit

In Kapitel 7.2 ist kurz das Verfahren zur Durchführung einer Sichtbarkeitsanalyse, um die von einer Kreuzung aus sichtbaren Gebäudeobjekte zu bestimmen, erläutert worden. In diesem Abschnitt sollen die Ergebnisse dieses Verfahrens untersucht werden. Daraus werden diejenigen Objekte, die für eine Kreuzung relevant sind, abgeleitet und zu Untersuchungseinheiten zusammengestellt. Zum Abschluss werden die Vor- und Nachteile dieses Verfahrens zur Bereitstellung der Objektsichtbarkeiten im Rahmen der Landmarkenextraktion diskutiert.

9.1.1 Überprüfung der Sichtbarkeitsanalyse

Ziel der folgenden Untersuchung ist die Festlegung der lokalen Nachbarschaft einer Kreuzung. Zu dieser Auswahlmenge sollen alle Gebäudeobjekte gehören, die von der Kreuzungsmittelpunkt aus erkennbar sind. Aus diesem Grund werden hier die Kriterien bestimmt, um von den Sichtbarkeitswerten (Anzahl der Pixel im virtuellen Bild) auf die Erkennbarkeit von Objekten zu schließen und so die für eine Kreuzung relevanten Objekte festzulegen. Die Sichtbarkeitsanalyse unter Verwendung von Laserscan-Daten und Gebäudepolygonen (siehe Kapitel 7.2) liefert als Ergebnis ein virtuelles Panorama. In ihm sind die Gebäudesichtbarkeiten von einem bestimmten Standpunkt aus (vorgegeben sind hier die Kreuzungsknoten) in einer definierten Bildauflösung dargestellt. Ein visueller Vergleich zwischen einem vom (nahezu) identischen Standpunkt photographisch aufgenommenen Rundblick und dem virtuellen Panorama, scheint die inhaltliche Gleichartigkeit der Aufnahmen zu bestätigen. Um eine objektive Qualitätsbeurteilung für diese Ähnlichkeit zwischen den beiden Panoramen zu erhalten und damit die Realitätstreue der virtuellen Panoramen bestimmen zu können, wurde eine Nutzerbefragung durchgeführt.

Dazu sind zu einigen der Kreuzungsstandpunkte photographische Panoramen erzeugt worden. Dabei wurde versucht, bei der Aufnahme denselben Standpunkt wie für die Erzeugung der virtuellen Panoramen anzuhalten. Die Festlegung erfolgte aber nur durch Augenmaß, so dass die photographischen Bilder oftmals eine kleine Exzentrizität zum virtuellen Standpunkt aufweisen. Beim Vergleich der Panoramen in Abbildung 39 zeigt sich, dass diese geringe Verschiebung schon zu wahrnehmbaren Abweichungen bei der Sichtbarkeit führen kann. Beide Bilder sind nach Norden orientiert, dies bedeutet sie beginnen links mit Blick nach Norden und zeigen die Umgebung dem Uhrzeigersinn folgend. Aufgrund des unterschiedlichen Standpunktes liegen die Objekte teilweise in den Bildern nicht direkt übereinander und können auch in ihrer Sichtbarkeit (Form und Größe) variieren (vergleiche die Objekte A und D in beiden Bildern). Besonders deutlich wird dies für Gebäude, die unter einem flachen Winkel (schräg von der Seite aus) gesehen werden. Bereits eine kleine Verschiebung im Standpunkt kann dazu führen, dass diese viel deutlicher oder geringer (oder auch gar nicht mehr) gesehen werden können. (Siehe dazu die Objekte rechts von Gebäude C: Im realen

Bild sind mehrere voneinander zu unterscheiden, im virtuellen Bild ist nur noch eines zu sehen.) Welche Konsequenzen für die Erkennbarkeit aus dieser Beobachtung gezogen werden müssen, wird im folgenden Abschnitt 9.1.2 aufgezeigt werden.

Im Rahmen des Nutzertests wurde den Probanden die Aufgabe gestellt, in den vorgelegten Panoramen alle diejenigen Gebäude zu markieren, die sie selbst für „gut erkennbar“ halten. Dazu sollte eine absteigende Rangreihenfolge aufgestellt werden: beginnend mit dem am besten erkennbaren Gebäude und endend mit dem für sie selber noch als Letztes erkennbaren Gebäudeobjekt. Dazu sind ihnen drei verschiedene Kreuzungsstandpunkte durch insgesamt sechs Panoramen – jeweils drei photographische sowie drei virtuelle – in gleich formatigen Papierausgaben vorgelegt worden. Die Teilnehmer wurden aufgefordert, jedes Bild einzeln zu beurteilen. Zusammengehörige Panoramen einer Kreuzung wurden nicht aufeinander folgend gezeigt, um eine voneinander unabhängige Bewertung zu erhalten. An der Befragung haben zehn Probanden teilgenommen. (Bei den Teilnehmern handelt es sich ausschließlich um Kollegen der Autorin, die freiwillig an dem Test teilgenommen haben. Das Alter der Personen lag zwischen 27–60 Jahren). Aufgrund der geringen Zahl an Testpersonen sind die Ergebnisse nicht statistisch repräsentativ. Jedoch wird davon ausgegangen, dass die grundlegende Tendenz aus den Ergebnissen abzuleiten ist.

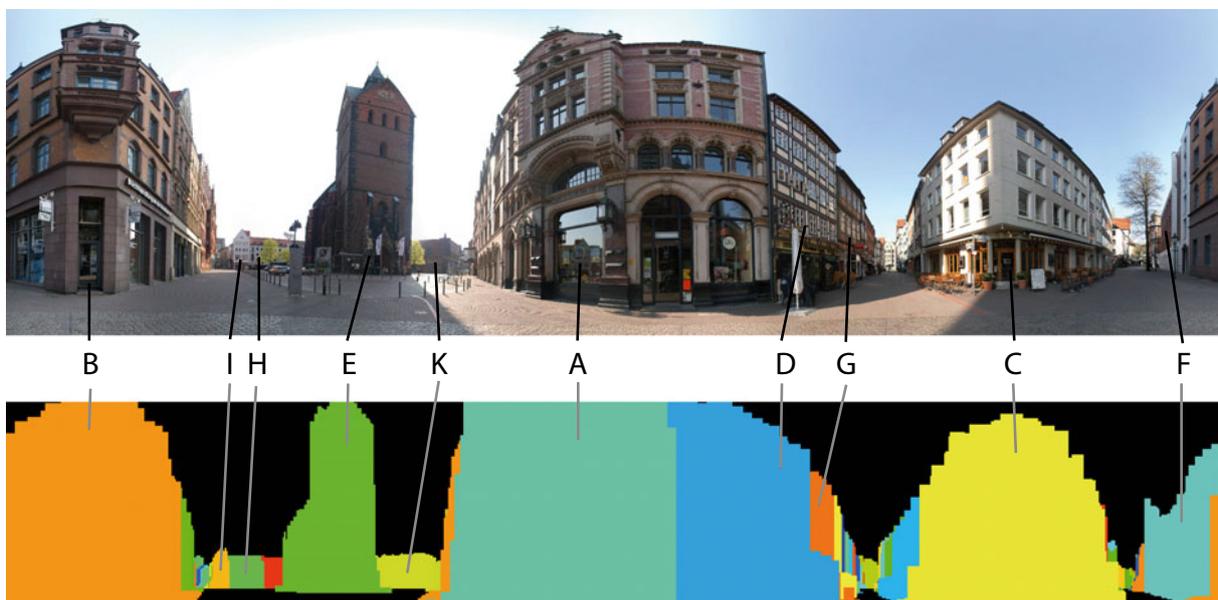


Abbildung 39: Überprüfung der Realitätswirkung der virtuellen Panoramen anhand des zugehörigen Photopanoramas (Beispielkreuzung Marktkirche in der Altstadt Hannovers). A–K: im Test genannte Gebäude.

Tabelle 19: Auswertung Test: Rangreihenfolge für Gebäudeobjekte im realen und virtuellen Panorama

Kennbuchstabe	reales Panorama		Anzahl Pixel	Abstand [m]	virtuelles Panorama	
	Rang	Anzahl Nennungen			Rang	Anzahl Nennungen
A	1,9	10	19268	7	2,6	10
B	2,9	10	15063	11	3	10
C	3,5	10	13559	7	2,4	10
D	4,9	8	11536	6	4,7	10
E	1,8	10	6239	40	2,3	10
F			3379	18	6	6
G	6,7	3	899	14	7	1
K	6,5	2	855	105	7	3
H			503	105	8	2
I	6	7	282	103	8	1
J	9	1	162	136	9	1

In Abbildung 39 und Tabelle 19 sind die Panoramen einer Testkreuzung und die Ergebnisse der Befragung dazu angegeben. In der Tabelle 19 sind die genannten Objekte absteigend sortiert nach ihrer Pixelzahl im virtuellen Bild aufgeführt. Mittels des Kennbuchstabens können sie mit Abbildung 39 in Zusammenhang gebracht werden. Angegeben sind neben dem minimalen Abstand des Objekts zum Standpunkt der durchschnittliche Rang des Objekts (errechnet aus allen von den Probanden vergebenen Rängen) und wie viele Probanden das Objekt genannt haben.

Für alle Panoramen wurden von den Probanden jeweils mindestens 5 Gebäudeobjekte als erkennbar eingestuft. Das Maximum variierte zwischen 7 und 11 Objekten. Im Durchschnitt sind im virtuellen Panorama etwas mehr Objekte erkannt worden als im realen Bild (ca. 0,6 mehr). Davon stellen die ersten 4–5 Gebäude jeweils in beiden Rundumsichten die gleichen Gebäude dar und werden von nahezu allen Probanden genannt (siehe Tabelle 19, Buchstabe A–E). Im Gegensatz dazu werden die nachfolgend genannten Objekte nur von einem Teil der Probanden aufgeführt und auch nicht immer parallel im realen und im virtuellen Panorama erkannt (siehe Tabelle 19, Buchstabe F–J). In der Tabelle sind die Objekte anhand ihrer Anzahl an Pixeln, die sie im virtuellen Panorama laut Sichtbarkeitsanalyse einnehmen, sortiert aufgeführt. Für dieses Beispiel sowie für die anderen Kreuzungen des Tests gilt, dass die ersten (4–)5 Objektplatzierungen auch den am stärksten sichtbaren Gebäuden im virtuellen Bild entsprechen. Objekte, die eine auffallende Silhouette oder Form haben, werden in der Reihenfolge vorgezogen, wie z. B. das Objekt E (die Marktkirche). Dieses erhält vom mittleren Rang her sowohl im realen wie auch im virtuellen Panorama die beste Platzierung (1,8 sowie 2,3), steht bezogen auf die Sichtbarkeit in Pixeln aber nur an fünfter Stelle.

Die Objekte F und H werden ausschließlich im virtuellen Panorama als erkennbar eingestuft. Vergleicht man die Ansichten in Abbildung 39 zeigt sich darin die Problematik der virtuellen Panoramen als Grundlage für die Sichtbarkeitsbewertung. Bei der Durchführung der Sichtbarkeitsanalyse werden einzig die Gebäudegrundrisse zum „Ausstanzen“ aus dem Oberflächenmodell der Laserscan-Daten verwendet. Jegliche Vegetation sowie alle weiteren Objekte (z. B. andere Bauwerke, parkende Fahrzeuge), die sich in den Laserscan-Daten abbilden, werden ausgeklammert. Steht ein Baum sehr dicht an der Fassade, ist es möglich, dass der Algorithmus diesen zur Sichtbarkeit des Objekts dazu zählt (siehe Objekt F, die erkennbare Spitze links entspricht der Baumkrone). Alle Objekte, die sich weiter entfernt von den Gebäudeobjekten befinden, werden nicht in das virtuelle Panorama übernommen. Aufgrund der fehlenden Verdeckung durch Bäume und andere Objekte kann die Sichtbarkeit eines Gebäudes im virtuellen Panorama viel besser sein als sie sich im realen Bild darstellt (siehe z. B. Objekt H). Die allgemeine Tendenz, dass mehr Objekte im virtuellen als im realen Bild als erkennbar eingestuft werden, lässt sich auf die deutlich bessere Abgrenzbarkeit der Objekte im virtuellen Bild zurückführen. Ohne die detaillierte Textur sowie störende Beleuchtungseinflüsse (starkes Gegenlicht oder Schattenwurf) sind die Objekte einfacher visuell voneinander zu trennen. Aber es ist auch möglich, dass ein optisch homogener Häuserblock aus mehreren Einzelgebäuden besteht, die nur durch die farbliche Trennung im virtuellen Panorama voneinander abgrenzbar sind.

9.1.2 Rückschluss auf Erkennbarkeit von Objekten

Auf Basis der Ergebnisse des Nutzertests sollte die Entscheidung getroffen werden, welche Anforderungen die Gebäudeobjekte im virtuellen Bild erfüllen müssen, um vom Standpunkt aus als tatsächlich erkennbar zu gelten. Es muss ein Zulässigkeitsbereich für die Anzahl der Pixel sowie für den Abstand des Objekts von der Kreuzung aus definiert werden. Durch eine Begehung vor Ort wurden die Ergebnisse des Nutzertests mit der Realität verglichen. Dabei zeigte sich, dass die Einstufung der Probanden auch in der Realität plausibel ist. Aber es können vor Ort deutlich mehr Objekte als erkennbar eingestuft werden als die Probanden aus dem Panoramen ausgesucht haben. Daraus lässt sich schlussfolgern, dass die Auflösung (Ausgabegröße) beider Panoramen einen Einfluss die Anzahl der erkennbaren Objekte besitzt. Aus diesem Grund können die Ergebnisse des Tests nicht direkt für die Bestimmung der Parameter herangezogen werden. Jedoch wird als Zielvorgabe angestrebt, dass die Parameter so definiert werden sollen, dass sie als Minimum alle Gebäude, die im Nutzertest genannt worden sind, beinhalten.

Eine wichtige Einschränkung, die durch die Festlegung der Parameter erfolgen sollte, ist die Bestimmung der Mindestgröße eines Objekts im Bild. Gebäude, von denen nur kleine Ausschnitte oder Fragmente vom Standpunkt aus sichtbar sind, sollen durch eine untere Grenze für die Sichtbarkeit aus der Untersuchungseinheit entfernt werden. Ebenso sind diejenigen Objekte, die in sehr weiter Entfernung noch sichtbar sind, aus der Menge herauszufiltern, da bei der Extraktion lokale Landmarken für die jeweilige Kreuzung bestimmt werden sollen. Übertreffende Bauwerke wie z. B. Kirchtürme werden deshalb bei einem Abstand von mehr als 300 m zur Kreuzung aus der Auswahlmenge entfernt. Um die Fälle zu modellieren, in denen

durch starke „Schrägansichten“ sich die Sichtbarkeit des Gebäudes gering darstellt, aber schon bei leichten Veränderungen des Standpunkts stark variieren könnte, werden gering sichtbare Gebäude in kurzer Entfernung erhalten. Ab dem Grenzwert von 150 m müssen die Objekte eine größere Mindestsichtbarkeit aufweisen, um in der Auswahl erhalten zu bleiben. Aus diesen Anforderungen ergibt sich folgendes Regelwerk für die Bestimmung der relevanten Objekte aus der Menge der laut Sichtbarkeitsanalyse sichtbaren Gebäude:

- ▷ Erhalten aller Objekte, deren Sichtbarkeitswerte im virtuellen Bild ≥ 50 Pixel und < 150 m Abstand
- ▷ Erhalten aller Objekte, deren Sichtbarkeitswerte im virtuellen Bild ≥ 100 Pixel und ≥ 150 m Abstand
- ▷ Entfernen aller Objekte, deren Abstand > 300 m



Abbildung 40: Einschränkung der Ergebnisse der Sichtbarkeitsanalyse auf „erkennbare“ Objekte. Links: Reduktion von 59 (hellgrün und grün) auf 22 (grün) Gebäude. Rechts: Reduktion von 109 (hellgrün und grün) auf 43 (grün) Gebäude (Standpunkt jeweils in Rot).

Die Zahlenwerte der Parameter sind anhand von drei Testkreuzungen festgelegt und an weiteren Kreuzungen auf ihre Plausibilität hin überprüft worden. Betrachtet man die Pixelanzahl als Repräsentation der sichtbaren Fläche des Gebäudes, kann man aus der Fläche und dem Abstand eine Maßzahl ableiten, welche die einzuhaltende Mindestsichtbarkeit wiedergibt (siehe Gleichungen 26 und 27). Die untere Grenze dieser Werte liegt bei beiden Bedingungen bei einem Verhältnis von 5 (bzw. 7) zu 150.

$$\text{Maß für Mindestsichtbarkeit } M = \frac{\sqrt{\text{Fläche}}}{\text{Abstand}} \quad (26)$$

$$M_1 = \frac{\sqrt{50}}{150} \approx \frac{7}{150} \quad \text{und} \quad M_2 = \frac{\sqrt{100}}{300} = \frac{5}{150} \quad (27)$$

Zwei Beispiele, wie sich diese Einschränkung der Sichtbarkeit auf die Untersuchungsmenge für eine Kreuzung auswirkt, sind in Abbildung 40 dargestellt. Durch die Festlegung der Bedingungen wird die Untersuchungseinheit durchschnittlich auf 19 Objekte pro Kreuzung begrenzt.

9.1.3 Diskussion der Sichtbarkeitsbestimmung

Die Sichtbarkeit der Objekte ist eine wesentliche Grundbedingung für die Bestimmung von lokalen Landmarken für Straßenkreuzungen. Um diese möglichst realistisch zu modellieren, werden in diesem Ansatz reale 3D-Daten zur Ermittlung der Sichtbarkeit herangezogen. Das hat den Vorteil, dass die Bestimmung der Gebäudesichtbarkeiten zumindest eine gute Näherung an die tatsächlich vorliegende Situation darstellt. Die Qualität dieser Näherung ist der Alterung der Daten (Festhalten eines fixen Zeitpunktes) und den sich wandelnden örtlichen Begebenheiten (Wechsel der Vegetation im Verlauf der Jahreszeiten, kurzzeitige Änderungen durch z. B. Veranstaltungen oder Baustellen) unterworfen.

Neben der Problematik, dass die Laserscan-Daten einen speziellen Zeitpunkt festhalten und dieser für die Sichtbarkeit verwendet wird, gilt es noch eine Reihe von Aspekten zu beachten. So wird die Sichtbarkeit

in den virtuellen Panoramen oftmals zu gut eingeschätzt, da der Verdeckung der Gebäude durch Vegetation oder andere Bauwerke (wie Brunnen, Denkmäler, Litfaßsäulen usw.) keine Rechnung getragen wird. Der Vergleich zwischen Photopanoramen und den virtuellen Panoramen zeigt deutlich das Problem der Abhängigkeit der Sichtbarkeitsverhältnisse vom Standpunkt. Eine geringfügige Verschiebung des Standpunktes kann eine auffallende Veränderung der Objektsichtbarkeiten bewirken. Dies ist insoweit für das Verfahren problematisch, da speziell für Fußgänger als Anwendergruppe der hier bestimmten Landmarken nicht gewährleistet ist, dass sie die Kreuzungsstandpunkte passieren: die Kreuzungsknoten spiegeln die Mitte der Straßenkreuzungen wider. Ein Fußgänger wird sich dagegen in der Regel auf einem der Bürgersteige rundherum um die Kreuzung und damit exzentrisch zur Berechnungsgrundlage für die Sichtbarkeit aufhalten. Damit kann die Sichtbarkeit vom tatsächlichen Nutzerstandpunkt deutlich von der berechneten abweichen.

Zudem wird bis zu diesem Zeitpunkt eine statische Sichtbarkeit verwendet, die sich ausschließlich auf den Moment der Sichtbarkeit vom Kreuzungsstandpunkt aus bezieht. Das Annähern an die Kreuzung und damit der ständige Wechsel der Sichtbarkeiten über einen bestimmten Zeitraum ist bisher noch völlig unberücksichtigt. Dieser Aspekt kommt erst bei der Bestimmung der Routen-abhängigen Landmarken zum Tragen, die nicht mehr Gegenstand dieser Arbeit sind. Die allgemeine Vorgehensweise dazu wird im Ausblick auf ein Gesamtkonzept der Landmarkenextraktion skizziert (siehe Kapitel 11.2).

Es wird darauf hingewiesen, dass diese Methode zur Bestimmung der in der Realität wieder erkennbaren Objekte nur eine grobe Annäherung an die tatsächliche Situation darstellt. Es wird hier durch die heuristische Festlegung von Schwellwerten für die Sichtbarkeit eine praktikable Lösung für das weitere Verfahren erzeugt. Die tatsächliche Erkennbarkeit von Objekten hängt neben der absoluten Sichtbarkeit auch von Faktoren wie der Wahrnehmung der Silhouette, dem Betrachtungswinkel, der Zerlegung des Objekts in Kanten und elementare Grundformen, sowie der Oberflächenstruktur und Farbgebung ab [Seiler 2004, Ware 2004]. Für die Bewertung des Verfahrens gilt es dieses besonders zu bedenken. Aber alle weiteren Einflussfaktoren auf die Objekterkennung sind nicht Gegenstand der Arbeit und werden hier ausgeklammert, um aus den zur Verfügung stehenden Informationen eine anwendbare Lösung zu generieren.

9.2 Anwendung des Modifizierten ID3

9.2.1 Übersicht über den Ablauf

Vom Gesichtspunkt der Implementierung aus erfolgt die Prozessierung der Daten in zwei voneinander unabhängigen Systemen (siehe Abbildung 41): Die Sichtbarkeitsanalyse ist ein von dieser Anwendung vollkommen unabhängiges Programm, das für die geforderten Kreuzungsknoten die Sichtbarkeiten in Form der virtuellen Panoramen zur Verfügung stellt. Sämtliche Vorarbeiten wie der Aufbau der Attributtabelle, die Bereitstellung der Kreuzungsknoten, die Sichtbarkeitsbewertung sowie die Datenaufbereitung in das benötigte Datenformat für das Data Mining erfolgen als Applikationen in einer GIS-Umgebung. Als Ergebnis der GIS-Operationen erfolgt die Ausgabe der aufbereiteten Datensätze im Datenformat, das für die Verarbeitung mit der WEKA-Data Mining-Bibliothek notwendig ist (ein Beispiel für die Struktur dieses Formats ist im Anhang A.5.1 auf Seite 145 aufgeführt). Dieses gliedert sich zum einen in einen Datenheader, in dem Vereinbarungen festgelegt werden, welche Attribute mit welchen Skalentypen verwendet werden (nominale oder numerische Attribute). Zum anderen erfolgt die Auflistung der eigentlichen Daten. Die nominalen Attribute werden dabei bereits in der GIS-Umgebung dahingehend untersucht, ob in der Kreuzungseinheit überhaupt mehrere Attributwerte für das jeweilige Attribut auftreten. Falls dies nicht der Fall ist, hat das Attribut für die weitere Untersuchung keine Bedeutung und wird aus den Daten entfernt, um die Datenmenge zu reduzieren.

Die Rohdaten werden dann von einer Java-Applikation eingelesen und verarbeitet, die den *Modifizierten ID3*-Algorithmus umfasst und in welche Module aus der frei verfügbaren WEKA-Bibliothek [Witten & Eibe 1999] für das Data Mining integriert sind. So werden zunächst die Attribute automatisch diskretisiert. Dabei wird ein Verfahren angewendet, welches die Anzahl der zu bildenden Klassen (*Bins*) optimiert (Modul *DiscretizeFilter*, Einteilung in ca. 1–4 Bins). Anschließend erfolgt die Prozessierung mittels des ID3-Algorithmus, wobei als Ausgangsbasis für die Implementierung das ID3-Modul der WEKA-Bibliothek zu Grunde liegt. Die erzeugten Entscheidungsbäume werden bezüglich ihrer Anzahl an Ebenen im Baum ausgewertet und führen zur Ergebnisdatei mit den potentiellen Landmarken.

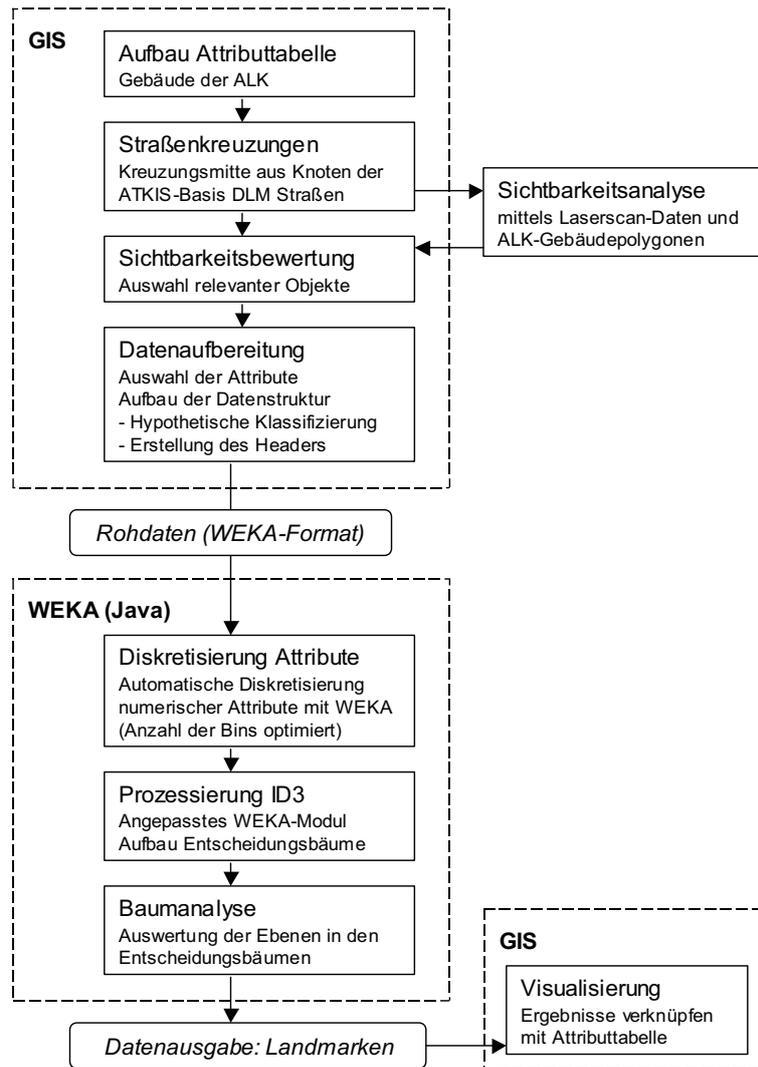


Abbildung 41: Übersicht über den Ablauf der gesamten Prozesskette

Die Visualisierung der Landmarken-Objekte ist dann über eine Rückführung der Ergebnisliste in das GI-System möglich. Die extrahierten Objekte können über Verknüpfungstabellen wieder mit den ursprünglichen Geometrien und Attributen in Zusammenhang gebracht und dargestellt werden.

9.2.2 Abwägung über das zu verwendende Trennkriterium

Bei der Beschreibung der Eigenschaften des ID3-Algorithmus in Kapitel 5.4 wurden auch die negativen Aspekte des Verfahrens sowie Möglichkeiten zur Erweiterung des Algorithmus aufgezeigt, um die Ergebnisse zu verbessern. Eine ungünstige Vielverzweigung des Entscheidungsbaumes kann sich dabei aus der direkten Verwendung der Entropie und des Informationsgewinns zur Bestimmung des Trennkriteriums ergeben (siehe Abschnitt 5.4.3 auf Seite 57). Diese Eigenschaft wird für das Verfahren genau dann zum Problem, wenn einige Attribute der Daten im Gegensatz zu den anderen Attributen überdurchschnittlich viele verschiedene Ausprägungen besitzen. Die Voruntersuchung der Attributwerte in Kapitel 8.1 belegt diese Eigenheit für die Attribute FUNCTION und NTZ (siehe dazu die Abbildungen 27 und 28 auf Seite 81), wohingegen viele der anderen Attribute nur wenige Ausprägungen annehmen oder bei der Transformation von numerischen zu nominalen Attributen später zugeordnet bekommen. Aus diesem Grunde kann eine „Bevorzugung“ dieser beiden Attribute für die Festlegung als Trennattribut im ID3-Verfahren und folgend daraus für die Bestimmung als potentielle Landmarke vermutet werden.

Die Ergebnisse der Voruntersuchungen weisen auf die deutliche Dominanz der Attribute FUNCTION und NTZ für die Bestimmung der potentiellen Landmarken hin (insbesondere die Bestimmung der Relevanz der Attribute für das Verfahren, siehe Abbildung 35 auf Seite 92). Um zu überprüfen, ob sich diese Auffälligkeit tatsächlich auf die direkte Verwendung des Informationsgewinn-Kriteriums im ID3-Algorithmus zurückführen lässt, wird ein Vergleich von Prozessierungsergebnissen basierend auf einem Durchlauf des ID3-Verfahrens mit dem Informationsgewinn-Kriterium sowie alternativ der Gewinnrate (*Gain Ratio*) als Trennkriterium durchgeführt (als Erläuterung siehe dazu Gleichung 18 auf Seite 57). Die Verwendung der Gewinnrate, die einer Normierung des Informationsgewinns entspricht, wird zur Behebung des beschriebenen Problems von Quinlan [1986] vorgeschlagen. Dieses Auswahlkriterium führt im Vergleich zu anderen zu kompakteren Entscheidungsbäumen und einer besseren Vorhersage der Klassenzugehörigkeit.

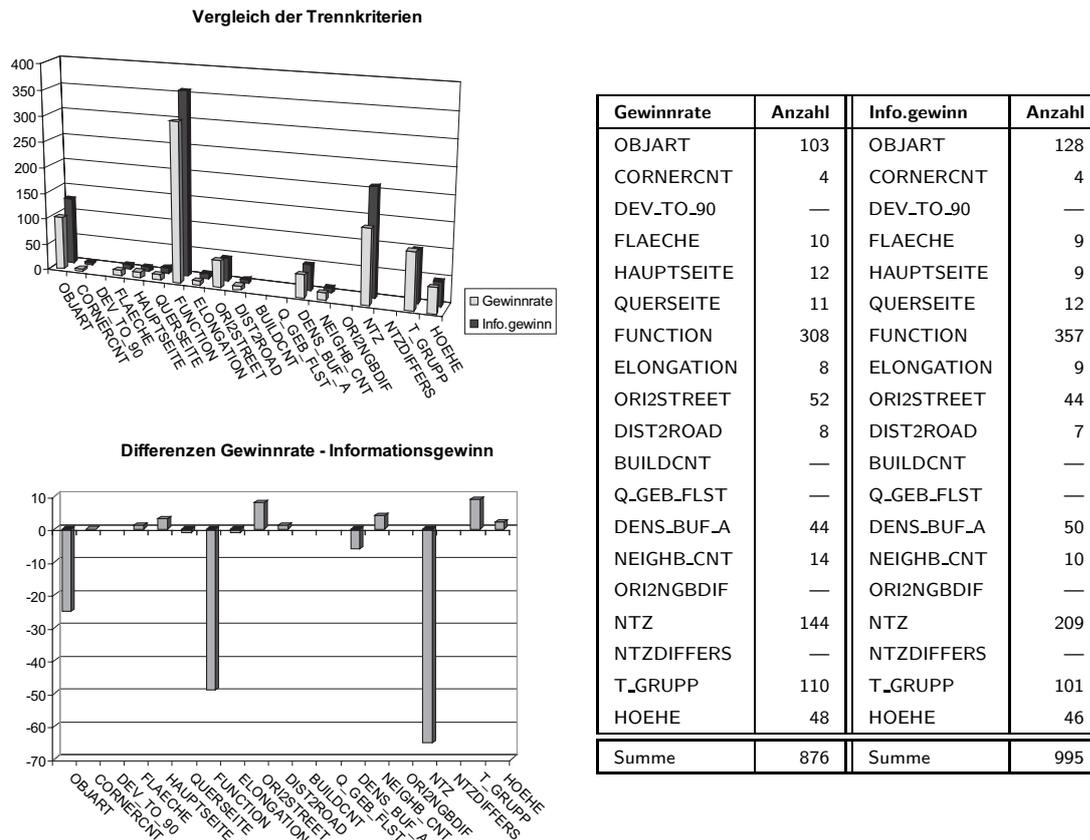


Abbildung 42: Vergleich der ID3-Ergebnisse mit unterschiedlichem Trennkriterium. Oben links: Gegenüberstellung Gewinnrate - Informationsgewinn, unten links: Darstellung der Differenzen

In Abbildung 42 sind die Ergebnisse der beiden Varianten gegenübergestellt. Die Verwendung des Informationsgewinns gegenüber der Gewinnrate führt zu veränderten Resultaten. Es werden insgesamt rund 10 % weniger Objekte als potentielle Landmarken bestimmt, wenn die Festlegung des Trennattributs mittels des Maßes der Gewinnrate getroffen wird. Bei der Untersuchung der Differenzen fallen dabei drei Attribute durch große Abweichungen auf (siehe Abbildung 42, links unten). Die Auswahl von Objekten aufgrund der Attribute OBJART, FUNCTION und NTZ als Landmarke erfolgt bei der Verwendung der Gewinnrate als Trennkriterium deutlich weniger oft als bei Anwendung des Informationsgewinns. Dabei sind FUNCTION und NTZ genau die beiden Kandidaten, von denen vorher vermutet worden ist, dass sie bei der Prozessierung des ID3-Algorithmus mit dem herkömmlichen Informationsgewinn-Kriterium aufgrund ihrer Ausprägungsvielfalt „bevorzugt“ werden. Ebenso führt das erstgenannte Attribut OBJART seltener zur Auswahl einer potentiellen Landmarke, wenn die Gewinnrate als Trennkriterium herangezogen wird, obwohl dieses nur drei mögliche Ausprägungen aufweist.

Wegen des unüberwachten Ansatzes des Gesamtverfahrens ist keine objektive Beurteilung der Qualität dieser beiden Varianten möglich. Es ist aufgrund des Vergleichs der Ergebnisse festgelegt worden, dass im Weiteren die Gewinnrate als Trennkriterium verwendet wird. Damit soll die im Informationsgewinn-Kriterium inhärente Bevorzugung von Attributen mit vielen Ausprägungen, die sich hier in den Attributen FUNCTION und NTZ durch den Vergleich der beiden Varianten zeigen lässt, verhindert werden.

9.2.3 Prozessierungsablauf

Anhand des Beispiels einer Kreuzung wird im Folgenden der Ablauf der Prozessierung verdeutlicht (siehe Abbildung 43). Die Panoramen in Abbildung 39 stellen die gleiche Kreuzung wie das hier gewählte Beispiel dar und können so zur Veranschaulichung der Sichtbarkeiten herangezogen werden. Für den Start des Verfahrens wird eine zu untersuchende Kreuzung ausgewählt. Dazu werden die Straßenkreuzungen aus den Knoten des ATKIS-Basis DLM Straßennetzes abgeleitet (siehe Abbildung 43 (1), ausgewählte Kreuzung: roter Punkt). In einem separaten Schritt werden für alle Straßenknoten, die im verfügbaren Laserscan-Gebiet liegen, mittels der Sichtbarkeitsanalyse die sichtbaren Gebäude ermittelt und durch ein virtuelles Panorama sowie eine zugehörige Objektliste jeder einzelnen Kreuzung zugeordnet. (Zur Übersicht über das zur Verfügung stehende Testgebiet mit Laserscan-Daten siehe Abbildung 23 auf Seite 73.) In Abbildung 43 (2) sind die Ergebnisse der Sichtbarkeitsuntersuchung dargestellt. Die Sichtbarkeitsanalyse ermittelt im ersten Schritt alle Objekte, die prinzipiell vom Kreuzungsstandpunkt aus sichtbar sind (dargestellt in hellrot und dunkelrot, hier 50 Objekte). Im zweiten Schritt werden diese Ergebnisse durch die Festlegungen aus Abschnitt 9.1 bewertet und eingeschränkt. Dadurch werden diejenigen Objekte aus der weiteren Prozessierung ausgeschlossen, die nur sehr geringfügig sichtbar sind oder zu weit entfernt liegen, um vom Standpunkt der Kreuzung aus wirklich erkennbar zu sein. Übrig bleiben die erkennbaren Gebäudeobjekte (dunkelrot dargestellt, hier 27 Objekte). Diese Auswahl wird für das eigentliche Data Mining aufbereitet und prozessiert. Das Ergebnis für diese Kreuzung sind anschließend drei potentielle Landmarken (siehe Abbildung 43 (3)).

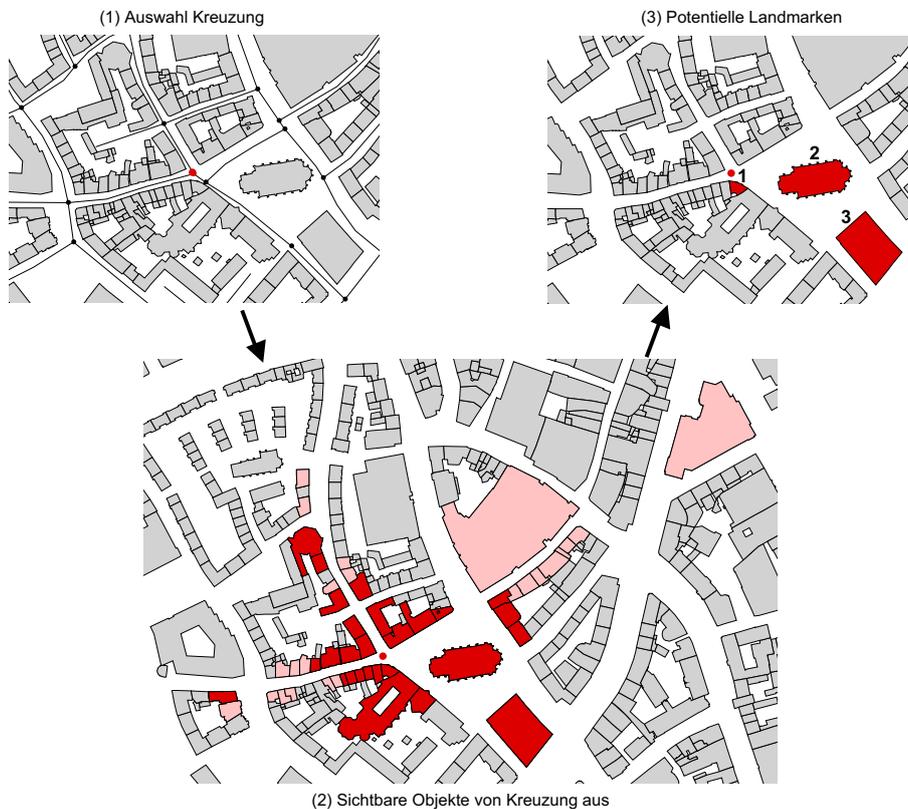


Abbildung 43: Ablauf der Prozessierung für eine Kreuzung

Die Ergebnisobjekte werden in der Tabelle 20 erläutert. Darin werden das Attribut und der Attributwert angegeben, welche die Ursache für die Einzigartigkeit des Objekts in der Untersuchungsmenge repräsentieren. Zudem werden die Sichtbarkeit aus dem virtuellen Panorama, der kürzeste Abstand des Objekts von der Kreuzung aus sowie die verfügbare Beschriftung, die in den Gebäudedaten der ALK für dieses Objekt vorhanden ist, angegeben. Abschließend wird hier zum Vergleich der Objekte der Kennbuchstabe aufgeführt, unter dem das Objekt in den Panoramen in Abbildung 39 zu finden ist.

Mit den in der Tabelle 20 zur Verfügung stehenden Angaben zum Objekt kann automatisch eine verbale Beschreibung für das Landmarken-Objekt abgeleitet werden. Im einfachsten Fall ergibt sich durch die

Tabelle 20: Potentielle Landmarken für Beispielkreuzung

Nr.	Attribut	Attributwert	Sichtbarkeit [pix]	Distanz [m]	Beschriftung	Panorama
1	T_GRUPP	1	19268	7		A
2	FUNCTION	1141 (Kirche)	6239	40	Marktkirche	E
3	FUNCTION	1112 (Rathaus)	855	105	Altes Rathaus, Standesamt	K

vorhandene Objektbeschriftung aus der ALK eine für den späteren Nutzer eindeutige Beschreibung der Landmarke (z. B. „Marktkirche“). Alternativ kann das Trennattribut, das die Einzigartigkeit des Objekts beschreibt, in eine verbale Beschreibung interpretiert werden. Hier kann dabei für die Beispiele Objekt Nr. 2 und 3 durch die Codierung des Attributs FUNCTION direkt auf die Funktionen „Kirche“ und „Rathaus“ als Erläuterung der Gebäude zurückgegriffen werden. Für das Objekt Nr. 1 ist das Attribut T_GRUPP als Beschreibung zu formulieren: das Gebäude hat eine bestimmte Orientierungsrichtung, die vom Data Mining in der Referenzmenge als einzigartige Eigenschaft ermittelt worden ist. Daraus könnte die Beschreibung „das querstehende Gebäude“ oder „das übereckstehende Gebäude“ gebildet werden. Wenn sich – wie hier der Fall – keine optimale Beschreibung aus dem Attribut generieren lässt, können noch zusätzliche Informationen wie Sichtbarkeit und Abstand zur Kreuzung einbezogen werden. So z. B. „das direkt an der Kreuzung querstehende Gebäude“, weil die Distanz des Objekts Nr. 1 nur 7 m beträgt. Wie eindeutig oder nutzbar diese Art von Beschreibungen für einen möglichen Anwender in der Praxis sind, hängt davon ab, welche linguistischen Strukturen der Mensch tatsächlich nutzt, um Landmarken optimal zu kommunizieren. Dieser Aspekt ist aber nicht mehr Gegenstand dieser Arbeit. Hier soll nur aufgezeigt werden, dass durch die gegebenen Informationen für die potentiellen Landmarken automatisch Beschreibungen abgeleitet werden können.

9.2.4 Übersicht über die Ergebnisse

Das Testgebiet umfasst 283 Kreuzungen für die insgesamt 868 potentielle Landmarken bestimmt worden sind. Dies entspricht im Durchschnitt 3 Objekten pro Kreuzung. Eine Übersicht über die Kreuzungen in dem Gebiet ist in Abbildung 44 dargestellt. Die Ergebnisse sowie die Verteilung der Anzahl an potentiellen Landmarken sind in Abbildung 45 aufgeführt. Bei den 868 potentiellen Landmarken handelt es sich nur um 295 verschiedene Objekte, da sich viele Objekte von mehreren Kreuzungsknoten aus als potentielle Landmarke eignen (vor allem bei kurzen Abständen zwischen den einzelnen Knotenpunkten).

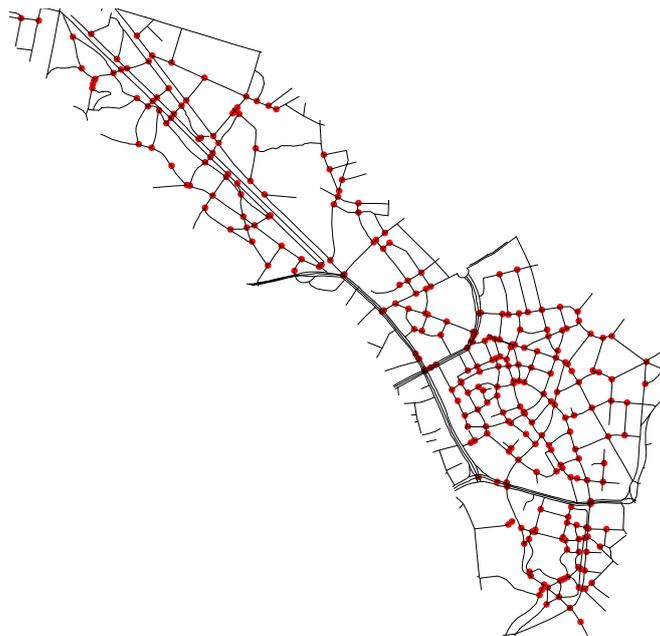


Abbildung 44: ATKIS-Straßennetz des Testgebiets mit 283 Kreuzungsknoten (rot)

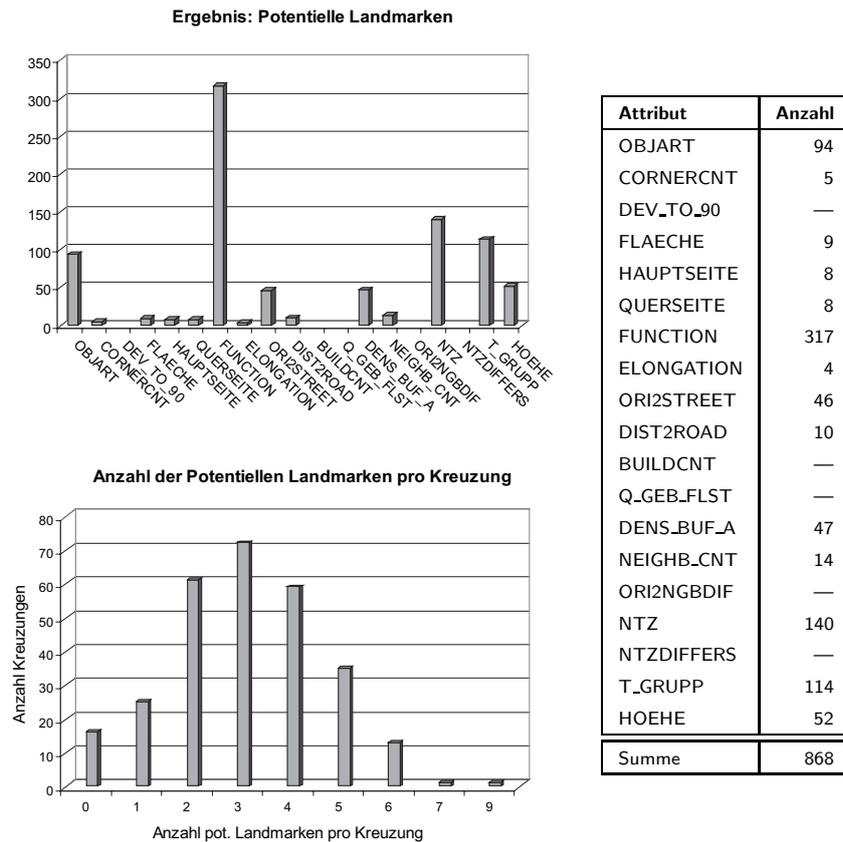


Abbildung 45: Ergebnis der Prozessierung; Links oben und rechts: Häufigkeit der Auswahl der verschiedenen Attribute als Trennattribut, links unten: Verteilung der Anzahl der potentiellen Landmarken pro Kreuzung

Die Verteilung der Ergebnisse in Abbildung 45 ist ähnlich zu den vorläufigen Ergebnissen, die im Rahmen der Voruntersuchung erzeugt worden sind (siehe Kapitel 8, insbesondere Abbildung 35 und 37). Die Dominanz der Attribute FUNCTION und NTZ besteht weiterhin, ist aber in ihrer Auswirkung durch die Einführung der Gewinnrate als Trennkriterium relativiert worden. Damit wird jede Dritte potentielle Landmarke aufgrund ihrer Gebäudefunktion (FUNCTION) ausgewählt, jede Sechste aufgrund einer besonderen Grundstücksnutzung (NTZ). Die Beschreibungen der geometrischen Eigenschaften eines Gebäudes, wie die Anzahl der Ecken (CORNERCNT) oder die Länge, Breite, Fläche und das Formverhältnis (HAUPTSEITE, QUERSEITE, FLAECHE, ELONGATION) führen dagegen nur in wenigen Fällen zur Auswahl als potentielle Landmarke (in der Summe entsprechen sie 4%).

Um einen Eindruck von den erzielten Ergebnissen zu vermitteln, werden diese im Folgenden anhand von zwei Kreuzungen exemplarisch vorgestellt und diskutiert.

Beispiel 1: Kreuzung 1165

Die Kreuzung liegt zentral in der Innenstadt von Hannover. Das dazugehörige Photopanorama ist im Anhang A.6.2 zu finden. Die Auswahlmenge umfasst 29 Gebäudeobjekte, von denen drei durch das Verfahren als potentielle Landmarken bestimmt werden (siehe Abbildung 46). Die potentiellen Landmarken Nr. 1 und 2 sind aufgrund des Attributs Gebäudenutzung (NTZ) ausgewählt worden. Auch wenn die Beschreibungen, die sich aus der Codierung der Nutzung ergeben, sehr allgemein formuliert sind und nicht gut gewählt erscheinen, stellen diese beiden Gebäude äußerst auffällige Objekte an diesem Standpunkt dar: Bei Nr. 1 handelt es sich um das Kröpcke-Center, ein herausragender Hochhauskomplex in der Fußgängerzone, Nr. 2 ist das historische Opern-Gebäude der Stadt Hannover. Die potentielle Landmarke Nr. 3 dagegen wird aufgrund ihrer abweichenden Orientierung selektiert. Die Untersuchung der Auswahlmenge zeigt (Abbildung 46, links), dass der Algorithmus die Eigenschaft korrekt bewertet hat: Dieses Gebäude steht an einer Straße, die nicht rechtwinklig von den anderen Straßen des Knotenpunkts abzweigt und daher eine neue

Orientierungsrichtung für die anliegenden Gebäude vorgibt. Die Sichtbarkeit vom Kreuzungsstandpunkt aus bedingt aber, dass nur ein einziges Gebäude mit dieser abweichenden Straßenorientierung sichtbar ist und dieses daher ausgewählt wird. In der Realität ist dieses Merkmal aber nicht wahrnehmbar und damit das Objekt als potentielle Landmarke in der Praxis ungeeignet.



Nr.	Attribut	Attributwert	Sichtbarkeit [pix]	Distanz [m]	Beschriftung
1	NTZ	2100 (Mischnutzung mit Wohnen)	13198	16	Kröpcke-Center
2	NTZ	1100 (Gebäude für öffentliche Zwecke)	4486	57	Oper
3	T_GRUPP	3	325	143	

Abbildung 46: Ergebnis für Kreuzung 1165 (Standpunkt als schwarzer Punkt). Links: Auswertungseinheit, rechts: Potentielle Landmarken, unten: Erläuterung zu den potentiellen Landmarken

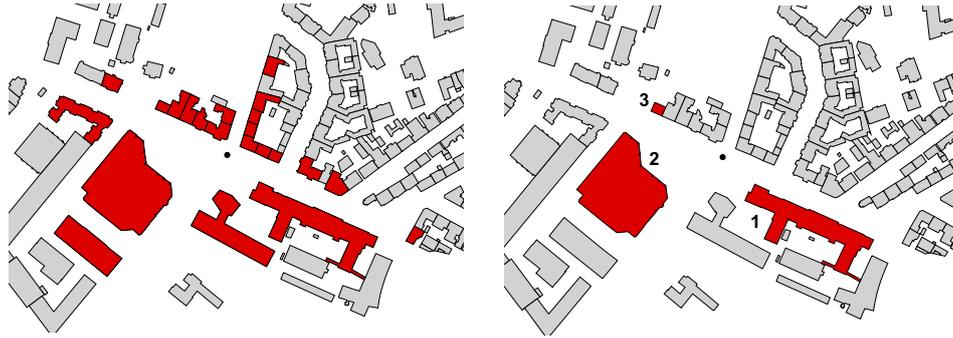
Beispiel 2: Kreuzung 827

Diese Kreuzung liegt in der Nordstadt von Hannover. Der Stadtteil beherbergt einen großen Teil der Gebäude der Universität Hannover. Insbesondere die gewählte Kreuzung befindet sich zentral auf dem „Campus“-Gebiet. Die photographische Repräsentation dieser Kreuzung ist in Kapitel 7.2, Abbildung 26 auf Seite 76 dargestellt. Die Auswahlmenge umfasst 22 Gebäudeobjekte, von denen wiederum drei als potentielle Landmarken bestimmt worden sind (siehe Abbildung 47). Die Objekte Nr. 1 und 2 sind aufgrund ihrer einzigartigen Funktion (FUNCTION) ausgewählt worden: Das eine Gebäude ist ein historischer Bau, in dem das Chemische Institut der Universität Hannover angesiedelt ist. Der andere Gebäudekomplex ist die Mensa der Universität. Beide Objekte sind in der Tat an der Kreuzung dominierend und auffallend. Das Gebäude Nr. 3 ist aufgrund der Höhe (HOEHE) ausgewählt worden. Es ist das einzige in der Selektionsmenge, das der Höhenkategorie 17,05–18,03m zugeordnet wurde. In der Realität ist dieses Gebäude etwas niedriger als die gesamte Häuserreihe, zu der es gehört. Allerdings ist diese Eigenschaft vor Ort nicht besonders auffallend und eignet sich daher vermutlich nicht als Auswahlkriterium für eine potentielle Landmarke.

Fazit

Wie an den zwei Beispielen demonstriert werden konnte, werden durch das Verfahren Objekte ausgewählt, die sich aufgrund ihrer Funktion oder Grundstücksnutzung von den anderen Objekten in ihrer Auswahlmenge eindeutig unterscheiden lassen. Diese Ergebnisse werden von der Autorin subjektiv beurteilt als plausibel angesehen. Damit kann gezeigt werden, dass der Algorithmus korrekt arbeitet und jeweils dasjenige Objekt mit einem einzigartigen Attribut aus der Selektionsmenge auswählt.

Dagegen erscheinen die mit schlechterer Sichtbarkeit ausgewählten Objekte problematisch (in den Beispielen jeweils das Objekt Nr. 3): Die Auswahl des Objekts mit einer anderen Orientierung ist ungünstig, da dieser Wechsel in der Ausrichtung vom Standpunkt aus nicht wahrnehmbar ist. Das Gleiche gilt für die Festlegung der Höhe als Auswahlkriterium für das Gebäude. Daraus lassen sich drei mögliche Ursachen ableiten, die für eine Verbesserung des Verfahrens untersucht werden müssten:



Nr.	Attribut	Attributwert	Sichtbarkeit [pix]	Distanz [m]	Beschriftung
1	FUNCTION	1123 (Universität)	3897	37	Chemisches Institut, Universität
2	FUNCTION	9999 (unbekannte Funktion)	3137	60	Mensa
3	HOEHE	'(17.05-18.03]'	117	72	

Abbildung 47: Ergebnis für Kreuzung 827 (Standpunkt als schwarzer Punkt). Links: Auswertungseinheit, rechts: Potentielle Landmarken, unten: Erläuterung zu den potentiellen Landmarken

Entfernung zum Standpunkt: Die Parameter der Sichtbarkeit sind heuristisch bestimmt. Gegebenenfalls sind diese stärker einzugrenzen (die Auswahlmenge verkleinern), damit die ausgewählten Attribute tatsächlich wahrgenommen werden können.

Modellierung des Attributs: Für das Attribut T_GRUPP ist denkbar, dass die Modellierung inhaltlich unzureichend ist. Möglicherweise ist eine bestimmte Orientierung nur relativ zu Vergleichsobjekten wahrnehmbar (z. B. wenn ein Gebäude in einer Reihe herausfällt).

Gruppierung der Attributwerte in Kategorien: Die numerisch vorliegenden Attributwerte werden vom Verfahren automatisch in Kategorien eingeteilt. Bisher erfolgte keine Überprüfung, ob die erzeugten Gruppen auch von der menschlichen Wahrnehmung „erkannt“ werden. Das Beispiel 2 mit der Höhe als Auswahlkriterium zeigt, dass dies nicht der Fall sein muss.

Bisher ist davon ausgegangen worden, dass die potentiellen Landmarken, die durch das Verfahren bestimmt werden, gleichrangig nebeneinander zu betrachten sind. Die Betrachtung der Ergebnisse legt aber eine nachträgliche Gewichtung der Objekte durch ihre Sichtbarkeit nahe. Solange keine weiteren Informationen vorliegen, die zur Ableitung der Routen-spezifischen Landmarken führen, können die Objekte mittels ihrer Sichtbarkeitswerte (entspricht den Pixelwerten) gewichtet werden. Die Rangreihenfolge der potentiellen Landmarken entspricht dann der Reihenfolge in den Beispielen (siehe Abbildung 46 und 47).

10 Interpretation der Ergebnisse

In diesem Kapitel werden die Ergebnisse des Data Mining-Prozesses interpretiert. Dazu werden die extrahierten Objekte exemplarisch untersucht, ob oder inwieweit sie tatsächlich potentielle Landmarken darstellen. Die Bestimmung eines objektiven Qualitätsmaßes für die Ergebnisse ist aus verschiedenen Gründen nicht möglich. Zum einen gibt es keine allgemein gültigen Landmarken, an denen die extrahierten Objekte gemessen werden können, da diese immer auch vom Anwendungszweck (Fußgänger- oder Fahrzeugnavigation) und subjektiven Einflüssen des Nutzers abhängen. Zum anderen stellen die hier erzeugten potentiellen Landmarken nur einen Zwischenschritt auf dem Weg zur Ableitung von Routen-abhängigen Landmarken dar. Um dennoch einen Beleg für die Plausibilität der Ergebnisse zu bekommen, werden hier zwei verschiedene Untersuchungen zur Evaluation der Resultate vorgenommen. Einerseits ist ein Nutzertest für die extrahierten Objekte durchgeführt worden, in dem Probanden in einem Labor-Test die extrahierten Objekte in Photopanoramen wiederfinden und diese Aufgabe bewerten sollten. Dadurch soll die Eignung der extrahierten Objekte als Landmarke evaluiert werden. Andererseits sind die Ergebnisse des Verfahrens mit den Gebäudelandmarken aus realen Wegbeschreibungen für Fußgänger verglichen worden, um so zu überprüfen, inwieweit die extrahierten Objekte realen „menschlichen“ Landmarken entsprechen.

10.1 Nutzertest zur Evaluation

10.1.1 Aufbau und Durchführung des Tests

Der Nutzertest soll dazu dienen zu belegen, dass die extrahierten potentiellen Landmarken in der Realität wieder erkennbar und hilfreich für die Navigation sind. Für diesen Zweck wurde ein Labor-Test auf Basis von Photopanoramen konzipiert, an dem alle Probanden unter gleichartigen Bedingungen teilnehmen konnten. Es sind im Testgebiet 15 Kreuzungen zufällig bestimmt worden (siehe Abbildung 48). Für diese ist aus



Abbildung 48: Übersicht über die ausgewählten Kreuzungen für den Nutzertest

den prozessierten potentiellen Landmarken jeweils das Objekt mit der besten Sichtbarkeit (d. h. größter Anzahl an Pixeln) für den Test ausgewählt worden. Die Aufgabe für die Probanden bestand darin, das vorgegebene Objekt anhand einer verbalen Beschreibung im Photopanorama der zugehörigen Kreuzung zu

identifizieren. Nach jeder einzelnen Objektsuche wurden sie aufgefordert, die Aufgabe durch zusätzliche Fragen in einem Fragebogen zu bewerten.

Damit die Suche nach der Landmarke im Photopanorama möglichst vergleichbar zu der entsprechenden Aufgabe vor Ort erfolgt, sind die Bilder in ein interaktives Panorama-Betrachterprogramm eingebettet worden. In diesem wurden die Kreuzungen in einem Bildausschnitt auf dem Monitor dargestellt, der in etwa dem menschlichen Blickfeld entspricht. Die Probanden konnten sich durch Drehbewegungen (360 Grad um die eigenen Achse sowie 90 Grad nach oben und unten) und Zoomen durch den gesamten photographischen Rundumblick selbstständig navigieren. Durch diese Vorgehensweise sollte die beobachtete Einschränkung bei der Erkennbarkeit von Objekten in Panoramen (Abhängigkeit von der Ausgabegröße, siehe Abschnitt 9.1.2) verhindert werden. Gleichzeitig hat diese Präsentationsform den Vorteil, dass durch die Projektion des Bildes im Panorama-Betrachter die ansonsten auftretenden Verzerrungen der Objekte in einer 2D-Darstellung für die Probanden verringert werden und die Darstellung daher „natürlicher“ und realitätsnäher wirkt.

Um die Bedingungen für alle Objekte vergleichbar zu halten und eine Gewöhnung an das betrachtete Panorama auszuschließen, sollte jeweils nur ein Objekt pro Kreuzung gesucht werden. Durch die gewählte Abfolge der Kreuzungen wurde ausgeschlossen, dass zweimal hintereinander das gleiche Objekt gesucht werden musste. Die Beschreibungen, mit Hilfe derer die Objekte gesucht werden sollten, sind eigenhändig von der Autorin zusammengestellt worden. Es wurde darauf geachtet, dass das Objekt bestmöglich sowohl durch seine Funktion („Rathaus“) als auch durch seine visuelle Charakteristik („historisches Gebäude mit grüner Kuppel“) beschrieben worden ist. Innerhalb der 15 Beschreibungen wurden fünf eingestreut, die „automatisch“ aus den Ergebnissen des Extraktionsverfahrens erzeugt worden sind (Ableitung aus den Informationen über das Attribut und seinen Wert). Eine Übersicht über die verwendeten Beschreibungen im Rahmen des Tests ist in Anhang A.6.1 gegeben. Die im Test verwendeten Photopanoramen sind in Anhang A.6.2 abgebildet.

Zur Ergänzung der Suchaufgabe im Bild ist ein Fragebogen erstellt worden. Darin wurden allgemeine Angaben über das Alter und das Geschlecht des Probanden sowie eine subjektive Einschätzung der Testperson erbeten, wie gut sie sich auf einer Skala von 1 (sehr gut) bis 5 (gar nicht) im Testgebiet auskennt. Daran anschließend wurde für jedes gesuchte Objekt ein Fragenkatalog bestehend aus fünf Fragen gestellt. (Die Ergebnisse der Frage 4 werden hier im Folgenden nicht weiter vorgestellt, weil sie keine Relevanz für die Evaluation der extrahierten Objekte besitzen.)

- ▷ Frage 1: Haben sie das Objekt gefunden? (Mögliche Antworten: ja, nein, anderes Objekt)
- ▷ Frage 2: Wie schätzen sie die Dauer ihrer Suche ein? (Mögliche Antworten: schnell, mittel, langsam)
- ▷ Frage 3: Wie empfanden sie die Qualität der Objektbeschreibung? (Mögliche Antworten: gut, mittel, schlecht)
- ▷ Frage 4: Wie würden sie das Objekt selber kurz beschreiben? (Freier Text)
- ▷ Frage 5: Würden sie das Gebäude in einer Wegbeschreibung selber als Landmarke verwenden? (Mögliche Antworten: ja, nein)

An dem Test haben 21 Personen teilgenommen. Das Alter der Teilnehmer reichte von 21–60 Jahren, wobei es sich beim Großteil der Testpersonen um Studenten im Alter von 21–25 Jahren handelte. Die übrigen Probanden waren Kollegen der Autorin. Es haben 14 männliche und 7 weibliche Personen an der Untersuchung mitgewirkt. Die eigene Vertrautheit mit dem Testgebiet wurde mit durchschnittlich 2,3 bewertet und lag ausschließlich im Bereich der Noten 1–3. Der Nutzertest dauerte ungefähr 40 Minuten. Nach einer Einführung in die Thematik des Tests wurde anhand eines Beispiels die Aufgabenstellung und die Navigation im Panorama-Betrachter von den Teilnehmern geübt. Anschließend erfolgte die Suche nach den Objekten. Die Teilnehmer bekamen pro Objekt rund eine Minute Zeit für die Suche. Im Anschluss daran wurde ihnen das korrekte Gebäude gezeigt und Gelegenheit zum Ausfüllen des Fragebogens gegeben.

Der gewählte Aufbau des Nutzertests führt zu einigen Randbedingungen, die hier im Folgenden zusammenfassend aufgeführt sind:

Überprüfung von potentiellen Landmarken: Die Landmarken-Objekte des Tests repräsentieren nur einen Zwischenschritt und existieren eigentlich so nicht in der Realität. Es wird daher durch den

Nutzertest überprüft, ob die Testobjekte sich als Landmarken eignen, indem die eigentliche Navigationsaufgabe in eine Suche nach vorgegebenen Objekten von einem bestimmten Standpunkt aus umformuliert wird.

Testobjekte: Es wird nur ein kleiner Ausschnitt der Ergebnisse in den Test einbezogen. An 15 zufällig bestimmten Kreuzungen von den insgesamt 283 des Testgebiets wird die jeweils am besten sichtbare potentielle Landmarke für den Test ausgewählt. Die Anzahl der Testobjekte musste beschränkt werden, um den Nutzertest in einer für die Probanden angemessenen Zeitspanne durchführen zu können.

Anzahl der Probanden: Die Anzahl von 21 Testpersonen ist eine relativ kleine Stichprobe. Aus diesem Grund können auch die möglichen Einflüsse des Geschlechts, Alters, der räumlichen Vorkenntnis sowie der kognitiven Fähigkeiten der Probanden bei der Navigation nicht untersucht werden. Die Stichprobe ist statistisch nicht repräsentativ, aber eine Ausweitung der Stichprobe war aus Gründen der Machbarkeit nicht möglich.

Künstliche Testumgebung: Die Aufgabe der Navigation wird im Labor künstlich „nachempfunden“, um gleichartige Bedingungen für alle Probanden zu schaffen. Damit sind auch viele der realen Störeinflüsse (z. B. laute Geräusche, Verkehr, Hektik, ein parallel laufendes Gespräch) ausgeklammert. Inwieweit die so erhaltenen Ergebnisse noch mit der Realität übereinstimmen, ist nicht quantifizierbar.

Realität durch Photopanoramen: Die reale Wahrnehmung der Umgebung wird durch die Betrachtung von Bildpanoramen am Computer mit Hilfe eines Betrachterprogramms, das interaktive Navigation im Bild ermöglicht, ersetzt. Ob die Erkennbarkeit von Objekten dabei identisch bleibt, ist nicht überprüft worden. Bereits der Ersatz einer bewegten Szene der Realität durch eine statische Photoansicht wird zu einer veränderten Wahrnehmung von Objekten beim Betrachter führen. Hinzukommen die „Mängel“ der photographischen Aufnahme (ungleichmäßige Beleuchtungsverhältnisse, geometrische Auflösung des Bildes).

10.1.2 Ergebnisse des Nutzertests

In Abbildung 49 sind die Auswertungen des Fragebogens für die 15 gesuchten potentiellen Landmarken in der Reihenfolge, wie sie den Probanden vorgelegt wurden (Start mit Kreuzung 856), graphisch dargestellt. Die Säulendiagramme spiegeln die prozentuale Verteilung der Antworten der Probanden für jedes gesuchte Objekt wider. Der erste Überblick zeigt, dass kein einziges der getesteten Objekte von den Probanden vollständig abgelehnt worden ist: Alle Landmarkenobjekte sind zumindest von einem Teil der Probanden gefunden und als Landmarke bestätigt worden (siehe Abbildung 49, Frage 1 und 5).

Detaillierter betrachtet zeigt sich in den drei oberen Reihen die Abhängigkeit zwischen dem Erfolg bei der Suche und der Qualität der Beschreibung: Die Kreuzungen, die durch automatisch vom Verfahren generierte Beschreibungen gesucht werden sollten, sind durch ein „x“ markiert (z. B. „Mischnutzung mit Wohnen“ für Kreuzung 1160). Außer bei der Kreuzung 983 („Kirche“) führten genau diese Beschreibungen dazu, dass das jeweilige Objekt gar nicht gefunden wurde oder mit einem anderen Objekt verwechselt worden ist (siehe Kreuzung 926, 1160 und 1156). Bei diesen Objekten wurde daher auch mehr Zeit für die Suche verwandt und die Qualität der Beschreibung als minderwertig eingestuft. Bei der Beurteilung der Qualität der Beschreibung werden aber auch die Objekte an den Kreuzungen 958, 1176, 993 sowie insbesondere 970 als mittel bis schlecht beschrieben eingestuft. Bei 958 ist vermutlich wiederum die automatische Beschreibung der Auslöser für die mäßige Bewertung. Die Objekte 1176, 993, 970 sowie das Objekt 1160 schneiden aber auch bei der letzten Frage, ob der Proband dieses Objekt selber in einer Wegbeschreibung verwenden würde, bei nahezu der Mehrheit der Teilnehmer schlecht ab. Daraus lässt sich ableiten, dass die vorgegebenen Objekte sich nicht als Landmarke für die Kreuzung eignen.

Um aus der Abbildung 49 eine quantitative Beurteilung der Antworten abzuleiten, ist ein Teil der Ergebnisse zusammengefasst worden. Weil auf die Plausibilität der Objekte geschlossen werden soll, ist ausschließlich die Verteilung der positiven Wertungen der Probanden (diejenigen aus den vorgegebenen Möglichkeiten, die mit „ja“, „schnell“ oder „gut“ beantwortet werden konnten) in vier Gruppen eingeteilt worden. Die Gruppen repräsentieren, wie viel Prozent aller Teilnehmer die jeweilige Frage positiv beantwortet haben, also wie gut ein Objekt statistisch bewertet worden ist. Die Anzahl der Objekte, die in die jeweilige Gruppe fallen, ist in Abbildung 50 graphisch und tabellarisch dargestellt.

Die Graphiken zeigen, dass 13 der 15 Objekte von jeweils mehr als der Hälfte der Probanden im Photopanorama wiedergefunden worden sind. Die Nachfrage, wie schnell die Objekte identifiziert worden sind, und

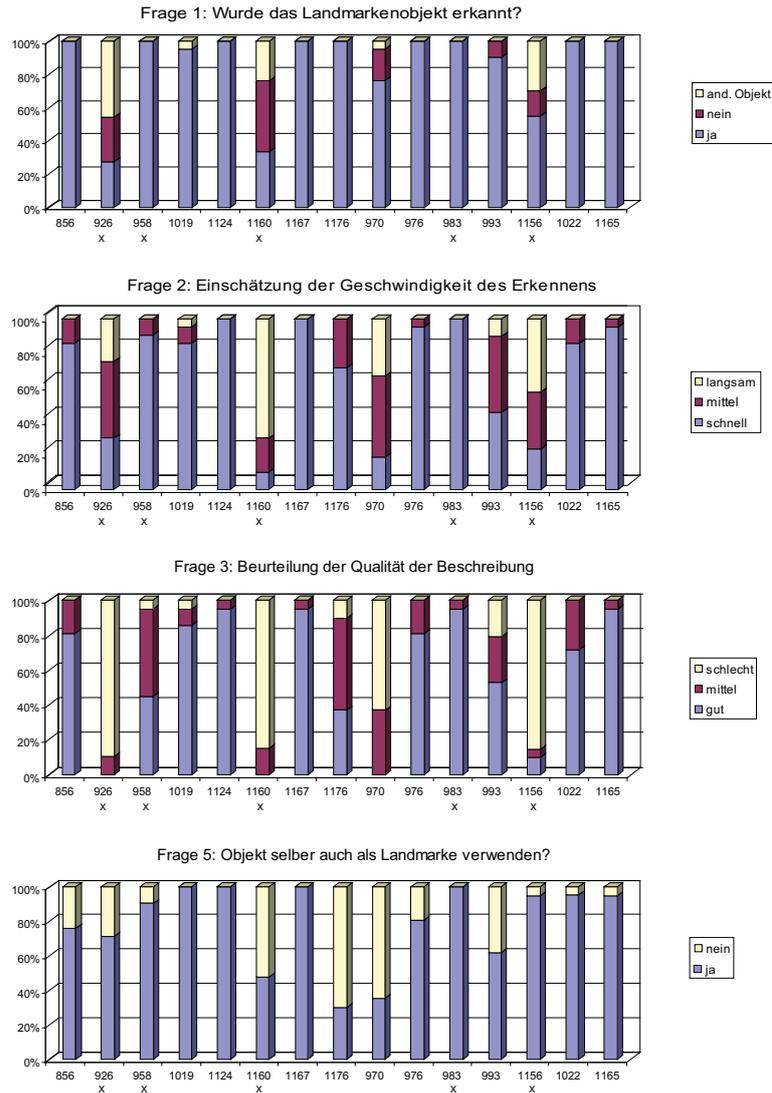


Abbildung 49: Ergebnisse des Nutzertests: prozentuale Verteilung der Antworten für die Kreuzungen 856–1165. Bei den Objekten mit „x“ unter der Kennnummer handelt es sich um diejenigen Objekte, die mittels der automatisch generierten Beschreibung identifiziert werden sollten.

die Einschätzung der Qualität der Objektbeschreibung sind dagegen für eine geringere Anzahl an Objekten mit gut bewertet worden. Überraschend ist bei der Qualitätsbewertung besonders die Erkenntnis, dass nur 7 Objekte von mehr als 75% der Teilnehmer als gut beschrieben angesehen worden sind (ein Objekt davon hatte eine automatisch erzeugte Beschreibung). Dabei sind 10 Objekte bei der Konzeption des Tests mit der (von der Autorin subjektiv empfundenen) bestmöglichen Beschreibung versehen worden. Bei der Frage, ob das Objekt auch von den Probanden selber in einer Wegbeschreibung als Landmarke angegeben werden würde, wurde dies bei 10 Objekten von mehr als drei Viertel aller Personen bestätigt.

10.1.3 Bewertung der Ergebnisse

Die Einschränkungen für die Beurteilung der Ergebnisse, die sich durch die Randbedingungen des Tests ergeben (siehe Abschnitt 10.1.1), sind für diesen akzeptiert worden, um miteinander vergleichbare, analysierbare Resultate zu erhalten. Doch auf Grund dieser Beschränkungen kann keine konkrete, statistisch gesicherte Qualitätsangabe der Ergebnisse formuliert werden. Es wird davon ausgegangen, dass die Auswertung aber die grundlegende Tendenz widerspiegelt.

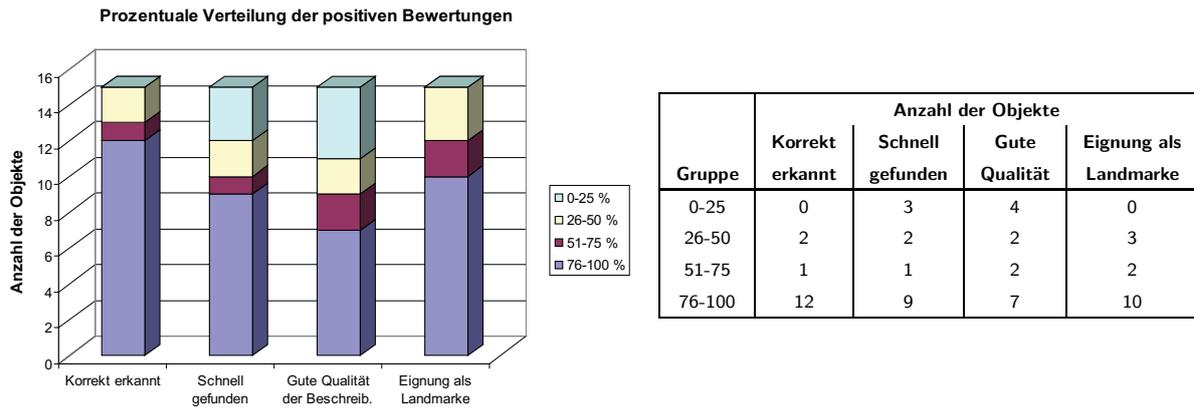


Abbildung 50: Auswertung der positiven Antworten („ja“, „schnell“, „gut“) in vier Gruppen: 0–25 %, 26–50 %, 51–75 % oder 76–100 % der Probanden haben das Objekt korrekt erkannt, schnell gefunden, die Beschreibung für gut befunden oder würden das Objekt auch selber als Landmarke verwenden.

Aus den Erkenntnissen kann geschlussfolgert werden, dass die Kommunikation der Landmarken-Information an den Nutzer ein elementarer Baustein für die erfolgreiche Navigation mit Landmarken ist: Die Übermittlung der Landmarken an den Nutzer erfolgte im Nutzertest durch eine verbale Beschreibung des Objekts. Es wurde versucht, die Testobjekte möglichst optimal durch die Angabe der Funktion und der visuellen Eigenschaften zu beschreiben. Die Probanden beurteilten aber nicht alle dieser subjektiv (von einer Person) erzeugten Beschreibungen als gut. Damit scheint die optimale Kommunikation von Landmarken entweder bestimmten Strukturen, die bei der Erstellung nicht befolgt worden sind, oder individuellen Präferenzen der Nutzer zu unterliegen. Diese zugrunde liegenden Strukturen müssen daher entschlüsselt werden, um die Landmarkeninformation bei der verbalen Übermittlung für die menschliche Informationsverarbeitung optimieren zu können. Aber auch die Möglichkeiten alternativer Kommunikationsverfahren, z. B. mittels kartographischer Visualisierungen, sind zu untersuchen (siehe dazu Kapitel 11.3.2).

Es ist bei den Ergebnissen positiv zu vermerken, dass keines der Testobjekte von allen Probanden abgelehnt wird. Es gibt einige Objekte, deren Eignung als Landmarke nur von einer Minderheit der Teilnehmer bestätigt wird, aber es sind immer mehr als ein Viertel der Testpersonen. Daraus folgt, dass keines der extrahierten Objekte vollständig ungeeignet ist. Aber nicht alle Objekte finden die gleiche Akzeptanz als Landmarke und stützen damit die Annahme der personalisierten Landmarken (siehe Kapitel 3.1.1).

Die Betrachtung der Ergebnisse in Abbildung 50 zeigt, dass 12 von den insgesamt 15 Testobjekten jeweils von mehr als der Hälfte aller Probanden die Eignung als Landmarke bestätigt wurde. Demnach sind die extrahierten Objekte für die Testpersonen in den allermeisten Fällen plausibel und akzeptabel.

10.2 Vergleich mit tatsächlichen Landmarken

Im Rahmen der Studie von Lübke [2004] sind für zwei definierte Routen (von ca. 2 km Länge) im Stadtgebiet Hannovers verbale Wegbeschreibungen von 20 Testpersonen gesammelt worden. Dabei sind die Teilnehmer – vorwiegend Studenten, die schon mehrere Jahre in der Stadt leben – aufgefordert worden, die Routen aus dem Gedächtnis zu beschreiben. Alle Hinweise, die notwendig sind, um einem Ortsunkundigen den Weg als Fußgänger zu weisen, sollten dabei genannt werden. Eine dieser Routen führt zu großen Teilen durch die Innenstadt Hannovers (Fußgängerzone, Haupteinkaufsstraße), die andere durchquert städtisches Wohn- und Mischgebiet. Die erstgenannte Route liegt vollständig innerhalb des hier verwendeten Testgebiets und wird daher für eine Überprüfung der erzeugten potentiellen Landmarken herangezogen (siehe Abbildung 51).

Aus den Beschreibungen, die eine Vielzahl an Objekten als Landmarken beinhalten (z. B. Parkplatz, Friedhof, Straßenbahnhaltestellen, Parkanlagen usw.) sind alle genannten Gebäudeobjekte unabhängig von der Häufigkeit ihrer Nennung in den verschiedenen Wegbeschreibungen herausgefiltert worden. Diese sind manuell anhand des Kontextes der Route den zugehörigen Kreuzungen im vorliegenden Testgebiet so gut wie möglich zugeordnet worden. Da diese Zuordnung der Landmarken zu den Kreuzungspunkten geometrisch

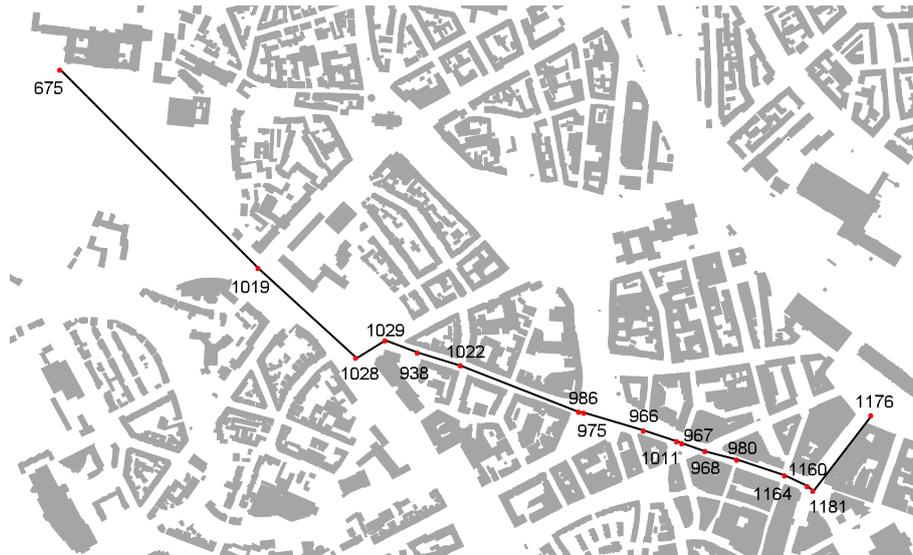


Abbildung 51: Übersicht über den Verlauf der Route aus der Studie von Lübke [2004] mit den Kreuzungen, die im Testgebiet liegen

nicht festgelegt und oftmals gar nicht eindeutig möglich ist, werden die referenzierten Landmarken mehreren Kreuzungen zugewiesen. Insgesamt stehen somit 17 Kreuzungen zur Verfügung, an denen die extrahierten potentiellen Landmarken anhand von realen Landmarken überprüft werden können.

Die Ergebnisse des Vergleichs sind in Tabelle 21 gegeben. Für den Vergleich wurde überprüft, ob die reale Landmarke in der Auswahl der potentiellen Landmarken für die jeweilige Kreuzung vorhanden ist. Wenn für eine Kreuzung mehrere reale Landmarken vorhanden sind, wird überprüft, wie viele davon in den potentiellen Landmarken enthalten sind. So sind für sechs Kreuzungen alle realen Landmarken in den Extraktionsergebnissen wiederzufinden. Bei zwei Kreuzungen (1160 und 1181) ist von den fünf aufgeführten realen Landmarken nur jeweils eine in den potentiellen Landmarken enthalten. Zusammenfassend sind demnach für 8 von 17 Kreuzungen Übereinstimmungen zwischen den realen Landmarken der Testroute aus Lübke [2004] und den prozessierten potentiellen Landmarken zu finden.

Tabelle 21: Vergleich der realen und potentiellen Landmarken an den Kreuzungen der Route

Kreuzung	Reale Landmarken	in Ergebnissen vorhanden?
675	Welfenschloss, Bibliothek	(beide) ja
1019	Conti-Campus der Universität Hannover	nein
1028	Allianz Hochhaus	ja
1029	Allianz Hochhaus	nein
938	Allianz Hochhaus	ja
1022	Allianz Hochhaus	ja
986	Brautmodengeschäft	nein
975	Brautmodengeschäft, Conrad	nein
966	Apotheke Georgstraße, Spinnrad, McDonalds	nein
1011	C&A	ja
967	C&A	ja
968	C&A	nein
980	New Yorker	nein
1164	New Yorker, H&M, Benetton	nein
1160	H&M, Benetton, Mövenpick, Schmorl & von Seefeld, Sparkasse	(eines) ja
1181	H&M, Benetton, Mövenpick, Schmorl & von Seefeld, Sparkasse	(eines) ja
1176	Kaufhof	nein

10.2.1 Diskussion des Vergleichs mit realen Landmarken

An den Vergleich wird die Erwartung gestellt, dass die realen Landmarken in den potentiellen Landmarken als Teilmenge enthalten sein müssen, wenn das Extraktionsverfahren korrekte Ergebnisse liefert. Für die abschließende Bewertung des Ergebnisses – nur für knapp die Hälfte aller betrachteten Kreuzungen stimmen die realen Landmarken mit den extrahierten überein – gilt es aber die folgenden Aspekte zu kritisch zu bedenken.

Die hier als Referenz genutzten Landmarken entsprechen nicht allgemein gültigen Landmarken. Sie sind das Ergebnis einer Befragung einer recht geringen Anzahl von Testpersonen einer bestimmten Altersgruppe, die einen speziellen Erfahrungshintergrund besitzt (ein Großteil der Probanden sind Studenten). Damit sind die genannten Landmarken „gefärbt“ von den persönlichen Präferenzen und Gewohnheiten der Probanden: Die Geschäfte, die genannt worden sind (New Yorker, H&M, Benetton) spiegeln z. B. die Altersgruppe der Probanden wider. Es wird davon ausgegangen, dass eine anders zusammengesetzte Gruppe von Testpersonen eine andere Auswahl an Geschäften nennen würde (vergleiche dazu auch Abschnitt 3.1.1).

Die Zuordnung der realen Landmarken zu den Testkreuzungen war nicht gegeben und erfolgte nachträglich von Hand. Damit ist die Zuweisung nicht hypothesenfrei. Zudem ist es möglich, dass in den tatsächlichen Wegbeschreibungen die Angabe von Landmarken an einigen Kreuzungspunkten der Route „ausgelassen“ worden ist. Der Verlauf der Route ist sehr geradlinig und weist nur wenige echte Knickpunkte auf, an denen der Wegsuchende eine Entscheidung treffen muss und daher wirklich Landmarken gefordert sind (Einfluss der konkreten Route auf die Auswahl der Landmarken, siehe auch Kapitel 3.1.3). Damit können in der Aufstellung aller verwendeten realen Landmarken Objekte „fehlen“, weil die Routenbeschreibung bei der Kommunikation bezüglich der kognitiven Last für den Nutzer optimiert worden ist (Konzept des räumlichen Chunkings). Somit ist eine eindeutige Zuordnung von Landmarken zu Kreuzungen und anschließende Bewertung des Vergleiches nur bedingt möglich.

Die für den Vergleich genutzte Route durchquert ein speziell geprägtes, städtisches Gebiet: große Teile des Weges durchqueren die Innenstadt und insbesondere die Hauptgeschäftsstraße von Hannover. Ein inhaltlicher Vergleich der beiden Routen aus der oben genannten Studie und der für sie gegebenen Gebäudelandmarken zeigt, dass sich die referenzierten Objekte in die folgenden vier verschiedenen Gruppen einteilen lassen [Elias, Paelke & Kuhnt 2005]:

- ▷ Geschäfte einer Handelskette, die durch ihren Markennamen beschrieben werden (C&A, New Yorker, H&M, Benetton, Kaufhof)
- ▷ Geschäfte, die durch ihren allgemeinen Nutzungstyp charakterisiert werden (Hotel, Apotheke, Frisör, Fleischer).
- ▷ Gebäude, die durch ihre allgemeine Funktion (Kirche, Bibliothek) oder ihren Eigennamen (Welfenschloss, Marktkirche) beschrieben werden.
- ▷ Gebäude, die durch ihre visuellen Eigenschaften beschrieben werden (das große, gelbe Haus; das rote Backsteingebäude).

Die Untersuchung der Häufigkeit der Nennungen zeigt, dass diese bei unterschiedlich strukturierten Routen voneinander stark abweichen (siehe Tabelle 22). Es ist darauf hinzuweisen, dass nur die beiden vorliegenden Routen untersucht worden sind. Damit sind keine statistisch gesicherten Aussagen möglich. Aber mittels der Gegenüberstellung kann gezeigt werden, dass der Gruppentyp der verwendeten Objekte vom Routenumfeld abhängt. Im Bereich von Fußgängerzonen werden vorwiegend allgemein gut bekannte Geschäfte als Landmarken verwendet. Wenn diese nicht zur Verfügung stehen (wie z. B. in typischen Wohn- und Mischgebieten), werden Objekte aus anderen Gruppen stärker eingesetzt. Da speziell die Information über Geschäftsnamen nicht in der hier genutzten Datenbasis verfügbar ist, können die Objekte nur dann mit dem vorgestellten Extraktionsverfahren gefunden werden, wenn sie auch bezüglich anderer Aspekte auffallend sind (wie z. B. der Größe oder weil sie ein einzeln stehendes Gebäude darstellen, siehe die erfolgreich extrahierte Landmarke C&A in der Tabelle 21).

Unter Beachtung der hier aufgeführten Einflüsse, wird das Ergebnis des Vergleichs daher positiv gewertet. Die Trefferquote von 8 identischen Landmarken für 17 Kreuzungen zeigt, dass das Verfahren anwendbar ist und zu plausiblen Ergebnissen führt.

Tabelle 22: Verteilung der Landmarken abhängig vom Routentyp, nach Elias, Paelke & Kuhn [2005]

Gebäude-Typ	Route 1 (Wohn- und Mischgebiet)	Route 2 (Innenstadt)
Geschäft (Handelskette)	4 (20 %)	18 (56 %)
Geschäft (Typangabe)	3 (15 %)	8 (25 %)
Funktion / Eigennamen	7 (35 %)	6 (19 %)
Visuelle Eigenschaften	6 (30 %)	0 (0 %)
Summe	20 (100%)	32 (100 %)

10.3 Fazit zur Evaluation

Das Ziel dieses Kapitels – eine objektive und quantifizierbare Überprüfung, ob die extrahierten Objekte tatsächlich potentiellen Landmarken entsprechen, – ist nur mit Einschränkungen erreicht worden. Zu viele, z. T. noch unbestimmte Faktoren beeinflussen das jeweilige Evaluationsverfahren, so dass die Ergebnisse nur bedingt mit der Realität vergleichbar sind: Auf der einen Seite stehen die getroffenen Annahmen für den Nutzertest, auf der anderen Seite die zwangsweise Überlagerung von realen Landmarken aus Wegbeschreibungen mit potentiellen Landmarken für einzelne Kreuzungen. Die Stichprobe ist zudem in beiden Fällen zu klein, um repräsentative Ergebnisse ermitteln zu können.

Daher kann die Überprüfung der Extraktionsergebnisse mit Hilfe des Nutzertests und dem Vergleich mit tatsächlichen Landmarken auch kein konkretes Maß für die Übereinstimmung zwischen den extrahierten Objekten und den potentiellen Landmarken der Realität liefern. Die Untersuchungen zeigen aber, dass das Verfahren plausibel ist und zu anwendbaren Ergebnissen führt, die Übereinstimmungen mit vom Menschen gegebenen Landmarken aufweisen. Bei der Diskussion der beiden Evaluationsverfahren sind mögliche Erklärungen für die Gründe der Abweichungen gegeben worden. Inwieweit diese tatsächlich die Ursache dafür sind, kann nur durch weitere, umfangreiche Nutzertests ermittelt werden, die außerhalb des Rahmens dieser Arbeit liegen.

Teil III

Diskussion und Ausblick

11 Bewertung des Ansatzes und zukünftige Forschungsfragen

In diesem Kapitel werden die Vor- und Nachteile des vorgestellten Ansatzes diskutiert. Das hier präsentierte Verfahren stellt nur den ersten Schritt in einer mehrteiligen Prozesskette zur Bereitstellung von Landmarken für die Navigation dar. Daher werden im folgenden Kapitel die fehlenden Aspekte kurz skizziert, um einen Überblick über den Gesamtprozess zu geben. Zum Schluss werden zukünftige Fragestellungen im Zusammenhang mit der Bereitstellung von Landmarken für die Navigation aufgeworfen.

11.1 Vor- und Nachteile des Verfahrens

Das vorgestellte Extraktionsverfahren wird anhand der gleichen Kriterien wie die alternativen Ansätze zur Bestimmung von Landmarken bewertet (vergleiche dazu Kapitel 4.3 auf Seite 39). Ebenso wie die anderen Verfahren beschränkt sich dieses auf die Bestimmung von Gebäuden als lokale Landmarken. Abweichend werden aber nicht einzelne Fassaden sondern vollständige Gebäude auf ihre Auffälligkeit hin untersucht. Die Bewertungskriterien sind im Folgenden detailliert ausgeführt und werden in Tabelle 23 als Übersicht gegeben.

Tabelle 23: Bewertung des Verfahrens, Bewertung mit + (gut), o (neutral), – (negativ)

Gesichtspunkt	Modifiziertes ID3
Bewertungsmaß	o
Lokale Nachbarschaft	+
Modellierung der Attribute	o
Sichtbarkeit	+
Vollständigkeit der modellierten Einflüsse	(+)
Einsetzbarkeit	+

Bewertungsmaß

In der hier vorgestellten Lösung wird die Auffälligkeit von Gebäuden durch ein Data Mining-Verfahren untersucht. Mittels des angepassten Klassifikationsverfahrens *Modifiziertes ID3* werden in ihren Attributwerten einzigartige Objekte bestimmt. Dabei garantiert die Eigenschaft des ID3-Verfahrens, den Wert des Informationsgewinns bzw. der Gewinnrate als Trennkriterium für den Aufbau des Entscheidungsbaums heranzuziehen, dass jeweils der „seltenste“ Attributwert zur Aufspaltung der Daten angewendet wird.

Das Verfahren benötigt zwingend nominale Attributwerte für die Durchführung. Dies erfordert eine Diskretisierung von numerischen Attributen und führt gegebenenfalls zu Informationsverlust. Im Gegenzug eröffnet die Gruppierung der Attributwerte die Möglichkeit, diese natürlichsprachlichen Kategorien (wie klein – mittel – groß) automatisch zuordnen zu können. Dadurch kann eine verbale Beschreibung für die Landmarke innerhalb des Verfahrens abgeleitet werden.

Die hier gewählte Verfahrenslösung berechnet kein metrisches Maß, das den Auffälligkeitsgrad des Objektes widerspiegelt. Das Ergebnis ist stattdessen eine direkte Einteilung in potentielle Landmarken und „normale“ Objekte. Dabei birgt die Vorgehensweise der hypothetischen Klassifizierung im Rahmen des Modifizierten ID3 das Problem, dass mehrfach auftretende Landmarken (z. B. zwei Kirchen an einem Entscheidungspunkt) sich im Verfahren gegenseitig „behindern“ und gegebenenfalls sogar auslöschen. Die hypothetische Annahme, dass ein Objekt eine Landmarke ist und alle anderen nicht, führt bei zwei identischen Objekten zum Aufbau eines Widerspruchs in den Daten. Für den Fall, dass zwei solche Objekte im Datensatz vorliegen, kann der Entscheidungsbaum keine positive Landmarken-Aussage beinhalten (zur Erläuterung

siehe das Datenbeispiel in Kapitel 6.2.2). Sind sich die beiden Objekte sehr ähnlich, aber nicht in allen Attributwerten identisch, wird mindestens eine Ebene mehr im Entscheidungsbaum benötigt, um das positiv klassifizierte Objekt von dem sehr ähnlichen und allen weiteren eindeutig zu trennen. Da das hier beschriebene Verfahren nur die erste Ebene des Entscheidungsbaums auswertet (siehe Beschreibung des Verfahrens in Kapitel 6.2.2), fallen so beide Objekte bei der Auswertung der Entscheidungsbäume aus der Landmarken-Liste heraus und werden nicht als Landmarken detektiert. Abhilfe dafür könnte die Prozessierung von Kombinationen schaffen: Jeweils Gruppen aus zwei oder mehreren Objekten werden positiv klassifiziert im Gegensatz zu den übrigen Datensätzen. Die Anzahl der notwendigen Variationen, um alle möglichen Kombinationen abzudecken, steigt jedoch exponential und damit die Anzahl der Datensätze und notwendigen Prozessierungen, so dass hier auf einen Einsatz verzichtet wurde.

Das Verfahren wurde durch einen Nutzertest und Vergleich mit tatsächlichen Landmarken evaluiert. Auf Grund der vielfältigen Einflüsse, durch die Objekte zu Landmarken in Wegbeschreibungen werden, war es nicht möglich, die Qualität der Ergebnisse direkt zu messen. Es konnte aber gezeigt werden, dass die meisten der extrahierten Objekte von den möglichen Anwendern als plausibel und nutzbar eingestuft wurden.

Lokale Nachbarschaft/Referenzmenge

Die Analyse der auffälligen Objekte geschieht in dem hier vorgestellten Verfahren für einzelne Straßenkreuzungen. Um zu ermitteln, welche Gebäudeobjekte als lokale Nachbarschaft für eine Kreuzung betrachtet werden können, wird auf die Ergebnisse einer Sichtbarkeitsbestimmung durch 3D-Daten zurückgegriffen. Dazu wird mit Hilfe von luftgestützten Laserscan-Daten eine vereinfachte 3D-Sichtbarkeitsanalyse für die Kreuzung bestimmt. Dies führt zu einer Liste von Gebäudeobjekten, die von der jeweiligen Kreuzungsmitte aus sichtbar sind.

Aus dieser Objektmenge werden durch eine Bewertung der Sichtbarkeit diejenigen Gebäude selektiert, welche vom Standpunkt aus als „erkennbar“ gelten können. Diese Auswahl bildet die Referenzmenge für die anschließende Analyse. Gelingt es dabei den Schwellwert für die „Erkennbarkeit“ von Objekten möglichst der menschlichen Wahrnehmung anzupassen, ist die Referenzmenge für das Verfahren gut gewählt. Die Festlegung dieser Größe erfolgte heuristisch unter Verwendung der Erkenntnisse einer Nutzerbefragung (siehe Abschnitt 9.1.2). Damit ist die Referenzmenge nicht hypothesenfrei, kann aber als sehr gute Näherung an die tatsächlichen Verhältnisse betrachtet werden.

Modellierung der Attribute

Die Attribute basieren vollständig auf den verfügbaren Informationen aus der ALK (hier genutzt die Version Niedersachsen) sowie luftgestützten Laserscan-Daten. Das hat den großen Vorteil, dass die Attributbasis für umfangreiche Gebiete flächendeckend für eine Auswertung bereit steht bzw. durch eine Befliegung erzeugt werden kann. Dadurch ist ein praktischer Einsatz des Verfahrens denkbar.

Der Nachteil ist die mögliche Beschränkung bei der Verfügbarkeit von tatsächlich relevanten Attributen. So existieren in der verwendeten Datenbasis keine Angaben zu der Farbe eines Gebäudes. Dieses ist vermutlich aber eine sehr wichtiges Kriterium, warum Menschen Objekte voneinander unterscheiden, und daher für die Ermittlung von Landmarken essentiell (so versuchen beide Alternativverfahren aus Kapitel 4 dieses Attribut zu modellieren). Ebenso stehen die Informationen über die Geschäfte in den Gebäuden (z. B. H&M, Karstadt, C&A) nicht zur Verfügung, obwohl sich diese in der Auswertung der realen Wegbeschreibungen als relevante Information für Wegbeschreibungen herausgestellt haben.

Nicht zuletzt durch die Ergebnisse der Evaluation hat sich gezeigt, dass von der erfolgreichen Modellierung der Attribute die Qualität der extrahierten Landmarken-Objekte abhängt. Die Gleichsetzung eines einzigartigen Attributwerts mit der Eigenschaft, eine Landmarke darzustellen, erfordert, dass die verwendeten Attribute auch vom Menschen als wahrnehmbare und bedeutsame Charakterisierungen des Gebäudes angesehen werden. Dabei bestehende Korrelationen zwischen Attributen sind kein Problem. Diese führt nicht zu negativen Auswirkungen im Data Mining-Verfahren, sondern kann durch die Erweiterung des Verfahrens um relevante Einflussgrößen die Ergebnisse sogar verbessern. Aber nur wenn die für die menschliche Kognition tatsächlich entscheidenden Attribute mit ihrer Gewichtung untereinander in das Verfahren eingeführt werden, können als Ergebnis „natürliche“ Landmarken bestimmt werden.

In dieser Arbeit sind die aus der Datenbasis ableitbaren Attribute vor allem statistischen Verfahren zur Bestimmung ihrer Relevanz für das Verfahren unterzogen worden. Es hat sich gezeigt, dass die endgültige

Festlegung darüber, ob sie das menschliche Konzept der Gebäudekategorien widerspiegeln, nur mit Hilfe von Expertenwissen festgelegt werden kann. Gleiches gilt für die Bestimmung der Gewichte der Attribute untereinander. Diese Informationen können aber nur durch detaillierte Analyse des menschlichen Bewertungsschema – z. B. durch Nutzertests – erworben werden. Diese liegen außerhalb des Rahmens dieser Arbeit, sind aber der entscheidende Ansatzpunkt für eine Verbesserung des Verfahrens.

Sichtbarkeit

Die Bestimmung der Objektsichtbarkeiten basiert in diesem Ansatz auf der Auswertung echter 3D-Daten und ist daher als sehr realistische Näherung an die tatsächlichen Gegebenheiten zu betrachten. Als Unsicherheiten verbleiben das Problem der Alterung der Laserscan-Daten (Momentaufnahme zu einem bestimmten Zeitpunkt) sowie die Vereinfachungen bei der Durchführung der Sichtbarkeitsanalyse. Dabei wird die Verdeckung durch Bäume oder andere Störobjekte herausgefiltert oder gegebenenfalls dem Gebäude „zugerechnet“ (im Fall, dass der Baum sehr dicht am Gebäude steht, wird er bei der Sichtbarkeitsanalyse als Teil des Gebäudes gewertet).

Die Sichtbarkeit wird bisher in dem Verfahren ausschließlich zur Bestimmung der Referenzmenge genutzt. Unter der Annahme einer statischen Sichtbarkeit vom Kreuzungsstandpunkt aus wird auf die lokale Nachbarschaft und damit die Objekte geschlossen, welche in die weitere Prozessierung eingehen. Der Aspekt, die Sichtbarkeit bereits während der Bewegung auf dem Wegstück vor der eigentlichen Kreuzung zu verfolgen, aufzusummieren und daraus auf die Eignung des Objekts zu schließen, kommt erst bei der Bestimmung der Routen-abhängigen Landmarken zum Tragen und wird unter Abschnitt 11.2.1 skizziert. Dazu kann die Bewertung aufbauend auf dem bestehenden Verfahren zur Sichtbarkeitsanalyse erfolgen.

Vollständigkeit der modellierten Einflüsse

Die Bestimmung von Landmarken wird in diesem Ansatz als zweistufiges Verfahren betrachtet, von dem in dieser Arbeit nur die erste Phase, die zu potentiellen Landmarken führt, modelliert wird. Dieser Schritt ist aber mit realen Daten für ein Testgebiet in einer Prozesskette praktisch umgesetzt und die Ergebnisse sind exemplarisch evaluiert worden. An vielen Stellen des Verfahrens müssen Arbeitshypothesen gebildet werden, die erst durch weiterführende Arbeiten – oftmals Nutzertests – überprüft und gegebenenfalls verbessert werden können (wie die kognitive Relevanz der verwendeten Attribute oder die Bewertung der Sichtbarkeitsanalyse). Doch bereits mit den hier getroffenen Annahmen ist es gelungen, zum großen Teil plausible Ergebnisse zu erzeugen.

Der Arbeitsschritt der Bestimmung der potentiellen Landmarken entspricht in etwa der Phase der Bewertung der visuellen und semantischen Aspekte von Raubal & Winter [2002] (siehe die Beschreibung der Alternativverfahren in Kapitel 4.1.2). Eine Nutzung der weiterführenden Überlegungen dieses Verfahrens wie die Bewertung des strukturellen Aspekts nach Klippel & Winter [2005] bei der Einschränkung der potentiellen zu Routen-abhängigen Landmarken ist denkbar.

Einsetzbarkeit

Die Durchführung des Verfahrens erfordert ausschließlich vorhandene oder direkt messbare Daten. Dadurch ist es generell möglich, das Verfahren praktisch einzusetzen. Der Ansatz ist prototypisch implementiert und seine Durchführbarkeit anhand der Prozessierung des Testgebiets gezeigt worden. Die Ergebnisse sind evaluiert und zum Großteil als plausibel bewertet worden. Neue Attribute können, sobald sie verfügbar sind, ohne Änderungen am Gesamtprozess in das Verfahren übernommen werden. So ist z. B. eine Verwendung von *Point-of-Interest*-Informationen aus anderen Datenbeständen möglich.

Trotzdem stehen einem tatsächlichen Einsatz in kommerziellen Navigationssystemen neben den erforderlichen Kostenaufwendungen für die ALK- und Laserscan-Daten vor allem die nicht zu gewährleistende Fehlerfreiheit der Ergebnisse entgegen. Eines der Probleme ist die Aktualität der Daten, ein anderes die Frage nach der Vollständigkeit des Datenbestands. Die belegbare Qualität der Landmarken steht als wichtigstes Entscheidungskriterium für die Datenanbieter im Vordergrund. Solange nicht garantiert werden kann, dass das Objekt tatsächlich existiert und die Angaben dazu korrekt und vom Menschen wahrnehmbar sind, wird es keinen Einsatz in der Praxis geben.

11.2 Ausblick auf ein Gesamtkonzept für die Landmarkenextraktion

Die Extraktion von Landmarken ist bisher (siehe auch Kapitel 6.3.2) als zweistufiger Prozess beschrieben worden, für dessen erste Stufe – die Bereitstellung von potentiellen Landmarken – hier eine Verfahrenslösung vorgestellt worden ist. Als Ergebnis wird eine Auswahl an potentiellen Landmarken für eine bestimmte Kreuzung geliefert, die durch weitere Untersuchungen weiter eingeeengt werden kann. Dieser Schritt – die Ableitung von Routen-abhängigen Landmarken – umfasst mehrere Einflussgrößen, die in diesem Abschnitt kurz skizziert werden, um eine Übersicht über das Gesamtverfahren zu geben. Die im Folgenden genannten Aspekte nehmen Einfluss auf die endgültige Auswahl eines Objekts als Landmarke (vergleiche auch Kapitel 3 auf Seite 25):

Wahrnehmung des Objekts: Dabei spielt sowohl die Sichtbarkeit des Objekts, während man sich der Kreuzung nähert, eine Rolle, als auch die Frage, ob das Objekt dabei im *räumlichen Aufmerksamkeitsbereich* des Wegsuchenden liegt.

Nutzer- und Kontextparameter: Dabei geht es um die Einflüsse der Fortbewegungsart der Nutzer (Fußgänger, Autofahrer), subjektive Präferenzen oder den Kontext der Wegsuche (z. B. Tag oder Nacht) auf die Auswahl der Landmarken.

Optimierung der Wegbeschreibung: Die Formulierung der Wegbeschreibung wird unter linguistischen Gesichtspunkten für die Kommunikation optimiert. Dabei geht es sowohl um das genutzte Vokabular und die verwendete Grammatik zur Beschreibung der Landmarke an sich, als auch um die Verkürzung der Beschreibung durch Chunking, um die kognitive Last bei der Kommunikation zu minimieren.

Qualität als Landmarke: Die Qualität eines Objekts als Landmarke kann durch ein Maß für ihre Eindeutigkeit und Unverwechselbarkeit mit anderen Objekten entlang der Route oder in der direkten Nachbarschaft beschrieben werden. Insbesondere wenn eine Wegbeschreibung ausschließlich auf Landmarken basiert, müssen diese eindeutig und fehlerfrei zu identifizieren sein. Diese Qualität kann lokal für das Objekt bestimmt oder als globales Maß für die gesamte Route definiert werden.

11.2.1 Wahrnehmung des Objekts

Die Wahrnehmung eines Objekts hängt davon ab, ob es in ausreichender Weise vom Nutzer gesehen werden kann. Dieser Frage kann wiederum mit einer Sichtbarkeitsanalyse (vergleiche Kapitel 7.2) nachgegangen werden. Ein offener Punkt bleibt die korrekte Wahl der Parameter, die ein tatsächlich wieder erkennbares von einem bloß sichtbaren Objekt abgrenzen (siehe dazu Abschnitt 9.1).

Im Verlauf der Navigation muss die Entscheidung, ob und wohin an der nächsten Kreuzung abgelenkt werden muss, bereits vor Erreichen des Knotenpunkts getroffen werden. Für die Bereitstellung von Landmarken innerhalb eines Navigationssystems muss dafür die Zeit für die Kommunikation der Landmarken-Information sowie die benötigte Zeit des Nutzers, um diese aufzunehmen und zu verarbeiten, berücksichtigt werden. Dies bedeutet, dass einem Autofahrer im Gegensatz zu einem Fußgänger aufgrund seiner höheren Fortbewegungsgeschwindigkeit die Information früher bereit gestellt werden und dieser seine Entscheidung, wohin es lang gehen wird, früher treffen muss. Daher kann direkt aus der Geschwindigkeit und der kognitiven Verarbeitungsdauer auf die metrische Distanz geschlossen werden, wie weit vor einer Kreuzung ein Objekt erkennbar sein muss, damit die Zeit für die Navigationsentscheidung reicht, ohne zu Verzögerungen zu führen.

Mit Hilfe der Sichtbarkeitsanalyse ist es möglich, die Sichtbarkeit von Objekten im Verlauf der Route zu bestimmen und zu verfolgen. Dazu wird die Sichtbarkeitsanalyse entlang der Route in diskreten Abständen (z. B. ein Meter Distanz) durchgeführt. Die Projektionsfläche der Sichtbarkeit wird dabei auf das Gesichtsfeld des Nutzers eingeschränkt. Anstatt der vollständigen Rundumsicht wird nur der sichtbare Bereich analysiert, wobei die Blickrichtung als geradeaus in Richtung der Fortbewegung angenommen wird. Dadurch verschwinden Objekte aus dem Sichtbarkeitskegel, die bereits passiert wurden und im Rücken des Wegsuchenden liegen. Das Funktionsprinzip ist in dem Beispiel in Abbildung 52 dargestellt. Es wird die Sichtbarkeit des Objekts Rathaus entlang einer Route verfolgt. Die Route beginnt in einer städtischen Straßenschlucht (bei 0 Metern) und läuft nach 65 Metern auf einen offenen Platz zu. Im Kurvendiagramm deutlich erkennbar kommt das Zielobjekt dadurch voll ins Blickfeld. Bei Meter 115 hat der Nutzer das Rathaus passiert und es verschwindet aus seiner Sicht. Mittels dieses Verfahrens kann die Dauer und der Umfang

der Sichtbarkeit eines Objekts beim Annähern an die Kreuzung bestimmt werden: Dasjenige potentielle Landmarken-Objekt, das am längsten (Anzahl der aufeinander folgenden Einzelbilder) und deutlichsten (jeweilige Größe im virtuellen Bild) auf dem Wegstück vor der Kreuzung bis zur Kreuzungsmitte hin sichtbar ist, wird am besten bewertet [Brenner & Elias 2003].

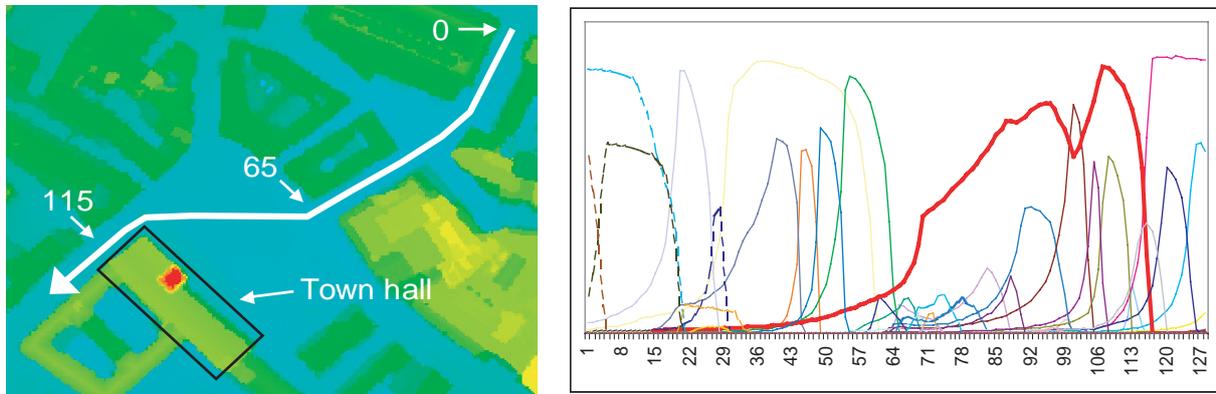


Abbildung 52: Verfolgung der Sichtbarkeit entlang der Route. Links: Verlauf der Route (mit Abstandsangaben vom Startpunkt [m]), rechts: Kurvendiagramm der Gebäudesichtbarkeiten entlang der Route (in ein Meter Abständen), rote Linie entspricht der Sichtbarkeit des Rathauses (*Town hall*) entlang der Route (Graphiken entnommen aus [Brenner & Elias 2003]).

Ein weiterer Punkt, der die Wahrnehmung eines Objekts beeinflusst, ist die Aufmerksamkeit, die ein Betrachter dem, was er mit seinen Augen sieht, entgegenbringt. In Kapitel 3.1.2 wurden kurz die Erkenntnisse von Maaß [1996] angesprochen, der durch Untersuchungen festgestellt hat, dass der Nutzer – abhängig von seiner aktuellen Intention – nur auf einen räumlichen Aufmerksamkeitsbereich innerhalb seines gesamten Gesichtsfeldes fokussiert. Daraus folgt, dass ein Wegsuchender, der erwartet, links abbiegen zu müssen, seinen räumlichen Fokus tendenziell auf die linke Straßenseite richtet und die Objekte dort deutlicher wahrnimmt (vergleiche dazu Abbildung 4 auf Seite 26, rechts). Die Nähe oder Lage im räumlichen Fokus könnte als Gewichtungsfaktor auf die ermittelten Sichtbarkeitswerte angebracht werden, um eine umfassende Modellierung der Objektwahrnehmung zu erhalten.

11.2.2 Nutzer- und Kontextparameter

Die Ermittlung der relevanten Nutzer- und Kontextparameter für die Bestimmung von Landmarken ist noch weitgehend Gegenstand der Forschung (siehe Kapitel 3.1.1). Daher können keine konkreten Aussagen über die Parameter, die tatsächlich modelliert werden müssen, getroffen werden. Es wird hier nur kurz skizziert, wie sich diese Aspekte in die vorgestellte Verfahrenslösung integrieren lassen könnten.

Von sehr elementarer Bedeutung für die Auswahl der Landmarken ist die Fortbewegungsart des Nutzers. Abhängig davon, ob dieser z. B. Fußgänger oder Autofahrer ist, benötigt er die Landmarken nicht nur zu einem anderen Zeitpunkt (siehe oben, Einflussgröße Wahrnehmung), sondern auch ganz andere Objekttypen und nicht nur Gebäude als Landmarken (siehe Kapitel 2.3.1). Die bedeutenden Objektkategorien und die Datenbestände, in denen diese zu finden sind, müssen jeder Nutzergruppe zugeordnet werden. Die Festlegung der Fortbewegungsart des Nutzers bestimmt so, welche Datenbestände der Extraktion von Landmarken unterzogen werden. Weitere Datenbestände für die Landmarkenbestimmung werden in Abschnitt 11.3 wieder aufgegriffen.

Um die Landmarken zu personalisieren, also unterschiedliche Objekte für z. B. Jugendliche und Erwachsene anzubieten, kann die Attributbasis eines Datenbestands eingeschränkt oder erweitert werden. Attribute, die für definierte Nutzergruppen keine Bedeutung haben, werden vor der Analyse aus der Attributbasis entfernt. Oder diese werden umgekehrt hinzugefügt, um die bewertbaren Eigenschaften des Objekts zu erweitern. Dies kann auch durch eine spezielle Aufbereitung von bestehenden Attributen erfolgen, wie beispielsweise die Begrenzung der Attributwerte für das Attribut „Geschäfte“ auf solche, die für eine der Nutzergruppen (für Jugendliche gegebenenfalls Fast-Food-Ketten, bestimmte Bekleidungs- sowie Technikgeschäfte) von besonderem Interesse sind.

Ebenso kann die Modellierung unterschiedlicher Kontexte bei der Wegsuche anhand der Anpassung der Attributbasis eines Datenbestands bereits im Vorfeld der eigentlichen Analyse in das Verfahren verankert werden. Dazu ist es erforderlich die Eigenschaften eines Kontextes zu bestimmen und diese in Form von Attributen für die zu analysierenden Objekte zur Verfügung zu stellen. Beispielsweise bei der Bestimmung von Nachtlandmarken könnte dieses durch Attribute erfolgen, welche die Beleuchtungsform und -intensität der Objekte bei Dunkelheit beschreiben

11.2.3 Optimierung der Wegbeschreibung

Die verbale Wegbeschreibung, die einem Nutzer letztendlich gegeben wird, ist in einer hierarchischer Abfolge optimiert worden. Auf der untersten Ebene wird die Übermittlung der Landmarken-Information in einer definierten Form vorgenommen. Das zugrunde liegende Konzept ist zu analysieren, um die menschliche Vorgehensweise bei der Begriffsbildung für die Landmarken-Kommunikation modellieren zu können. Um Beschreibungen automatisch zu generieren, wird ein Basisvokabular für Landmarken benötigt. Ebenso ist die Frage zu klären, in welchen Fällen der Mensch Objekte allgemein („große Parkanlage“) oder spezifisch („Herrenhäuser Gärten“) beschreibt.

Die Beschreibung der einzelnen Landmarken-Objekte wird in der nächsten Ebene in die Grammatik der einzelnen Anweisungen eingebettet. Um die Strukturen dieser Sätze adäquat für eine automatische Generierung zu modellieren, wird die Ontologie von Wegbeschreibungen benötigt [Winter 2002] (siehe auch Kapitel 3.2). Die Aneinanderreihung der Einzelanweisungen führt zu der vollständigen Wegbeschreibung. Für die eigentliche Kommunikation erfolgt dabei aber eine „Überarbeitung“, um die kognitive Last für den Nutzer zu minimieren. An Kreuzungen, an denen eine Entscheidung getroffen werden muss, ist die Angabe einer Landmarke zwingend notwendig. An möglichen Kreuzungspunkten, an denen die Route aber weiter geradeaus verläuft, und entlang der Strecke können diese Angaben unter Umständen entfallen. Ob sie ausgelassen werden oder nicht, hängt von der Gesamtkomplexität der Route ab: Muss sich der Nutzer die Angaben für die gesamte Route merken, wird die Beschreibung auf das kognitive Fassungsvermögen reduziert (nach Miller [1956] kann sich der Mensch im Allgemeinen sieben Informationselemente merken). Andernfalls können zur Steigerung der Eindeutigkeit der Beschreibung oder der „gefühlten Sicherheit“ des Nutzers zusätzliche Hinweise gegeben werden.

Alternative Anweisungsmöglichkeiten für einen Entscheidungspunkt können bezüglich ihrer linguistischen Einfachheit bewertet werden und so zu einer Auswahl der optimalen Landmarke führen. Einzelanweisungen werden zusammengefasst zu höherwertigen Beschreibungen (Chunking), um den Umfang der Gesamtbeschreibung zu verringern. Ein Modell für diese strukturelle Bewertung von Landmarken-Objekten ist von Klippel & Winter [2005] aufgestellt worden und könnte hier angewendet werden. Ein weiterer Aspekt bei der Zusammenstellung einer endgültigen Wegbeschreibung ist die verfügbare Zeitspanne, die für die Angabe jeder Einzelanweisung bis zum Erreichen des Entscheidungspunktes bereit steht. Bei inkrementellen Wegbeschreibungen führen kurze Abstände zwischen zwei Entscheidungspunkten zu verkürzten Formulierungen [Maaß 1996].

11.2.4 Qualität als Landmarke

Bereits von Burnett et al. [2001] ist darauf hingewiesen worden, dass gute Landmarken den Anspruch der *Einzigartigkeit im Kontext* (siehe Abschnitt 2.3.1 auf Seite 16, Tabelle 1) erfüllen müssen. Daraus folgt, dass eine gute Landmarke in ihrer betrachteten Umgebung nicht nur besonders auffällig, sondern auch eindeutig sein muss.

Lokales Qualitätsmaß

Die Einzigartigkeit ist an der Beschreibung der Landmarke in der Wegbeschreibung zu messen. Wenn es mehrere Kirchen an einer Kreuzung gibt, wird die Anweisung „an der Kirche links ab“ nicht direkt zu einen Navigationsfehler führen, aber für Verwirrung beim Nutzer sorgen. Ist dagegen eine spezialisierte Anweisung möglich wie „an der Barockkirche, die zwei Türme hat, links ab“, kann das Identifikationsproblem umgangen werden. Dafür muss aber eine linguistisch komplexere Beschreibung in Kauf genommen werden, womit die Kommunikation der Landmarke erschwert wird. Alternativ ist eine Zusammenfassung von gleichartigen Objekte zu einer Einheit denkbar („am Platz mit den zwei Kirchen links ab“). In diesem Sinne könnten

zusammengesetzte gleichartige Objekte auch einer Landmarken-Bewertung unterzogen werden und führen dort, wo kein einzelnes, herausragendes Objekt zur Verfügung steht, durch ihre Gruppierung zu einzigartigen Objektclustern (zwei Hochhäuser, drei rote Gebäude usw.).

Das Kriterium der Einzigartigkeit gilt aber nicht nur in der direkten Nachbarschaft. Auch entlang des vorhergehenden Routenschnitts muss die genannte Landmarke unverwechselbar zu ähnlichen, gleichartigen Objekten sein, um Verwechslungen während der Wegfindung auszuschließen [Elias 2003a]. Hierbei ist nicht generell die gesamte Umgebung zu betrachten, sondern nur diejenigen möglichen Entscheidungspunkte, an denen die Route bis zu dieser Landmarke vorbeiführt oder durch eine fehlerhafte Navigation vorbeiführen könnte. Als Erläuterung dazu siehe Abbildung 53: Ein Wegstück wird durch die Anweisung beschrieben „gerade aus bis zur Kirche und dort links ab“ (Abb. 53, links). Liegt nun eine weitere Kirche an dem Wegstück (und kann man auch dort links abbiegen), wird dieses mit der Landmarke verwechselt und der richtige Weg verlassen (Abb. 53, Mitte). Zudem besteht die Möglichkeit, dass der richtige Weg schon vorher verlassen wird (z. B. weil die Geradeaus-Richtung der Straßenführung falsch interpretiert wurde) und ein Verwechslungsobjekt auftaucht, das dem Wegsuchenden vortäuscht, noch immer auf dem richtigen Weg zu sein (Abb. 53, rechts). Diese Überlegung kann unter der Annahme mehrerer Navigationsfehler weitergeführt werden, so dass als Ergebnis ein Netzwerk bestimmt wird, welches das Einflussgebiet einer Landmarke repräsentiert. Jeder betroffenen Straßenkante und Kreuzung kann dabei, abhängig von der direkten Erreichbarkeit von der Route aus, ein angepasstes Strafgewicht für Verwechslungsobjekte zugeordnet werden: Gleiche Objekte direkt auf dem Wegstück zur eigentlichen Landmarke sind strikt zu vermeiden. Andererseits ist die Wahrscheinlichkeit einer Verwechslung mit einem Objekt, das nur zu erreichen ist, wenn mehrere Navigationsfehlerentscheidungen getroffen wurden, viel geringer. Gegebenenfalls kann die Landmarke trotzdem genutzt werden.

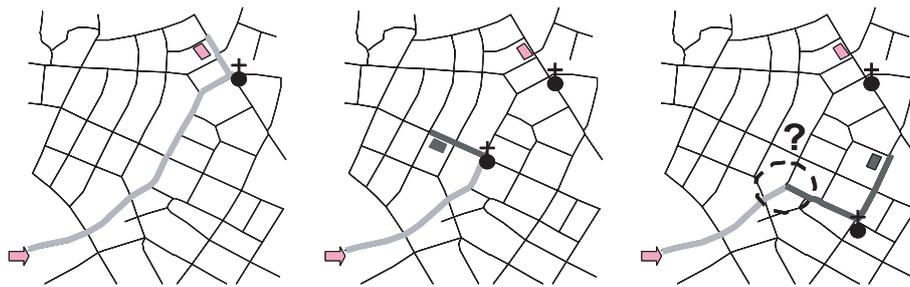


Abbildung 53: Fehlerhafte Navigation durch Verwechslung von Landmarken. Links: Korrekter Weg. Mitte: Identisches Objekt wie Landmarke bereits vorher. Rechts: Scheinbare Bestätigung des rechten Weges trotz Fehlentscheidung

Aus diesen Überlegungen kann ein lokales Qualitätsmaß abgeleitet werden, das die Sicherheit und Unverwechselbarkeit bei Verwendung des Objektes als Landmarke bezogen auf das aktuelle Wegelement widerspiegelt. Es wird als Gewichtung an die potentiellen Landmarken angebracht. Diese wertet diejenigen Objekte, die zu einer Verwechslung führen könnten, abhängig von der Wahrscheinlichkeit des Eintreffens dieser Verwechslung qualitativ ab. Dabei hängt die Wahrscheinlichkeit von der Anzahl gleichartiger Objekte und deren Lage relativ zum Routensegment, das zur eigentlichen Landmarke hinführt, ab: Gleichartige Objekte, die auf dem direkten Weg zur echten Landmarke liegen, haben einen großen Einfluss (Abbildung 53, mitte). Die Begegnung mit gleichartigen Objekten, die auf benachbarten Wegsegmenten liegen, die nur durch Fehlentscheidungen bei der Navigation zur Verwechslung führen können, ist weniger wahrscheinlich (Abbildung 53, rechts). Diese Objekte bekommen daher ein geringeres Gewicht bei der Bestimmung des Qualitätsmaßes.

Globales Qualitätsmaß

Eine Übertragung der vorgeschlagenen Qualitätsbewertung auf die gesamte Route ist möglich (siehe Abbildung 54). Die Kombination aller lokalen Eindeutigkeits-Gewichtungen der tatsächlich ausgewählten Landmarken bildet ein *globales* Qualitätsmaß für die gesamte Routenbeschreibung. Ein Vergleich verschiedener Routen und der Eindeutigkeit bzw. Fehleranfälligkeit ihrer Beschreibungen kann zu dem Ergebnis führen, dass eine Alternativroute vielleicht etwas länger, dafür aber deutlich weniger missverständlich zu beschreiben ist, und daher vorgezogen werden sollte. Dies kann als Ergänzung für den *Landmark Spider* Ansatz

[Caduff & Timpf 2005] dienen, in dem vorgeschlagen wird, mittels einer Gewichtung der Landmarken im Hinblick auf ihre Entfernung und Orientierung zum Entscheidungspunkt der jeweiligen Route die einfachste Wegbeschreibung (bezüglich der optimalen Wahrnehmung der Landmarken) abzuleiten.

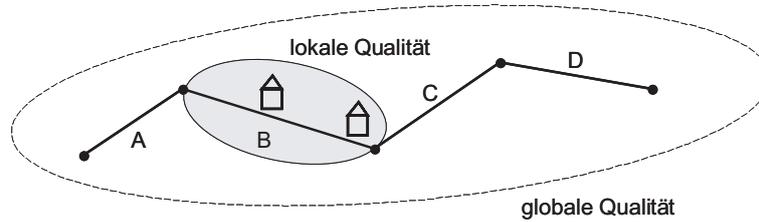


Abbildung 54: Lokales und globales Qualitätsmaß

Die Qualitätsmaße können somit zum einen als Auswahlkriterium für die Festlegung der Routen-abhängigen Landmarken (aus dem Kreis der potentiellen Landmarken) an den Entscheidungspunkten des Weges genutzt werden (lokale Maße für potentielle Landmarken). Zum anderen können sie zur Bildung einer Gesamtbewertung für alle Entscheidungspunkte integriert werden (globales Maß für Route), was etwa durch einen Gesamtprozess in Form eines adaptierten Routingalgorithmus erfolgen kann. Bei letzterem könnten strukturelle Aspekte der Landmarken bezüglich der Gesamtroute in das globale Maß integriert werden, indem die einzelnen Routenelemente zu ihren Nachbarelementen in Beziehung gesetzt werden. So ist das Zusammenfassen von Teilbeschreibungen zu Routenelementen höherer Ordnung möglich (Chunking wie „an der dritten Kreuzung rechts ab“), aber auch monotone Weganweisungen (beispielsweise an drei Kirchen hintereinander jeweils abbiegen) können mit informationstheoretischer Bewertung aufgedeckt und vermieden werden.

11.2.5 Zusammenführung der Aspekte

Die diversen Einflüsse müssen zu unterschiedlichen Zeitpunkten in das Verfahren integriert werden. So ist es für eine Bestimmung von Landmarken, die für unterschiedliche Nutzer und Kontexte adaptiert sind, notwendig, die Modellierung dieser Aspekte vor der Durchführung des eigentlichen Verfahrens vorzunehmen. Die Ableitung der potentiellen Landmarken ($potLM$) ist eine Funktion der benutzten Datenbasis und ihrer Attribute. Für Nutzer- und Kontextabhängige Landmarken müssen diese vor dem Extraktionsverfahren festgelegt oder modifiziert werden. Dabei bestimmt die Festlegung der Nutzergruppe, welche Datenbasen für die Auswertung herangezogen werden müssen. Unterschiedliche Kontexte können durch spezielle Attributaufbereitungen oder -zusammenstellungen und durch Ein- und Ausschalten von Attributen realisiert werden.

$$potLM = f \left(\begin{array}{c} \uparrow \\ \text{Datenbasis} \end{array}, \begin{array}{c} \uparrow \\ \text{Attribute}_{\text{Datenbasis}} \end{array} \right)$$

$$\begin{array}{cc} \uparrow & \uparrow \\ \text{Nutzergruppe} & \text{Personalisierung,} \\ \text{(Fußgänger,} & \text{Kontext} \\ \text{Autofahrer)} & \end{array}$$

Die oben beschriebenen Aspekte *Wahrnehmung des Objekts*, *Qualität als Landmarke* sowie die *Optimierung der Landmarkenbeschreibung* bezogen auf einen Kreuzungspunkt können separat modelliert werden. Das Ergebnis ist jeweils ein Faktor, der die Eignung jeder potentiellen Landmarke bezüglich dieses Aspekts wiedergibt. Der absolute Gewichtswert einer potentiellen Landmarke (Gew_{potLM}) ist eine Funktion dieser drei Einflussgrößen.

$$Gew_{potLM} = f \left(\text{Wahrnehmung}, \text{Qualität}, \text{Optimierung} \right)$$

Diejenige potentielle Landmarke, deren Gewichtswert bei der Kombination aller Einzelgewichte am größten wird, ist die Routen-abhängige Landmarke ($routeLM$) für den betrachteten Entscheidungspunkt.

$$routeLM = \max \{ Gew_{potLM} \}$$

11.3 Zukünftige Fragestellungen in Bezug auf Landmarken

Neben den im Abschnitt zuvor skizzierten Einflussgrößen auf eine endgültige Bestimmung von Landmarken werden hier noch zwei zusätzliche Aspekte im Kontext der Landmarken-Forschung angesprochen. Das eine Thema ist die Erweiterung der Extraktionsverfahren von ausschließlich Gebäudelandmarken auf andere Objektgruppen. Das zweite Forschungsfeld besteht in der Bereitstellung von geeigneten kartographischen Repräsentationen der Landmarken-Information, um diese durch Kartendarstellungen adäquat kommunizieren zu können.

11.3.1 Erweiterung der möglichen Landmarken-Objekte

Alle bisher aufgestellten Modelle und Verfahren zur Landmarkenextraktion befassen sich mit der Bereitstellung von Gebäudelandmarken. Die Analyse der Wegbeschreibungen aus der Studie von Lübke [2004] zeigt aber, dass Gebäude nur ca. 50 % aller verwendeten Landmarken darstellen [Elias, Paelke & Kuhnt 2005] (siehe Tabelle 7 auf Seite 62). Weitere relevanten Objekte für die Fußgängernavigation sind danach unter anderem Denkmäler, Plätze, Angaben zu Bus- oder Straßenbahnhaltstellen, Brücken, Parkanlagen und Friedhöfen.

In der Arbeit von Lübke [2004] ist untersucht worden, inwieweit sich diese Objekte in dem Datenbestand ATKIS wiederfinden lassen. Viele der Objekte liegen darin vor und könnten für eine automatische Bereitstellung von Landmarken genutzt werden. Dabei besteht das Problem, dass diese nicht mit dem hier vorgestelltem Verfahren bereitgestellt werden können, da es sich nicht um eine homogene Objektgruppe handelt, die durch gleichartige Attribute beschrieben wird (siehe auch die Argumentation in Kapitel 6.1.2). Neben der Fragestellung, welche Objektarten sich für unterschiedliche Nutzergruppen als Landmarke eignen, ist vor allem zu untersuchen, ob es Unterschiede in der Wertigkeit der verschiedenen Objektarten für die Nutzergruppen gibt und eine Einteilung in Klassen gleichartiger Objekte möglich ist. Diese Erkenntnisse könnten in eine Landmarken-Ontologie einfließen, in der für jeden Navigationstyp (Autofahrer, Fußgänger) spezifiziert wird, ob beispielsweise ein Haus wichtiger als eine Ampel ist oder umgekehrt. Durch diese wäre es dann möglich, die Ergebnisse unterschiedlicher Extraktionsverfahren miteinander zu kombinieren.

11.3.2 Kartographische Visualisierung von Landmarken

Bei dem Gedanken an die Kommunikation von Landmarken an einen Nutzer wird oftmals von einer verbalen Übermittlung oder Bereitstellung als Text ausgegangen. Speziell für die Anwendung in der Fußgängernavigation muss aber nach alternativen Kommunikationsmöglichkeiten gesucht werden, da das Navigationssystem auf einem mobilen Gerät meist nur wenig Darstellungsfläche zur Verfügung hat und eine akustische Ausgabe wegen der umgebenden Geräusche als unpraktikabel angesehen wird. Da die Vermittlung von Informationen über eine Route und ihrer Umgebung mittels einer Kartendarstellung ein vielfach erprobtes Mittel ist, wird nach geeigneten kartographischen Darstellungsmöglichkeiten für Landmarken zur Verwendung in mobilen Navigationssystemen gesucht [Elias, Paelke & Kuhnt 2005, Kuhnt 2005].

Bisher bekannte Visualisierungen von Gebäudelandmarken lassen sich als unterschiedliche Abstraktionsgrade einer kontinuierlichen Reihe betrachten. Auf der einen Seite der Skala stehen möglichst realistische Wiedergaben eines Gebäudes in Form einer Photographie oder eines 3D-Modells. Am anderen Ende steht die sehr abstrahierte Darstellung in Form von geometrischen Symbolen oder als Text (dabei können die Buchstaben des Alphabets als abstrakte Symbole betrachtet werden) (siehe Abbildung 55). Mittels Nut-

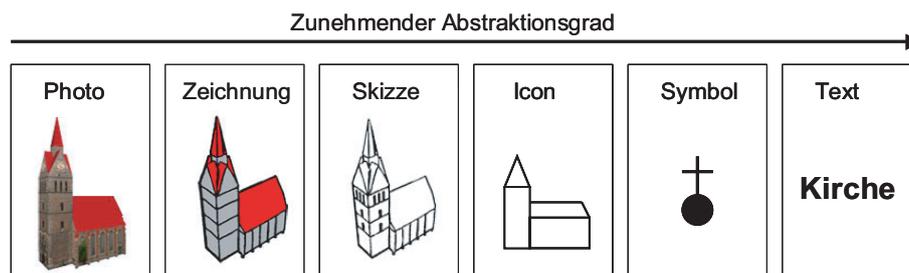


Abbildung 55: Abstraktionsgrade der Visualisierung für Gebäudelandmarken

zerbefragungen sollen langfristig gesicherte Erkenntnisse über die Zuordnung von optimaler Darstellung zu einer Gebäudegruppe (Einteilung siehe Abschnitt 10.2) gesammelt werden. Diese werden in einer Design-Matrix zusammengestellt, die dann als Leitlinie für die Generierung von kartographischen Landmarken-Visualisierungen herangezogen werden soll. Der aktuelle Entwurf der Matrix, gestützt durch die Ergebnisse eines Nutzertests [Kuhnt 2005], ist in Tabelle 24 gegeben.

Tabelle 24: Design-Matrix für die Visualisierung von Gebäude-Landmarken

Gebäudegruppe	Photo	Zeichnung	Skizze	Icon	Symbol	Text
Geschäft (Handelskette)			(+)	+		
Geschäft (Typangabe)				+	+	+
Funktion / Eigenname	+	+	+			+
Visuelle Eigenschaften	+	+				

12 Zusammenfassung

In dieser Arbeit ist ein Verfahren vorgestellt worden, um automatisch lokale Landmarken für die Navigation aus einer Datenbasis zu extrahieren. Dabei ist auf die Bereitstellung von Gebäudelandmarken fokussiert worden, die durch ein automatisches Analyseverfahren in verfügbaren Datenbeständen identifiziert werden (hier ALK Niedersachsen sowie luftgestützte Laserscan-Daten). Es wird davon ausgegangen, dass die Landmarken-Information an den Entscheidungspunkten einer Route zur Verfügung gestellt werden muss. Daher werden alle Straßenkreuzungen als mögliche Entscheidungspunkte einer Route untersucht und für diese die Gebäudelandmarken bestimmt.

Gliederung des Extraktionsverfahrens

Der hier gewählte Ansatz gliedert den Extraktionsprozess von Landmarken in ein zweistufiges Verfahren, wobei der Fokus der Arbeit auf dem ersten Schritt liegt. In diesem werden die so genannten *potentiellen Landmarken* bestimmt. Diese spiegeln eine Selektionsmenge an Gebäuden wider, die für eine betrachtete Kreuzung aufgrund ihrer einzigartigen Objekteigenschaften als mögliche Landmarken bewertet werden. Im Rahmen dieser Arbeit ist zur Bereitstellung der potentiellen Landmarken ein Verfahren entwickelt und für ein Testgebiet prototypisch implementiert worden.

In einem zweiten Schritt werden die potentiellen Landmarken zusätzlich hinsichtlich der Routen-relevanten Aspekte bei der Verwendung einer konkreten Route untersucht. Diese umfassen Aspekte wie die tatsächliche Wahrnehmung der Objekte, die Qualität eines Objekts als Landmarke und die Optimierung der Kommunikation der Landmarken für eine verbale Wegbeschreibung. Aus der Bewertung hinsichtlich dieser Einflüsse erfolgt die Eingrenzung auf die *Routen-abhängigen Landmarken* für eine Kreuzung. Die abschließende Modellierung und Umsetzung dieses Verfahrensabschnitts liegt nicht mehr im Rahmen dieser Arbeit. Die Komponenten und deren Integration in die aufgebaute Prozesskette sind im Ausblick skizziert worden.

Gewählter Ansatz

Das Verfahren zur automatischen Bestimmung der potentiellen Landmarken basiert auf einem Data Mining-Ansatz. Mit diesem werden die Gebäude miteinander verglichen und die in der Untersuchungsmenge auffälligen Objekte automatisch detektiert. Die Fragestellung, in einer definierten Nachbarschaft einzigartige Objekte aufzudecken, kann als Problem der Ausreißersuche angesehen werden.

Zur Beschreibung der Eigenschaften der Gebäude sind für diese aus den vorliegenden Datenbeständen Attribute festgelegt und Attributwerte abgeleitet worden. Diese Attributzusammenstellung wurde einer Voranalyse unterzogen, um die Modellierung und die Relevanz der Attribute für das Verfahren zu überprüfen. Sie bildet die Ausgangsdatenbasis für den Auswerteprozess. Da das Ziel des Verfahrens in der Extraktion von lokalen Landmarken für Straßenkreuzungen besteht, ist es notwendig die lokale Nachbarschaft oder das Einflussgebiet einer Kreuzung zu bestimmen. Für diesen Zweck ist aus den Laserscan-Daten eine 3D-Sichtbarkeitsanalyse für die jeweilige Straßenkreuzungsmittelpunkte durchgeführt worden. Auf Grundlage dieser Ergebnisse sind die von einer Kreuzung aus wieder erkennbaren Objekte ermittelt und als Untersuchungseinheit für das Data Mining-Verfahren festgelegt worden.

Für die Lösung des Data Mining-Problems ist der Klassifikationsalgorithmus *ID3* herangezogen worden. Durch die Entwicklung einer neuen Anwendungsmethodik ist dieser von einem überwachten in ein unüberwachtes Verfahren überführt worden und als *Modifiziertes ID3* in der Auswertung angewendet worden. Das Ergebnis der Prozessierung ist eine Liste mit potentiellen Landmarken, die sich dadurch charakterisieren, dass sich jedes der Objekte durch einem Attributwert von allen anderen Objekten der betrachteten Nachbarschaft eindeutig unterscheiden lässt.

Erzielte Ergebnisse

Die Ergebnisse des Verfahrens sind durch zwei unterschiedliche Methoden exemplarisch evaluiert worden. Zum einen ist ein Nutzertest durchgeführt worden, in dem die extrahierten Objekte von Probanden auf ihre Qualität als Landmarke hin bewertet worden sind. Zum anderen sind die erzeugten Resultate mit realen Landmarken aus erfassten Wegbeschreibungen verglichen worden. Dabei zeigte sich, dass die erzielten Ergebnisse plausibel sind.

Die Ergebnisse bestätigen die Eignung des *Modifizierten ID3*-Algorithmus für die Aufgabenstellung. Die vorliegenden Abweichungen zwischen Extraktionsergebnissen und Vergleichslandmarken können zu großen Teilen durch andere Einflüsse erklärt werden. Sie könnten teilweise auch der gewählten Attributbasis angelastet werden: Die Beschränkung auf tatsächlich verfügbare Daten und damit das Auslassen von möglicherweise relevanten Attributen im Auswerteprozess ist eine potentielle Ursache für Qualitätseinbußen bei den Ergebnissen.

Es war unumgänglich im Verlauf des Verfahrens einige Arbeitshypothesen einzuführen, um die Prozesskette zu vervollständigen (z. B. die Interpretation der Objektsichtbarkeiten). Diese Annahmen gilt es durch zukünftige Arbeiten zu validieren oder durch neuere Erkenntnisse zu ersetzen, um die Leistungsfähigkeit des Verfahrens zu verbessern. Ebenso zeigen die Diskussion des Verfahrens und der Ausblick auf die offenen Aspekte für die Bestimmung der Routen-abhängigen Landmarken, dass mit der hier vorliegenden Arbeit ein Baustein für die automatische Bereitstellung von Landmarken für die Navigation erstellt worden ist, aber immer noch viele größere und kleinere Details für einen erfolgreichen Gesamtprozess erarbeitet werden müssen.

Es endet immer unvollendet.
(Herbert A. Frenzel)

oder

*I'm still confused,
but on a much higher level.*
(Unbekannt)

Literatur

- AdV [2005], 'Homepage: ATKIS – Amtliches Topographisch-Kartographisches Informationssystem', URL <http://www.atkis.de>.
- Agrawala, M. [2001], Visualizing Route Maps, Doktorarbeit, Department of Computer Science, Stanford University.
- Agrawala, M. & Stolte, C. [2000], A Design and Implementation for Effective Computer-Generated Route Maps, *in*: 'AAAI Symposium on Smart Graphics'.
- Agrawala, M. & Stolte, C. [2001], Rendering Effective Route Maps: Improving Usability Through Generalization, *in*: E. Fiume, Hrsg., 'SIGGRAPH 2001, Computer Graphics Proceedings', ACM Press / ACM SIGGRAPH, Seiten 241–250.
- Aho, A., Hopcroft, J. E. & Ullman, J. D. [1983], *Data Structures and Algorithms*, Addison-Wesley, London.
- AIS [2005], 'Homepage: CommonGIS'. Fraunhofer Gesellschaft, Institut Autonome Intelligente Systeme. URL <http://www.commongis.com>, Stand: 11.07.05.
- ALK [2005], 'Homepage: ALKIS – das Amtliche Liegenschaftskataster-Informationssystem der Vermessungsverwaltungen in Deutschland', URL <http://www.alkis.info>.
- Allen, G. [1997], From Knowledge to Words to Wayfinding: Issues in the Production and Comprehension of Route Directions, *in*: S. Hirtle & A. Frank, Hrsg., 'Spatial information theory : a theoretical basis for GIS ; International Conference COSIT '97', Vol. 1329 aus Reihe *Lecture Notes in Computer Science*, Springer, Seiten 363–372.
- Anders, K.-H. [2004], Parameterfreies hierarchisches Graph-Clusteringverfahren zur Interpretation raumbezogener Daten, Doktorarbeit, Universität Stuttgart. Elektronische Dissertation, URL <http://elib.uni-stuttgart.de/opus/volltexte/2004/2024/>.
- Anders, K.-H. & Sester, M. [2000], Parameter-Free Cluster Detection in Spatial Databases and its Application to Typification, *in*: 'International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing', Vol. 33 (Part B4/1), ISPRS Congress, Amsterdam, Seiten 75–82. Comm. IV.
- Andrienko, G. L. & Andrienko, N. V. [1999], Knowledge-Based Visualization to Support Spatial Data Mining, *in*: D. J. Hand, J. N. Kok & M. R. Berthold, Hrsg., 'IDA - Advances in Intelligent Data Analysis, Third International Symposium, IDA-99, Amsterdam, The Netherlands, August 1999, Proceedings', Springer, Seiten 149–160.
- Appleyard, D. [1969], 'Why Buildings are Known', *Environment and Behavior* **1**(1), 131–156.
- Arning, A., Agrawal, R. & Raghavan, P. [1996], A Linear Method for Deviation Detection in Large Datasets, *in*: 'Knowledge Discovery and Data Mining', Seiten 164–169.
- Barbara, D., DuMouchel, W., Faloutsos, C., Hass, P., Hellerstein, J. M., Ioannidis, Y., Jagadish, H., Johnson, T., Ng, R., Poosala, V., Ross, K. & Sevcik, K. [1997], 'The New Jersey Data Reduction Report', *Bulletin of the Technical Committee on Data Engineering* **20**(4), 3–42.
- Benning, W. [2002], *Statistik in Geodäsie, Geoinformation und Bauwesen*, Wichmann Verlag, Heidelberg.
- Blake, C. & Merz, C. [1998], 'UCI Repository of machine learning databases'. University of California, Irvine, Dept. of Information and Computer Sciences, URL <http://www.ics.uci.edu/~mllearn/MLRepository.html>.
- Bortz, J. [2005], *Statistik für Human- und Sozialwissenschaftler*, 6. Auflage, Springer Verlag, Heidelberg.
- Brenner, C. [2000], *Dreidimensionale Gebäuderekonstruktion aus digitalen Oberflächenmodellen und Grundrissen*, Nr. 530 *in*: 'Reihe C', Deutsche Geodätische Kommission.
- Brenner, C. [2004], Stadtmodelle aus Laserscanning und Bildern, *in*: 'Der X Faktor: Mehrwert für Geodaten und Karten', Symposium 2004 in Königslutter am Elm, Nr. 9 *in*: 'Kartographische Schriften', Kirschbaum Verlag.
- Brenner, C. & Elias, B. [2003], Extracting Landmarks for Car Navigation Systems Using Existing GIS Databases and Laser Scanning, *in*: 'Proceedings of „Photogrammetric Image Analysis“, International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Vol. XXXIV, Part 3/W8'.
- Brown, A. [1993], 'Map design for screen displays', *The Cartographic Journal* **30**, 129–135.
- Brunner, K. [2002], Elektronische Bildschirmanzeige von Geoinformation, *in*: 'Kartographie als Baustein moderner Kommunikation. Symposium 2002, Königslutter am Elm', Vol. 6 aus Reihe *Kartographische Schriften*, Kirschbaum Verlag, Seiten 138–144.
- Bruyas, M.-P., Breton, B. L. & Pauzie, A. [1998], 'Ergonomic guidelines for the design of pictorial information', *International Journal of Industrial Ergonomics* **21**, 407–413.
- Burnett, G. [1998], Turn Right at the King's Head – Drivers' requirements for route guidance information, Doktorarbeit, Loughborough University.
- Burnett, G. [2000a], 'Turn right at the Traffic Lights': The Requirement for Landmarks in Vehicle Navigation Systems', *The Journal of Navigation* **53**(3), 499–510.
- Burnett, G. [2000b], 'Usable Vehicle Navigation Systems: Are we there yet?', Vehicle Electronic Systems 2000 - European Conference and Exhibition, ERA Technology Ltd.
- Burnett, G., Smith, D. & May, A. [2001], Supporting the Navigation Task: Characteristics of 'Good' Landmarks, *in*: M. A. Hanson, Hrsg., 'Contemporary Ergonomics 2001', Taylor and Francis, Seiten 441–446.
- Buziek, G. [2003], 'Eine Konzeption der kartographischen Visualisierung', Habilitationsschrift, Universität Hannover.

- Caduff, D. & Timpf, S. [2005], The Landmark Spider: Representing Landmark Knowledge for Wayfinding Tasks, *in*: M. H. T. Barkowsky, C. Freksa & R. Lowe, Hrsg., 'Reasoning with Mental and External Diagrams: Computational Modeling and Spatial Assistance', AAAI Press, Stanford, CA, USA, Seiten 30–35.
- Casakin, H., Barkowsky, T., Klippel, A. & Freksa, C. [2000], Schematic Maps as Wayfinding Aids, *in*: C. Freksa, W. Brauer, C. Habel & K. Wender, Hrsg., 'Spatial Cognition II: Integrating Abstract Theories, Empirical Studies, Formal Methods, and Practical Applications', Seiten 54–71.
- Chatterjee, S. & Price, B. [1995], *Praxis der Regressionsanalyse*, 2. Auflage, Oldenbourg Verlag, München.
- Coors, V. & Zipf, A. [2005], *3D-Geoinformationssysteme, Grundlagen und Anwendungen*, Herbert Wichmann Verlag.
- Corona, B. & Winter, S. [2001], Datasets for Pedestrian Navigation Services, *in*: J. Strobl, T. Blaschke & G. Griesebner, Hrsg., 'Angewandte Geographische Informationsverarbeitung. Proceedings of the AGIT Symposium, Salzburg', Herbert Wichmann Verlag, Seiten 84–89.
- Cromley, R. & Mrozinski, R. [1999], 'The Classification of Ordinal Data for Choropleth Maps', *The Cartographic Journal* **36**(2), 101–109.
- Daniel, M.-P. & Denis, M. [1998], 'Spatial Descriptions as Navigational Aids: A Cognitive Analysis of Route Directions', *Kognitionswissenschaft* **7**(1), 45–52.
- Dash, M., Liu, H. & Yao, J. [1997], Dimensionality Reduction of Unsupervised Data, *in*: 'ICTAI', Seiten 532–539.
- Deakin, A. K. [1996], 'Landmarks as Navigational Aids on Street Maps', *Cartography and Geographic Information Systems* **23**(1), 21–36.
- Denis, M., Pazzaglia, F., Cornoldi, C. & Bertolo, L. [1999], 'Spatial Discourse and Navigation: An Analysis of Route Directions in the City of Venice', *Applied Cognitive Psychology* **13**, 145–174.
- Elias, B. [2002a], Automatic Derivation of Location Maps, *in*: 'GeoSpatial Theory, Processing and Applications', Vol. 34/4, Ottawa, Canada.
- Elias, B. [2002b], Erweiterung von Wegbeschreibungen um Landmarks, *in*: E. Seyfert, Hrsg., 'Publikationen der Deutschen Gesellschaft für Photogrammetrie und Fernerkundung', Vol. 11, Seiten 125–132.
- Elias, B. [2003a], 'Determination of Landmarks and Reliability Criteria for Landmarks', Fifth Workshop on Progress in Automated Map Generalization Paris, 28-30 April 2003, URL <http://www.geo.unizh.ch/ICA/docs/paris2003/papers03.html>.
- Elias, B. [2003b], Extracting Landmarks with Data Mining Methods, *in*: W. Kuhn, M. Worboys & S. Timpf, Hrsg., 'Spatial Information Theory: Foundations of Geographic Information Science; International Conference, COSIT 2003', Vol. 2825 aus Reihe *Lecture Notes in Computer Science*, Springer, Seiten 398–412.
- Elias, B. & Brenner, C. [2004], Automatic Generation and Application of Landmarks in Navigation Data Sets, *in*: P. Fisher, Hrsg., 'Developments in Spatial Data Handling', Springer, Seiten 469–480.
- Elias, B. & Hampe, M. [2003], 'Kontextbezogene Kartengenerierung für Routing-Anwendungen', Workshop: Design kartenbasierter mobiler Dienste, Mensch und Computer 2003, Stuttgart, 09.09.03.
- Elias, B., Hampe, M. & Sester, M. [2005], Adaptive Visualisation of Landmarks Using an MRDB, *in*: L. Meng, A. Zipf & T. Reichenbacher, Hrsg., 'Map-based Mobile Services - Theories, Methods and Implementations', Springer, Seiten 75–88.
- Elias, B., Paelke, V. & Kuhnt, S. [2005], Concepts for the Cartographic Visualization of Landmarks, *in*: G. Gartner, Hrsg., 'Location Based Services & TeleCartography', Vol. 74 aus Reihe *Geowissenschaftliche Mitteilungen*, TU Wien, Seiten 149–155.
- Elias, B. & Sester, M. [2002], Landmarks für Routenbeschreibungen, *in*: J. Moltgen & A. Wytzisk, Hrsg., 'GI-Technologien für Verkehr und Logistik. Beiträge zu den Münsteraner GI Tagen', Vol. 13 aus Reihe *IfGI Prints*, Seiten 375–394.
- Ester, M., Kriegel, H.-P. & Sander, J. [1997], Spatial Data Mining: A Database Approach, *in*: M. Scholl & A. Voisard, Hrsg., 'Fifth Symposium on Large Spatial Databases (SSD'97)', Vol. 1262, Springer Verlag, Seiten 48–66.
- Ester, M., Kriegel, H.-P. & Sander, J. [2001], Algorithms and Applications for Spatial Data Mining, *in*: 'Geographic Data Mining and Knowledge Discovery', Taylor and Francis, Kapitel 7, Seiten 160–187.
- Fayyad, U. M. & Irani, K. B. [1992], 'Technical Note: On the Handling of Continuous-Valued Attributes in Decision Tree Generation', *Machine Learning* **8**, 87–102.
- Fayyad, U. M. & Irani, K. B. [1993], Multi-Interval Discretization of Continuous-Valued Attributes for Classification Learning., *in*: 'International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI)', Seiten 1022–1029.
- Fayyad, U. M., Piatetsky-Shapiro, G. & Smyth, P. [1996a], From Data Mining to Knowledge Discovery: An Overview, *in*: 'Advances in Knowledge Discovery and Data Mining', AAAI Press/The MIT Press, Menlo Park, Californien, Seiten 1–34.
- Fayyad, U. M., Piatetsky-Shapiro, G. & Smyth, P. [1996b], 'From Data Mining to Knowledge Discovery in Databases.', *AI Magazine* **17**(3), 37–54.
- Fayyad, U. M., Piatetsky-Shapiro, G., Smyth, P. & Uthurusamy, R., Hrsg. [1996], *Advances in Knowledge Discovery and Data Mining*, AAAI Press/The MIT Press, Menlo Park, Californien.
- Förstner, W. [1989], Image Analysis Techniques for Digital Photogrammetry, *in*: 'Photogrammetrische Woche 1989', Vol. 13 aus Reihe *Schriftenreihe des Instituts für Photogrammetrie*, Universität Stuttgart, Seiten 205–221.
- Freksa, C. [1999], Spatial Aspects of Task-specific Wayfinding Maps, *in*: J. Gero & B. Tversky, Hrsg., 'Visual and Spatial Reasoning in Design', Seiten 15–32.

- Galler, I. [2002], Identifikation von Landmarks in 3D-Stadtmodellen, Diplomarbeit, Institut für Kartographie und Geoinformation, Universität Bonn (unveröffentlicht).
- Gapp, K.-P. [1995], Object Localization: Selection of Optimal Reference Objects, *in*: A. U. Frank & W. Kuhn, Hrsg., 'Spatial Information Theory: A Theoretical Basis for GIS, International Conference COSIT '95, Semmering, Austria, September 21-23, 1995, Proceedings', Seiten 519–536.
- Gapp, K.-P. [1996], Ein Objektlokalisierungssystem zur sprachlichen Raumbeschreibung in dreidimensionalen Umgebungen, Doktorarbeit, Technische Fakultät, Universität des Saarlandes.
- Gartner, G. [2001], Telekartographie - Digitale Karten auf „Mobile Wireless Information Devices“, *in*: 'Kartographie 2001 - multidisziplinär und multidimensional. Beiträge zum 50. deutschen Kartographentag', Wichmann, Seiten 105–114.
- Gartner, G., Frank, A. & Retscher, G. [2004], Fußgängernavigation im städtischen Umfeld – Das NAVIO-Projekt, *in*: 'Der X-Faktor – Mehrwert für Geodaten und Karten, Symposium 2004, Königslutter am Elm', Nr. 9 *in*: 'Kartographische Schriften', Seiten 82–89.
- Gartner, G., Hrsg. [2004], *Location Based Services and Telecartography*, Vol. 66 aus Reihe *Schriftenreihe der Studienrichtung Vermessungswesen und Geoinformation*, Technische Universität Wien, Institut für Kartographie und Geo-Medientechnik.
- GDF [2004], 'GDF', URL <http://www.ertico.com/links/gdf/gdf.htm>. Stand: 26.10.04.
- Golledge, R. D. [1999], Human Wayfinding and Cognitive Maps, *in*: 'Wayfinding Behavior', John Hopkins Press, Seiten 5–45.
- Gruber, T. [1995], 'Toward Principles for the Design of Ontologies Used for Knowledge Sharing', *International Journal Human-Computer Studies* **43**(5/6), 907–928.
- Han, J. & Kamber, M., Hrsg. [2001], *Data Mining: Concepts and Techniques*, Morgan Kaufmann.
- Han, J., Kamber, M. & Tung, A. [2001], Spatial Clustering Methods in Data Mining: A Survey, *in*: 'Geographic Data Mining and Knowledge Discovery', Taylor and Francis, Kapitel 8, Seiten 188–217.
- Han, J., Koperski, K. & Stefanovic, N. [1997], GeoMiner: a system prototype for spatial data mining, *in*: 'Proc. ACM SIGMOD International Conference on Management of Data', Seiten 553–556.
- Hartung, J. [2002], *Statistik*, 13. Auflage, Oldenbourg Verlag, München.
- Hartung, J. & Elpelt, B. [1999], *Multivariate Statistik*, 6. Auflage, Oldenbourg Verlag, München.
- Heidmann, F. & Hermann, F. [2003], Benutzerzentrierte Visualisierung raumbezogener Informationen für ultraportable mobile Systeme, *in*: 'Visualisierung und Erschließung von Geodaten. Beiträge des Seminars GEOVIS 2003', Vol. 7 aus Reihe *Kartographische Schriften*, Kirschbaum Verlag, Seiten 121–131.
- Heine, K. [1999], *Beschreibung von Deformationsprozessen durch Volterra- und Fuzzy-Modelle sowie Neuronale Netze*, Nr. 516 *in*: 'Reihe C, Dissertationen', Deutsche Geodätische Kommission bei der Bayerischen Akademie der Wissenschaften.
- Herrmann, T., Schweizer, K., Janzen, G. & Kunz, S. [1998], 'Routen- und Überblickswissen - konzeptionelle Überlegungen', *Kognitionswissenschaft* **7**(4), 145–159.
- Höpcke, W. [1980], *Fehlerlehre und Ausgleichsrechnung*, Walter De Gruyter, Berlin.
- Huang, T. & Qin, X. [2004], Detecting Outliers In Spatial Database, *in*: 'Proceedings of the Third International Conference on Image and Graphics (ICIG '04)', Seiten 556–559.
- Hunt, E. & Waller, D. [1999], Orientation and wayfinding: A review, Technischer report, Office of Naval Research, Arlington, VA.
- Jain, A. K., Murty, M. N. & Flynn, P. J. [1999], 'Data Clustering: a Review', *ACM Computing Surveys* **31**(3), 264–323.
- Jähne, B. [2002], *Digitale Bildverarbeitung*, 5. Auflage, Springer Verlag.
- Jenks, F. G. & Caspall, F. C. [1971], 'Error on choroplethic maps: definition, measurement, reduction', *Annals of the Association of American Geographers* **61**, 217–244.
- John, G. H. [1997], Enhancements to the Data Mining Process, Doktorarbeit, Stanford University.
- KDnuggets [2005], 'KDnuggets - Data Mining, Knowledge Discovery, Genomic Mining, Web Mining', URL <http://www.kdnuggets.com>. Stand: 07.07.05.
- Kelnhofer, F. & Lechthaler, M., Hrsg. [2002], *Telekartographie und Location Based Services*, Vol. 58 aus Reihe *Schriftenreihe der Studienrichtung Vermessungswesen und Geoinformation*, Technische Universität Wien, Institut für Kartographie und Geo-Medientechnik.
- Klippel, A. [2003a], Wayfinding choremes, *in*: W. Kuhn, M. Worboys & S. Timpf, Hrsg., 'Spatial Information Theory: Foundations of Geographic Information Science; International Conference, COSIT 2003', Vol. 2825 aus Reihe *Lecture Notes in Computer Science*, Springer, Seiten 320–334.
- Klippel, A. [2003b], Wayfinding choremes. Conceptualizing wayfinding and route direction elements, Doktorarbeit, Universität Bremen.
- Klippel, A., Hansen, S., Davies, J. & Winter, S. [2005], A High-Level Cognitive Framework for Route Directions, *in*: 'Proceedings of SSC 2005 Spatial Intelligence, Innovation and Praxis: The national biennial Conference of the Spatial Science Institute', Melbourne: Spatial Science Institute.
- Klippel, A., Richter, K.-F. & Hansen, S. [2005], Structural salience as a landmark., *in*: 'MOBILE MAPS 2005 - Interactivity and Usability of Map-based Mobile Services', Salzburg. Workshop at MobileHCI.
- Klippel, A., Tappe, H. & Habel, C. [2003], Pictorial Representations of Routes: Chunking Route Segments

- During Comprehension, *in*: C. Freksa, W. Brauer, C. Habel & K. F. Wender, Hrsg., 'Spatial Cognition III — Routes and Navigation, Human Memory and Learning, Spatial Representation and Spatial Learning', *Lecture Notes in Artificial Intelligence*, Springer; Berlin, Seiten 11–33.
- Klippel, A. & Winter, S. [2005], Structural Saliency of Landmarks in Route Directions, *in*: A. G. Cohn & D. M. Mark, Hrsg., 'COSIT 2005', Vol. 3693 aus Reihe *Lecture Notes in Computer Science*, Springer, Seiten 347–362.
- Knorr, E. [2002], Outliers and Data Mining: Finding Exceptions in Data, Doktorarbeit, The University of British Columbia.
- Knorr, E. & Ng, R. [1997], A Unified Notion of Outliers: Properties and Computation, *in*: 'Knowledge Discovery and Data Mining', Seiten 219–222.
- Knorr, E. & Ng, R. [1998], Algorithms for Mining Distance-based Outliers in Large Datasets, *in*: 'Proceedings of the 24th VLDB Conference', Seiten 392–403.
- Knorr, E., Ng, R. & Tucakov, V. [2000], 'Distance-based outliers: algorithms and applications', *The VLDB Journal* 8, 237–253.
- Köpke, J. & Horn, M. [2005], Navigation mit Landmarken (für PDA), Studienarbeit am Institut für Kartographie und Geoinformatik, Universität Hannover (unveröffentlicht).
- Kolbe, T. [2002], Fußgängernavigation und Routenplanung in Innenstädten und Gebäuden mit Videos und Panoramen, *in*: J. Moltgen & A. Wytzisk, Hrsg., 'GI-Technologien für Verkehr und Logistik. Beiträge zu den Münsteraner GI Tagen', Vol. 13 aus Reihe *IJGI Prints*, Seiten 337–356.
- Kolbe, T. [2004], Augmented Videos and Panoramas for Pedestrian Navigation, *in*: G. Gartner, Hrsg., 'Location Based Services and TeleCartography, Proceedings of the Symposium 2004', Nr. 66 *in*: 'Geowissenschaftliche Mitteilungen, Schriftenreihe der Studienrichtung Vermessungswesen und Geoinformatik', TU Wien, Seiten 45–52.
- Kolbe, T., Middel, A. & Plümer, L. [2004], 3D-Kartographie für die Fußgängernavigation: Virtuelle Wegweiser in Panoramen, *in*: 'Tagungsband der 40. Sitzung der Arbeitsgruppe Automation in der Kartographie AgA 2003 in Erfurt', Nr. 31 *in*: 'Mitteilungen des Bundesamtes für Kartographie und Geodäsie', Verlag des BKG, Seiten 81–96.
- Koperski, K., Adhikary, J. & Han, J. [1996], Spatial Data Mining: Progress and Challenges., *in*: 'Workshop on Research Issues on Data Mining and Knowledge Discovery (DMKD)', Seiten 55–70.
- Koperski, K. & Han, J. [1995], Discovery of Spatial Association Rules in Geographic Information Databases., *in*: M. J. Egenhofer & J. R. Herring, Hrsg., 'Advances in Spatial Databases, 4th International Symposium, SSD'95, Portland, Maine, USA, August 6–9, 1995, Proceedings', Vol. 951 aus Reihe *Lecture Notes in Computer Science*, Springer, Seiten 47–66.
- Kraus, K. [1990], *Fernerkundung*, Vol. 2, Dümmler, Bonn.
- Kraus, K. [2004], *Photogrammetrie*, Vol. 1, 7. Auflage, deGruyter Lehrbuch.
- Kray, C., Laakso, K., Elting, C. & Coors, V. [2003], Presenting Route Instructions on Mobile Devices, *in*: 'International Conference on Intelligent User Interfaces. Conference Proceedings 2003, Miami, Florida, USA', Seiten 117–124.
- Kuhnt, S. [2005], Kartographische Visualisierung von Landmarken, Diplomarbeit, Institut für Kartographie und Geoinformatik, Universität Hannover (unveröffentlicht).
- Lechthaler, M. & Uhlirz, S. [2004], Lol@-City Guide Prototyp einer kartenbasierten UMTS-Applikation, *in*: F. Kelnhofer, M. Lechthaler & K. Brunner, Hrsg., 'Telekartographie und Location Based Services', Vol. 58 aus Reihe *Geowissenschaftliche Mitteilungen*, Technische Universität Wien, Seiten 171–182.
- Lee, Y., Kwong, A., Pun, L. & Mack, A. [2001], 'Multi-Media Map for Visual Navigation', *Journal of Geospatial Engineering* 3(2), 87–96.
- Lemcke, J. [2001], 'Klassifikationsverfahren'. Hauptseminararbeit Informatik, Universität Rostock, URL http://wwwdb.informatik.uni-rostock.de/Lehre/Vorlesungen/hs01/aus%20-20arbeitung_lemcke.ps, Stand: 07.07.05.
- Levine, M. [1982], 'You-Are-Here-Maps – Psychological Considerations', *Environment and Behavior* 14(2), 221–237.
- Livingston, R. [1967], Brain Circuitry Relating to Complex Behavior, *in*: G. Quarton, T. Melnechuk & F. Schmitt, Hrsg., 'The Neurosciences: A Study Program', Rockefeller University Press, Seiten 499–514.
- Lohr, U. [1999], High Resolution Laserscanning, not only for 3D-City Models, *in*: 'Photogrammetric Week '99', Wichmann Verlag.
- Lovelace, K., Hegarty, M. & Montello, D. [1999], Elements of Good Route Directions in Familiar and Unfamiliar Environments, *in*: C. Freksa & D. Mark, Hrsg., 'Spatial Information Theory: Cognitive and Computational Foundations of Geographic Information Science', Springer, Seiten 65–82.
- Lu, C.-T., Chen, D. & Kou, Y. [2003], Algorithms for Spatial Outlier Detection, *in*: 'Proceedings of the Third IEEE International Conference on Data Mining (ICDM'03)', Seiten 597–600.
- Lübke, C. [2004], Extraktion von Landmarken aus ATKIS-Daten, Diplomarbeit, Institut für Kartographie und Geoinformatik, Universität Hannover (unveröffentlicht).
- Lynch, K. [1960], *The Image of the City*, The MIT Press, Cambridge.
- Maaß, W. [1995], How Spatial Information Connects Visual Perception and Natural Language Generation in Dynamic Environments, *in*: A. Frank & W. Kuhn, Hrsg., 'Spatial Information Theory', Springer Verlag, Seiten 223–240.
- Maaß, W. [1996], Von visuellen Daten zu inkrementellen Wegbeschreibungen in dreidimensionalen Umgebungen: Das Modell eines kognitiven Agenten,

- Doktorarbeit, Technische Fakultät, Universität des Saarlandes.
- Maaß, W. & Schmauks, D. [2004], 'MOSES: Ein Beispiel für die Modellierung räumlicher Leistungen durch ein Wegbeschreibungssystem', *Zeitschrift für Semiotik* **20**(1-2), 105–118.
- Mabrouk, M. [2005], 'OpenGIS Location Service (OpenLS) Implementation Specification: Core Services', URL <http://www.opengeospatial.org/specs>, Stand: 27.09.05. Version 1.1 vom 02.05.2005.
- MacEachren, A. [1986], 'A linear view of the world: Strip maps as a unique form of cartographic representation', *The American Cartographer* **13**(1), 7–25.
- MacEachren, A. [1995], *How Maps Work*, The Guildford Press.
- Mak, K. & Coulson, M. R. C. [1991], 'Map-User Response to Computer-Generated Choropleth Maps: Comparative Experiments in Classification and Symbolization', *Cartography and Geographic Information Systems* **18**, 109–124.
- Mallot, H. [2000], *Computational Vision*, MIT Press.
- Map [2005], 'Map24 - Routenplaner', URL <http://www.map24.de>, Stand: 24.10.05. MAPSO-LUTE GmbH.
- May, A., Ross, T., Bayer, S. & Burnett, G. [2001], Using Landmarks to Enhance Navigation Systems: Driver Requirements and Industrial Constraints, in: 'Proceedings of the 8th World Congress on Intelligent Transport Systems, Sydney, Australia'.
- May, A., Ross, T., Bayer, S. & Tarkiainen, M. [2003], 'Pedestrian Navigation Aids: Information Requirements and Design Implications', *Personal and Ubiquitous Computing* **7**, 331–338.
- May, M. & Savinov, A. [2000], 'An architecture for the SPIN! Spatial data mining platform', NITS/ETK 2000: New Techniques and Technologies for Statistics, Exchange of Technologies and Know-How.
- Meng, L., Zipf, A. & Reichenbacher, T., Hrsg. [2005], *Map-based Mobile Services - Theories, Methods and Implementations*, Springer.
- Michon, P.-E. & Denis, M. [2001], When and Why Are Visual Landmarks Used in Giving Directions?, in: D. Montello, Hrsg., 'Spatial Information Theory. Foundations of Geographic Information Science: International Conference, COSIT 2001 Morro Bay, CA, USA, September 19-23, 2001', Springer, Seiten 292–305.
- Miller, G. [1956], 'The Magical Number Seven, Plus or Minus Two: Some Limits on Our Capacity for Processing Information', *The Psychological Review* **63**, 81–97.
- Miller, H. J. & Han, J., Hrsg. [2001], *Geographic Data Mining and Knowledge Discovery*, Taylor and Francis.
- Miller, H. J., Hrsg. [2005], *Geographic Data Mining and Knowledge Discovery*, Blackwell. (in Druck).
- Mitchell, T. M., Hrsg. [1996], *Machine Learning*, McGraw Hill.
- Montello, D. [1998], A New Framework for Understanding the Acquisition of Spatial Knowledge in Large-Scale Environments, in: M. Egenhofer & R. Golledge, Hrsg., 'Spatial and Temporal Reasoning in Geographic Information Systems', Oxford University Press, Seiten 143–154.
- Montello, D. [in Druck], Navigation, in: P. Shah & A. Miyake, Hrsg., 'Handbook of Visuospatial Cognition', Cambridge University Press.
- Neudeck, S. [2001], Zur Gestaltung topografischer Karten für die Bildschirmvisualisierung, Doktorarbeit, Fakultät für Bauingenieur- und Vermessungswesen, Universität der Bundeswehr München.
- Ng, R. [2001], Detecting Outliers from Large Datasets, in: 'Geographic Data Mining and Knowledge Discovery', Taylor and Francis, Kapitel 9, Seiten 218–235.
- Niemeier, W. [2001], *Ausgleichsrechnung*, Walter De Gruyter, Berlin.
- Nijsse, M. [1988], 'Testing the Significance of Kendall's ρ and Spearman's r_s ', *Psychological Bulletin* **103**(2), 235–237.
- Nothegger, C. [2003], Automatic Selection of Landmarks, Diplomarbeit, Technische Universität Wien (unveröffentlicht).
- Nothegger, C., Winter, S. & Raubal, M. [2004], 'Computation of the Saliency of Features', *Spatial Cognition and Computation* **4**(2), 113–136.
- Openshaw, S. [1999], Geographical data mining: key design issues, in: 'GeoComputation99'. URL http://www.geovista.psu.edu/sites/geocomp99/Gc99/051/gc_051.htm, Stand: 23.06.05.
- Pammer, A. & Radoczky, V. [2002], Multimediale Konzepte für mobile kartenbasierte Fußgängernavigation, in: J. Strobl & A. Zipf, Hrsg., 'Geoinformation mobil', Wichmann.
- Pao, Y.-H. [1989], *Adaptive Pattern Recognition and Neural Networks*, Addison-Wesley Publishing Company.
- Pauzie, A., Daimon, T. & Bruyas, M.-P. [1997], 'How to design landmarks for guidance systems?', 4th World Congress on ITS, Berlin.
- Pearson, E. & Hartley, H. [1966], *Biometrika Tables for Statisticians*, 3. Auflage, Cambridge University Press, London.
- Plümer, L., Schmittwilken, J. & Kolbe, T. [2004], Mobile GIS für die Orientierung von Fußgängern in städtischen Umgebungen, in: 'Der X-Faktor - Mehrwert für Geodaten und Karten, Symposium 2004, 17.-19.5.2004, Königslutter am Elm', Vol. 9 aus Reihe *Kartographische Schriften*, Kirschbaum Verlag Bonn.
- Quinlan, J. R. [1983], Learning Efficient Classification Procedures and their Application to Chess End Games, in: 'Machine Learning: An Artificial Intelligence Approach', Tioga Publishing Company, Seiten 463–482.
- Quinlan, J. R. [1986], 'Induction of Decision Trees', *Machine Learning* **1**, 81–106.
- Quinlan, J. R. [1993], *C4.5: Programs for Machine Learning*, Morgan Kaufmann, San Francisco.

- Raubal, M. & Winter, S. [2002], Enriching Wayfinding Instructions with Local Landmarks, *in*: M. Egenhofer & D. Mark, Hrsg., 'Geographic Information Science: Second International Conference, GIScience 2002', Vol. 2478 aus Reihe *Lecture Notes in Computer Science*, Springer, Seiten 243–259.
- Reichenbacher, T. [2003], Mobile Kartographie und ihre Nutzer: Szenarien adaptiver Visualisierungsmöglichkeiten für mobile Benutzeraktivitäten, *in*: 'Visualisierung und Erschließung von Geodaten. Beiträge des Seminars GEOVIS 2003', Vol. 7 aus Reihe *Kartographische Schriften*, Kirschbaum Verlag, Seiten 111–120.
- Reichenbacher, T. [2004], Mobile Cartography – Adaptive Visualisation of Geographic Information on Mobile Devices, Doktorarbeit, Fakultät für Bauingenieur- und Vermessungswesen, Technische Universität München.
- Reichenbacher, T. [2005], Adaptive egocentric maps for mobile users, *in*: L. Meng, A. Zipf & T. Reichenbacher, Hrsg., 'Map-based Mobile Services - Theories, Methods and Implementations', Springer, Seiten 143–162.
- Richter, K.-F. & Klippel, A. [2002], You-Are-Here Maps: Wayfinding Support as Location Based System, *in*: J. Moltgen & A. Wytzisk, Hrsg., 'GI-Technologien für Verkehr und Logistik. Beiträge zu den Münsteraner GI Tagen', Vol. 13 aus Reihe *IfGI Prints*, Seiten 357–374.
- Richter, K.-F. & Klippel, A. [2004], A Model for Context-Specific Route Directions, *in*: C. Freksa, M. Knauff & B. Krieg-Brückner, Hrsg., 'Spatial Cognition IV. Reasoning, Action and Interaction: International Conference Spatial Cognition 2004', Vol. 3343 aus Reihe *Lecture Notes in Computer Science*, Springer, Seiten 58–78.
- Richter, K.-F., Klippel, A. & Freksa, C. [2004], Shortest, Fastest, - but what Next? A Different Approach to Route Directions, *in*: M. Raubal, A. Sliwinski & W. Kuhn, Hrsg., 'Geoinformation und Mobilität - von der Forschung zur praktischen Anwendung. Beiträge zu den Münsteraner GI-Tagen 2004', IfGIprints, Institut für Geoinformatik; Münster, Seiten 205–217.
- Ross, T., May, A. & Thompson, S. [2004], The Use of Landmarks in Pedestrian Navigation Instructions and the Effect of Context, *in*: S. Brewster & M. Dunlop, Hrsg., 'Mobile HCI 2004', Vol. 3160 aus Reihe *Lecture Notes in Computer Science*, Springer Verlag, Seiten 300–304.
- Rudolph, A. [1999], *Data Mining in Action: Statistische Verfahren der Klassifikation*, Shaker, Aachen.
- Russell, S. & Norvig, P. [2003], *Artificial Intelligence - A Modern Approach*, 2. Auflage, Pearson Education International.
- Säuberlich, F., Hrsg. [2000], *KDD und Data Mining als Hilfsmittel zur Entscheidungsunterstützung*, Vol. 18 aus Reihe *Entscheidungsunterstützung für ökonomische Probleme*, Peter Lang.
- Sarjakoski, T. & Nivala, A.-M. [2005], Adaptation to Context - A Way to Improve the Usability of Mobile Maps, *in*: L. Meng, A. Zipf & T. Reichenbacher, Hrsg., 'Map-based Mobile Services - Theories, Methods and Implementations', Springer, Seiten 107–123.
- Schlender, D., Peters, O. & Wienhöfer, M. [2000], 'The effects of maps and textual information on navigation in a desktop virtual environment', *Spatial Cognition and Computation* **2**(4), 421–433.
- Schmauks, D. [1998], 'Kognitive und semiotische Ressourcen für die Wegfindung', *Kognitionswissenschaft* **7**(3), 124–128.
- Schumann, H. & Kreuzeler, M. [2003], Fokus- und Kontext-Darstellung im geographischen Kontext, *in*: D. K. G. und Visualisierung, Hrsg., 'Visualisierung und Erschließung von Geodaten', Vol. 7 aus Reihe *Kartographische Schriften*, Kirschbaum Verlag, Seiten 25–34.
- Seiler, M. [2004], Informationstheoretische Bewertung von Landmarks unter besonderer Berücksichtigung ihrer Sichtbarkeit, Diplomarbeit, Institut für Kartographie und Geoinformation, Universität Bonn (unveröffentlicht).
- Sester, M. [1995], Lernen struktureller Modelle für die Bildanalyse, Doktorarbeit, Universität Stuttgart.
- Sester, M. [2000], 'Knowledge acquisition for the automatic interpretation of spatial data', *International Journal of Geographical Information Science* **14**(1), 1–24.
- Sester, M. & Elias, B. [2006], Relevance of Generalisation to the Extraction and Communication of Wayfinding Information, *in*: W. Mackaness, A. Ruas & T. Sarjakoski, Hrsg., 'The Generalisation of Geographic Information: Models and Applications', Elsevier, Kapitel 10.
- Shannon, C. E. [1948], 'A Mathematical Theory of Communication', *The Bell System Technical Journal* **27**, 379–423, 623–656. (Neudruck).
- Shekhar, S., Lu, C.-T. & Zhang, P. [2003], 'A Unified Approach to Detecting Spatial Outliers', *GeoInformatica* **7**(2), 139–166.
- Shekhar, S., Zhang, P., Huang, Y. & Vatsavai, R. R. [2004], *Data Mining: Next Generation Challenges and Future Directions*, AAAI/MIT Press, Kapitel 3. Spatial Data Mining.
- Siegel, A. & White, S. [1975], 'The Development of Spatial Representations of Large-Scale Environments', *Advances in Child Development and Behavior* **10**, 9–55.
- Sorrows, M. & Hirtle, S. [1999], The Nature of Landmarks for Real and Electronic Spaces, *in*: C. Freksa & D. Mark, Hrsg., 'Spatial Information Theory: Cognitive and Computational Foundations of Geographic Information Science', Springer, Seiten 37–50.
- Steck, S. & Mallot, H. [2000], 'The Role of Global and Local Landmarks in Virtual Environment Navigation', *Presence: Teleoperators and Virtual Environments* **9**(1), 69–83.
- Stevens, S. [1946], 'On the Theory of Scales of Measurement', *Science* **103**, 677–680.

- Streeter, L., Vitello, D. & Wonsiewicz, S. [1985], 'How to tell People where to go: Comparing Navigational Aids', *International Journal Man-Machine Studies* **22**, 549–562.
- Sui, L. & Meng, L. [2001], 'Adding the value of Nav-Tech road database: an implementation of spatial data mining techniques', *Journal of Geographical Sciences, Acta Geographica Sinica* **11**, 69–73. Supplement 2001.
- Thorndyke, P. [1981], Spatial Cognition and Reasoning, in: J. Harvey, Hrsg., 'Cognition, Social Behavior, and the Environment', Lawrence Erlbaum Associates, Seiten 137–149.
- Tom, A. & Denis, M. [2003], Referring to Landmark or Street Information in Route Directions: What Difference Does It Make?, in: W. Kuhn, M. Worboys & S. Timpf, Hrsg., 'Spatial Information Theory: Foundations of Geographic Information Science; International Conference, COSIT 2003', Vol. 2825 aus Reihe *Lecture Notes in Computer Science*, Springer, Seiten 362–374.
- Tversky, B. [1993], Cognitive Maps, Cognitive Collages, and Spatial Mental Models, in: A. U. Frank, I. Campari & U. Formentini, Hrsg., 'Theories and Methods of Spatio-temporal reasoning in Geographic Space', Springer, Seiten 14–24.
- Tversky, B. & Lee, P. [1998], How Space Structures Language, in: C. Freksa, C. Habel & K. Wender, Hrsg., 'Spatial Cognition I - An Interdisciplinary Approach to Representing and Processing Spatial Knowledge', Seiten 157–176.
- Tversky, B. & Lee, P. [1999], Pictorial and Verbal Tools for Conveying Routes, in: C. Freksa & D. Mark, Hrsg., 'Spatial Information Theory: Cognitive and Computational Foundations of Geographic Information Science', Springer Verlag, Seiten 51–64.
- VKV [2003], 'ALK-Führungserlass – Entwurf –', URL <http://www.lgnapp.niedersachsen.de/vkv/allgemein/gesetze/n3727350.pdf>. Herausgeber: Vermessungs- und Katasterverwaltung Niedersachsen.
- VKV [2005], 'Homepage: Automatisierte Liegenschaftskarte (ALK) der Vermessungs- und Katasterverwaltung Niedersachsen', URL http://www.gll.niedersachsen.de/master/C10540068_N8678965_L20_D0_I6503106.html. Stand: 12.07.06.
- Wahlster, W., Baus, J., Kray, C. & Krüger, A. [2001], 'REAL: Ein resourcenadaptierendes mobiles Navigationssystem', *Informatik Forschung und Entwicklung* **16**(4), 233–241.
- Ware, C. [2004], *Information Visualization - Perception for Design*, 2. Auflage, Morgan Kaufmann.
- Weber, R. & Zimmermann, H.-J. [1991], 'Automatische Akquisition von unscharfen Expertenwissen', *KI* **2**, 20–26.
- Weissensteiner, E. & Winter, S. [2004], Landmarks in the Communication of Route Directions, in: M. J. Egenhofer, C. Freksa & H. J. Miller, Hrsg., 'GIScience', Vol. 3234 aus Reihe *Lecture Notes in Computer Science*, Springer.
- Werner, S., Krieg-Brückner, B., Mallot, H., Schweizer, K. & Freksa, C. [1997], Spatial cognition: the role of landmark, route, and survey knowledge in human and robot navigation, in: M. Jarke, K. Pasedach & K. Pohl, Hrsg., 'Informatik 97', Springer, Seiten 41–50.
- Winter, S. [2002], Ontologisches Modellieren von Routen für mobile Navigationsdienste, in: F. Kelnhofer, M. Lechthaler & K. Brunner, Hrsg., 'Telekartographie und Location Based Services', Nr. 58 in: 'Geowissenschaftliche Mitteilungen, Schriftenreihe der Studienrichtung Vermessungswesen und Geoinformation', TU Wien, Seiten 111–124.
- Winter, S. [2003], Route Adaptive Selection of Salient Features, in: W. Kuhn, M. Worboys & S. Timpf, Hrsg., 'Spatial Information Theory: Foundations of Geographic Information Science; International Conference, COSIT 2003', Vol. 2825 aus Reihe *Lecture Notes in Computer Science*, Springer, Seiten 320–334.
- Winter, S., Raubal, M. & Nothegger, C. [2004], Focalizing Measures of Saliency for Wayfinding, in: A. Zipf, T. Reichenbacher & L. M. and, Hrsg., 'Map-based Mobile Services - Theories, Methods and Implementations', Springer, Seiten 127–142.
- Witte, B. & Schmidt, H. [1991], *Vermessungskunde und Grundlagen der Statistik im Bauwesen*, 2. Auflage, Konrad Wittwer Verlag, Stuttgart.
- Witten, I. H. & Eibe, F. [1999], *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques with Java Implementations*, Morgan Kaufmann, San Francisco.
- Zar, J. H. [1972], 'Significance Testing of the Spearman Rank Correlation Coefficient', *Journal of the American Statistical Association* **67**(339), 578–580.
- Zhao, Y. [1997], *Vehicle Location and Navigation Systems*, Artech House.
- Zipf, A. [2002], User-Adaptive Maps for Location-Based Services (LBS) for Tourism, in: K. Woeber, A. Frew & M. Hitz, Hrsg., 'Proceedings of the 9th International Conference for Information and Communication Technologies in Tourism, ENTER 2002. Innsbruck, Austria.', Springer Verlag.
- Zipf, A. [2003a], 'Forschungsfragen zur benutzer- und kontextangepassten Kartengenerierung für mobile Systeme', *KN - Kartographische Nachrichten* **2003**(1), 233–241.
- Zipf, A. [2003b], 'Zur Bestimmung von Funktionen für die personen- und kontextsensitive Bewertung der Bedeutung von Geoobjekten für Fokuskarten', Symposium für Angewandte Geographische Informationstechnologie. AGIT 2003. Salzburg.
- Zipf, A. & Richter, K.-F. [2002], 'Using Focus Maps to Ease Map Reading', *Künstliche Intelligenz* **4**(2), 35–37.

A Anhang

A.1 Korrelationsuntersuchung

Für diese Korrelationsuntersuchung ist der gesamte Datenbestand (ca. 14.000 Datensätze) mit allen Attributen verwendet worden. Um die zwangsweise entstehende Korrelation durch Binarisierung der Attribute aufzuzeigen, sind hier in einem ersten Schritt alle Attribute mit einem automatischen Verfahren (in jeweils vier Ausprägungen) diskretisiert worden. Für die Durchführung der Korrelationsanalyse müssen die Attribute anschließend wieder in numerische Werte überführt werden, was hier mit einer Binarisierung vorgenommen worden ist. Durch diese Vorgehensweise vergrößert sich die Anzahl der Attribute von ursprünglich 18 auf 90 Attribute. Die Ergebnisse sind in der Abbildung 56 graphisch dargestellt, in Tabelle 25 sind die eingesetzten Attribute genannt.

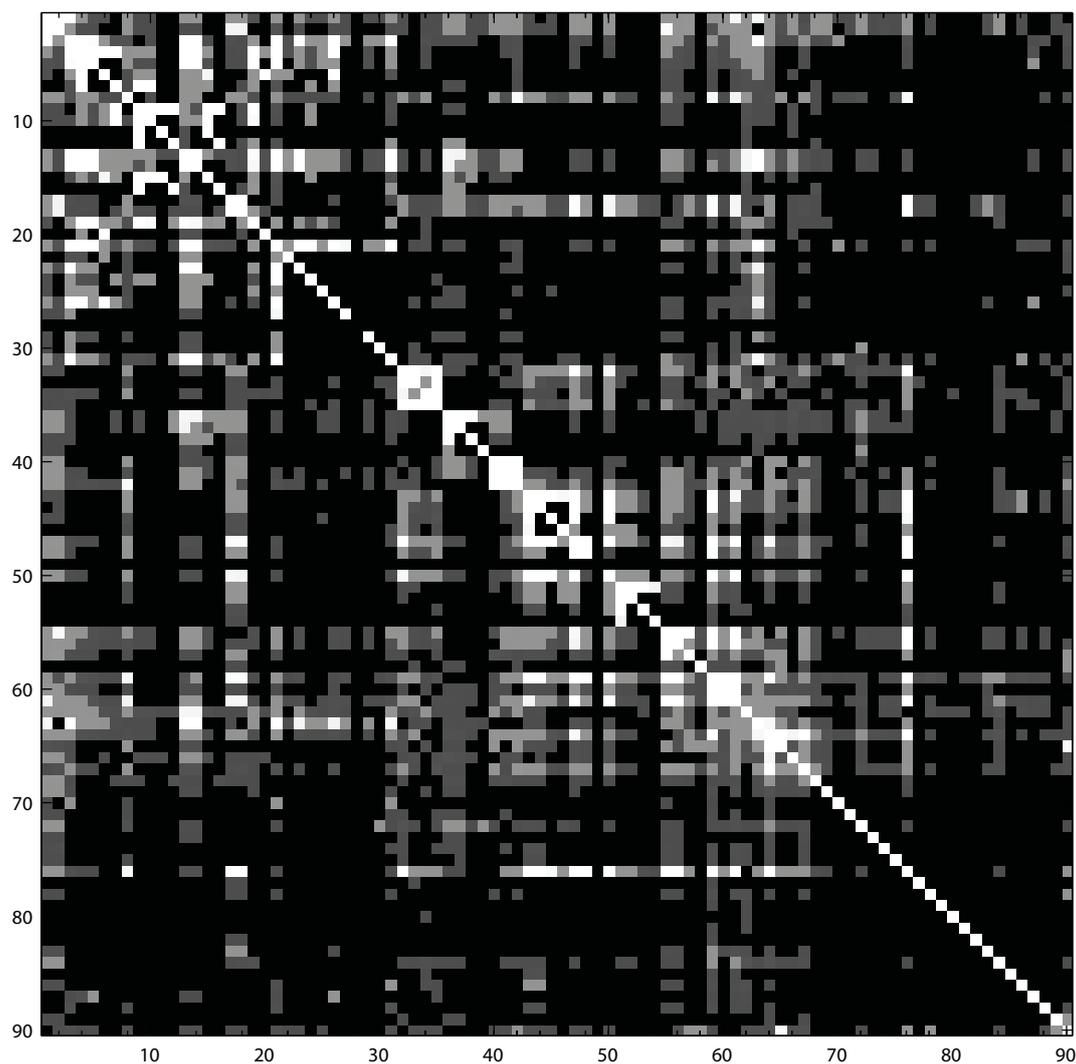


Abbildung 56: Darstellung der Korrelationen (auf Basis nominaler Daten). Schwarz: keine Korrelation, dunkelgrau: schwache Korrelation, hellgrau: mittlere Korrelation, weiß: starke Korrelation. Legende zu den Attributen: siehe Tabelle 25

Tabelle 25: Nominalisierte / binärisierte Attribute für Korrelationsberechnung (Legende zu Abbildung 56)

Nr.	Attribut	Nr.	Attribut	Nr.	Attribut	Nr.	Attribut
1	OBJART=0931	26	FUNCTION=1141	51	Q_GEB_FLST (1)	76	NTZ=4200
2	OBJART=0932	27	FUNCTION=1125	52	Q_GEB_FLST (2)	77	NTZ=5200
3	OBJART=1101	28	FUNCTION=1151	53	Q_GEB_FLST (3)	78	NTZ=5300
4	CORNERCNT (1)	29	FUNCTION=1171	54	Q_GEB_FLST (4)	79	NTZ=5400
5	CORNERCNT (2)	30	FUNCTION=2811	55	DENS_BUF_A (1)	80	NTZ=5900
6	CORNERCNT (3)	31	FUNCTION=9999	56	DENS_BUF_A (2)	81	NTZ=6300
7	CORNERCNT (4)	32	T_GRUPP (1)	57	DENS_BUF_A (3)	82	NTZ=7100
8	DEV_TO_90	33	T_GRUPP (2)	58	DENS_BUF_A (4)	83	NTZ=7876
9	FLAECHE (1)	34	T_GRUPP (3)	59	NEIGHB_CNT=0	84	NTZ=7881
10	FLAECHE (2)	35	T_GRUPP (4)	60	NEIGHB_CNT=1	85	NTZ=7891
11	FLAECHE (3)	36	ELONGATION (1)	61	NEIGHB_CNT=2	86	NTZ=7900
12	FLAECHE (4)	37	ELONGATION (2)	62	ORI2NGBDIF	87	NTZ=9300
13	HAUPTSEITE (1)	38	ELONGATION (3)	63	NTZ=1100	88	NTZ=9400
14	HAUPTSEITE (2)	39	ELONGATION (4)	64	NTZ=1300	89	NTZ=9999
15	HAUPTSEITE (3)	40	ORI2STREET=0	65	NTZ=1400	90	NTZDIFFERS
16	HAUPTSEITE (4)	41	ORI2STREET=1	66	NTZ=1700		
17	QUERSEITE (1)	42	ORI2STREET=2	67	NTZ=2100		
18	QUERSEITE (2)	43	DIST2ROAD (1)	68	NTZ=2300		
19	QUERSEITE (3)	44	DIST2ROAD (2)	69	NTZ=2500		
20	QUERSEITE (4)	45	DIST2ROAD (3)	70	NTZ=2600		
21	FUNCTION=0	46	DIST2ROAD (4)	71	NTZ=2700		
22	FUNCTION=1112	47	BUILDCNT (1)	72	NTZ=2800		
23	FUNCTION=1121	48	BUILDCNT (2)	73	NTZ=2900		
24	FUNCTION=1123	49	BUILDCNT (3)	74	NTZ=3300		
25	FUNCTION=1134	50	BUILDCNT (4)	75	NTZ=4100		

A.2 Wrapperverfahren mit ID3

Tabelle 26: Anzahl der Ebenen in Entscheidungsbäumen

Attribut	Summe	Ebene 1	Ebene 2	Ebene 3	Ebene 4	Ebene 5	Ebene 6	Ebene 7	Ebene 8	Mittelwert
DENS_BUF_A	68891	1275	8119	8319	4006	1543	406	34	1	2,906
NTZ	68249	818	8593	8857	3855	1264	278	38	0	2,879
T_GRUPP	67906	1283	8541	8344	3732	1352	361	65	25	2,856
ELONGATION	67028	1296	8692	8506	3641	1200	310	58	0	2,828
ORI2STREET	66865	1298	8890	8372	3555	1166	335	85	2	2,820
QUERSEITE	66758	1294	8764	8496	3707	1093	291	55	3	2,776
FUNCTION	66543	803	9117	9167	3372	983	225	36	0	2,807
DIST2ROAD	66427	1276	8690	8824	3578	1058	242	35	0	2,802
HAUPTSEITE	66365	1289	8788	8740	3519	1059	247	61	0	2,800
HOEHE	66169	1280	8870	8732	3468	1078	234	41	0	2,792
Q_GEB_FLST	65931	1235	8984	8782	3433	1001	231	37	0	2,782
CORNERCNT	65904	1290	8986	8701	3415	1023	256	28	4	2,779
OBJART	65859	1280	9023	8699	3386	1032	249	34	0	2,779
BUILDCNT	65808	1298	9084	8605	3394	1026	251	45	0	2,776
NTZDIFFERS	65677	1286	9100	8642	3416	988	236	35	0	2,771
ORI2NGBDIF	65665	1304	9143	8524	3441	1042	214	35	0	2,770
FLAECHE	65660	1282	9079	8714	3366	994	232	36	0	2,770
NEIGHB_CNT	65575	1296	9154	8622	3365	989	239	38	0	2,767
DEV_TO_90	65532	1318	9186	8541	3394	979	248	36	0	2,764
Referenz	65375	1298	9226	8627	3314	976	226	36	0	2,758

A.3 Multiple Regression

Tabelle 27: Multiple Regression: Parametervektor b

Parameter	Wert	Attribut	Parameter	Wert	Attribut	Parameter	Wert	Attribut
b_0	0,42		b_{16}	0,46	FUNCTION=2811	b_{32}	0,20	NTZ=2300
b_1	0,02	OBJART=0931	b_{17}	0,15	ELONGATION	b_{33}	0,29	NTZ=2500
b_2	0,03	OBJART=0932	b_{18}	-0,04	ORI2STREET=0	b_{34}	0,65	NTZ=2600
b_3	0,00	CORNERCNT	b_{19}	-0,05	ORI2STREET=1	b_{35}	0,16	NTZ=2800
b_4	0,00	DEV_TO_90	b_{20}	-0,03	DIST2ROAD	b_{36}	0,78	NTZ=2900
b_5	0,60	FLAECHE	b_{21}	0,26	BUILDCNT	b_{37}	0,09	NTZ=3300
b_6	0,15	HAUPTSEITE	b_{22}	-0,29	Q_GEB_FLST	b_{38}	-0,09	NTZ=4200
b_7	-0,36	QUERSEITE	b_{23}	-0,10	DENS_BUF_A	b_{39}	0,52	NTZ=5300
b_8	-0,16	FUNCTION=0	b_{24}	0,00	NEIGHB_CNT=0	b_{40}	0,51	NTZ=7876
b_9	0,51	FUNCTION=1112	b_{25}	0,01	NEIGHB_CNT=1	b_{41}	0,03	NTZ=7881
b_{10}	0,57	FUNCTION=1121	b_{26}	0,03	ORI2NGBDIF	b_{42}	0,01	NTZDIFFERS
b_{11}	0,25	FUNCTION=1123	b_{27}	-0,13	NTZ=1100	b_{43}	-0,01	T_GRUPP=1
b_{12}	0,66	FUNCTION=1134	b_{28}	-0,15	NTZ=1300	b_{44}	0,01	T_GRUPP=2
b_{13}	0,53	FUNCTION=1141	b_{29}	-0,11	NTZ=1400	b_{45}	0,00	T_GRUPP=3
b_{14}	0,53	FUNCTION=1125	b_{30}	0,12	NTZ=1700	b_{46}	0,08	HOEHE
b_{15}	0,69	FUNCTION=1171	b_{31}	-0,14	NTZ=2100			

A.4 Test der Attribute auf Normalverteilung

Die Annahme, dass die Beobachtungswerte einer Messreihe der Normalverteilung folgen, kann über einen Hypothesentest von Schiefe und Exzess verworfen werden. Die Vorgehensweise dieses Hypothesentests wird vorgestellt. Anschließend wird dieser Test für einige Attribute der Attributwert-Tabelle exemplarisch durchgeführt, um zu zeigen, dass diese keiner Normalverteilung folgen.

A.4.1 Test auf Schiefe und Exzess

Die Maßzahlen Schiefe und Exzess können nur bei eingipfligen Häufigkeitsverteilungen sinnvoll angewandt werden. Die Schiefe ist dabei eine Maßzahl, die Richtung und Größenordnung der Schiefe einer Häufigkeitsverteilung angibt. Sind x_1, \dots, x_n die Merkmalswerte in einer Beobachtungsreihe mit Mittelwert \bar{x} , so ist die Schiefe g_1 entsprechend Gleichung 28. Ist $g_1 = 0$ so ist die Häufigkeitsverteilung symmetrisch. Je stärker negativ g_1 , desto linksschiefer die Verteilung, je stärker positiv g_1 , desto rechtsschiefer [Hartung 2002].

$$g_1 = \frac{\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^3 \right)}{\sqrt{\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \right)^3}} \quad (28)$$

Der Exzess (Kurtosis, Wölbung) gibt an, ob das absolute Maximum der Häufigkeitsverteilung größer als bei der Dichte der Normalverteilung ist. Der theoretische Exzess einer Normalverteilung ist 0. Ist $g_2 > 0$, so ist das absolute Maximum der Häufigkeitsverteilung größer als das der dazugehörigen Normalverteilung; ist $g_2 < 0$, so ist es kleiner (siehe Gleichung 29) [Hartung 2002].

$$g_2 = \frac{\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^4 \right)}{\left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \right]^2} - 3 \quad (29)$$

Der Test auf Schiefe und Exzess testet simultan die Hypothesen, dass die Beobachtungswerte einer Messreihe einer Verteilung mit 1. Schiefe $g_1 = 0$ und 2. Exzess $g_2 = 0$ entstammen. Kann man keine der beiden Hypothesen verwerfen, folgt daraus, dass die Hypothese „die Beobachtungen entstammen einer Normalverteilung“ nicht verworfen wird.

$$H_{01} : g_1 = 0 \quad \text{gegen} \quad H_{11} : g_1 \neq 0 \quad (30)$$

$$H_{02} : g_2 = 0 \quad \text{gegen} \quad H_{12} : g_2 \neq 0 \quad (31)$$

Der Punktschätzer für die Schiefe g_1 und für den Exzess g_2 ist (vergleiche dazu Gleichung 28 und 29):

$$c_1 = \frac{\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^3 \right)}{\sqrt{\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \right)^3}} \quad c_2 = \frac{\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^4 \right)}{\left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \right]^2} - 3 \quad (32)$$

Die Nullhypothese $H_{01} : g_1 = 0$ zum Niveau α wird verworfen, falls gilt: $|c_1| > g_{1;\frac{\alpha}{2}}$ und die Nullhypothese $H_{02} : g_2 = 0$ zum Niveau α , wenn $|c_2| > g_{2;\frac{\alpha}{2}}$ oder $|c_2| < g_{2;1-\frac{\alpha}{2}}$ ist. Die Fraktile $g_{1;\alpha}$ und $g_{2;\alpha}$ sind vertafelt (siehe [Pearson & Hartley 1966]).

A.4.2 Überprüfung von Attributen

Es werden beispielhaft die Attribute FLAECHE, HAUPTSEITE, QUERSEITE, ELONGATION und HOEHE aus der Attributwert-Tabelle (siehe Abschnitt 7.3 auf Seite 75) mittels des Hypothesentests auf Normalverteilung überprüft. Zusätzlich werden die Attribute *Fassadenfläche* und *Formfaktor* generiert: die Multiplikation von QUERSEITE und HOEHE, als Repräsentanten der Gebäudebreite und -höhe, ergibt die Fläche der Fassade, das Verhältnis von HOEHE zu QUERSEITE spiegelt den Formfaktor wider. Diese werden in dem Landmarkenansatz von Raubal & Winter [2002] verwendet und dort als normal verteilt angenommen (Erläuterung dazu siehe Kapitel 4.1.2 auf Seite 32).

Für die Überprüfung, ob die Attribute einer Normalverteilung folgen, wird der eben erläuterte Test auf Schiefe und Exzess angewendet. Die Fraktile des Tests werden dazu der Tafel 34 B und C aus Pearson & Hartley [1966] entnommen und die Werte für den Stichprobenumfang von ca. 2200 Datensätzen, die hier für jedes Attribut verfügbar sind, linear interpoliert (siehe Tabelle 28).

Tabelle 28: Tafelwerte der Fraktile $g_{1;\alpha}$ und $g_{2;\alpha}$, entnommen Tafel 34 (B, C) aus [Pearson & Hartley 1966]

Fraktil Schiefe: $g_{1;\alpha}$	Anzahl der Beobachtungen	5%	1%	Fraktil Exzess: $g_{2;\alpha}$	Anzahl der Beobachtungen	5% oben	1% oben	5% unten	1% unten
Tafelwert	1000	0,127	0,180	Tafelwert	1000	3,26	3,41	2,76	2,68
	1200	0,116	0,165		1200	3,24	3,37	2,78	2,71
	1400	0,107	0,152		1400	3,22	3,34	2,80	2,72
	1600	0,100	0,142		1600	3,21	3,32	2,81	2,74
	1800	0,095	0,134		1800	3,20	3,30	2,82	2,76
	2000	0,090	0,127		2000	3,18	3,28	2,83	2,77
	2500	0,080	0,114		2500	3,16	3,25	2,85	2,79
	3000	0,073	0,104		3000	3,15	3,22	2,86	2,81
	3500	0,068	0,096		3500	3,14	3,21	2,87	2,82
	4000	0,064	0,090		4000	3,13	3,19	2,88	2,83
	4500	0,060	0,085		4500	3,12	3,18	2,88	2,84
	5000	0,057	0,081		5000	3,12	3,17	2,89	2,85
interpoliert	2200	0,086	0,124	interpoliert	2200	3,18	3,27	2,83	2,77

Für die Attribute werden die Testgrößen errechnet und der Vergleich mit den Fraktile durchgeföhrt (siehe Tabelle 29). Auf Grund der vorliegenden Tafelwerte wird mit $\alpha = 2\%$ getestet. Wird auch nur eine der Bedingungen (Spalte 3-5 in Tabelle 29) erfüllt („ja“), dann muss die Gesamthypothese – die Daten folgen einer Normalverteilung – verworfen werden. Für die hier untersuchten Attribute ergibt sich, dass keines davon einer Normalverteilung folgt, da sogar beide Teiltests jeweils verworfen werden müssen.

Tabelle 29: Testgrößen und Überprüfung für $\alpha = 2\%$

Attribut	c_1	c_2	$ c_1 > g_{1;\frac{\alpha}{2}}$	$ c_2 > g_{2;\frac{\alpha}{2}}$	$ c_2 < g_{2;1-\frac{\alpha}{2}}$	Hypothese
FLAECHE	6,95	66,23	ja	ja	nein	verwerfen
HAUPTSEITE	3,40	26,99	ja	ja	nein	verwerfen
QUERSEITE	3,36	24,39	ja	ja	nein	verwerfen
ELONGATION	4,36	39,72	ja	ja	nein	verwerfen
HOEHE	0,40	2,59	ja	nein	ja	verwerfen
Fassadenfläche	3,66	22,38	ja	ja	nein	verwerfen
Form (Höhe/Breite)	4,32	38,52	ja	ja	nein	verwerfen

A.5 Durchführung des Data Minings

A.5.1 Untersuchungseinheit: Datenformat für WEKA

```
@relation 'Auswahl für Decision Point 946/1'

@attribute AOBJID string
@attribute OBJART {0931,1101}
@attribute CORNERCNT numeric
@attribute FLAECHE numeric
@attribute HAUPTSEITE numeric
@attribute QUERSEITE numeric
@attribute FUNCTION {0,1141,1112}
@attribute ELONGATION numeric
@attribute ORI2STREET {2,1,0}
@attribute DIST2ROAD numeric
@attribute DENS_BUF_A numeric
@attribute NEIGHB_CNT numeric
@attribute NTZ {2100,1400,1100}
@attribute T_GRUPP {4,1,3}
@attribute HOEHE numeric
@attribute LANDMARK {yes,no}

@data
H03WU92,0931,11,226.641,13.820,24.469,0,1.770,2,0.000,0.318,2,2100,4,22.19,yes
H01F6F3,0931,4,51.747,5.639,11.135,0,1.975,1,0.000,0.509,2,2100,4,18.10,no
H01F6E8,0931,14,258.071,18.036,19.178,0,1.063,1,0.000,0.460,2,2100,4,21.60,no
H01F6F9,0931,4,93.694,9.200,11.122,0,1.209,1,0.000,0.504,2,2100,4,18.14,no
H01F6F1,0931,8,232.743,19.519,14.574,0,1.339,0,0.000,0.567,2,2100,4,16.17,no
H01F6FK,0931,4,84.370,8.065,11.084,0,1.374,1,0.000,0.549,2,2100,4,20.44,no
H01F6F0,0931,6,244.575,19.756,14.516,0,1.361,2,0.000,0.451,2,2100,4,17.54,no
H01F6FU,0931,4,94.210,8.384,12.178,0,1.453,1,0.000,0.581,2,2100,4,20.57,no
H01F6KQ,0931,5,128.302,8.712,17.028,0,1.954,1,0.000,0.540,2,1400,4,24.70,no
H01F6L2,0931,15,126.269,17.237,11.870,0,1.452,2,0.000,0.414,2,1400,1,26.52,no
H01F6M0,1101,116,1475.990,32.092,65.722,1141,2.048,2,0.000,0.001,0,1100,4,70.21,no
H07F4I8,0931,6,1859.406,56.857,37.351,1112,1.522,2,0.000,0.045,0,1100,3,23.11,no
H01F6D5,0931,5,95.855,11.822,11.869,0,1.004,1,0.000,0.506,2,2100,4,20.49,no
H06XF20,0931,10,327.931,18.223,24.492,0,1.344,1,0.000,0.380,2,1100,3,25.44,no
H06XF2L,1101,76,1790.259,40.344,77.761,0,1.927,2,0.000,0.314,2,1100,3,25.97,no
H02DM8K,1101,21,687.972,37.278,34.939,0,1.067,2,0.000,0.436,2,1100,3,17.78,no
H01E5UK,0931,11,188.790,21.304,11.030,0,1.931,2,0.000,0.377,2,1400,4,22.47,no
H01E5WW,0931,6,250.345,20.438,12.550,0,1.629,2,0.000,0.267,2,1400,3,19.78,no
H01F6GM,0931,10,301.698,18.057,26.527,0,1.469,2,0.000,0.287,1,2100,4,17.54,no
H01F6FM,0931,4,232.378,19.893,12.224,0,1.627,2,0.000,0.377,1,1400,3,17.84,no
H02DM8Z,1101,4,167.757,15.963,10.990,0,1.452,0,0.000,0.531,2,2100,4,17.98,no
H01F6HG,0931,10,295.923,16.744,22.904,0,1.368,2,0.000,0.475,2,2100,4,18.65,no
H04G9AZ,0931,16,399.136,25.395,30.880,0,1.216,2,0.000,0.420,2,2100,4,22.85,no
H06XF2P,0931,11,353.504,26.559,16.320,0,1.627,2,0.000,0.306,2,2100,4,24.85,no
H01F6LR,0931,13,415.971,23.369,30.319,0,1.297,1,0.000,0.382,2,2100,4,24.88,no
H05V4AR,0931,9,327.580,21.473,16.646,0,1.290,0,0.000,0.350,2,1400,3,19.75,no
H01F600,0931,12,133.111,17.739,11.556,0,1.535,2,0.000,0.311,2,2100,4,27.84,no
```

A.5.2 Ergebnis aus WEKA: Entscheidungsbaum

```
HAUPTSEITE, '(-inf-10.7608]', no
HAUPTSEITE, '(10.7608-15.8826]'
, QUERSEITE, '(-inf-17.6671]', no
, QUERSEITE, '(17.6671-24.3442]', null
, QUERSEITE, '(24.3442-inf)', yes
HAUPTSEITE, '(15.8826-inf)', no
```

A.6 Nutzertest

A.6.1 Übersicht zu den Beschreibungen der Landmarken im Nutzertest

In Tabelle 30 sind die Beschreibungen angegeben, die im Rahmen des Nutzertests für die Objektsuche gegeben worden sind. Die Auflistung entspricht der Reihenfolge im Test. Die fettgedruckten Kreuzungsnummern repräsentieren diejenigen 5 Kreuzungen, an denen das Objekt durch die automatische Attributbeschreibung charakterisiert worden ist. Die Angabe der natürlichsprachlichen Beschreibung für diese Objekte erfolgt hier nur als Zusatzinformation und ist im Test nicht verwendet worden. Ebenso ist die verfügbare Testbeschreibung aus der ALK nur zum Vergleich aufgeführt worden, um zu zeigen, welche weiteren Informationen vorhanden sind.

Tabelle 30: Auflistung der verwendeten Beschreibungen für die Landmarken

Kreuzung	natürlichsprachliche Beschreibung	automat. Attributbeschreibung	vorhandener ALK-Text
856	Chemisches Institut der Universität Hannover lang gestrecktes, historisches Gebäude		Chemisches Institut Universität Hannover
926	(Hochhaus der Allianz)	freistehendes Gebäude	
958	(Historisches Museum am Hohen Ufer)	Museum	Hist. Museum am Hohen Ufer
1019	IG BCE – Industriegewerk. Bergbau, Chemie und Energie großer, gläserner Gebäudekomplex		
1124	Rathaus Gebäude mit grünem Kuppeldach		Rathaus
1160	(Kröpcke-Center-Hochhaus, Peek und Cloppenburg)	Mischnutzung mit Wohnen	Katasteramt
1167	Oper freistehendes, historisches Gebäude mit Säulen		Nieds. Staatstheater GmbH Oper
1176	Ernst-August-Markthalle, Geschäftspassage Gebäude mit den zwei gläsernen Erkern		
970	Historisches Museum am Hohen Ufer		Hist. Museum am Hohen Ufer
976	Anzeigerhochhaus rotes Ziegelgebäude mit Kuppeldach		
983	(Marktkirche)	(Christliche) Kirche	
993	Parkhaus, Ernst-August-Brauerei, City Meisert		
1156	(Oper)	Gebäude für öffentliche Zwecke	Nieds. Staatstheater GmbH Oper
1022	Hochhaus der Allianz		
1165	Kröpcke-Center-Hochhaus, Peek und Cloppenburg		Katasteramt

A.6.2 Photopanoramen der Testkreuzungen



Panorama 856



Panorama 926



Panorama 958



Panorama 1019



Panorama 1124



Panorama 1160



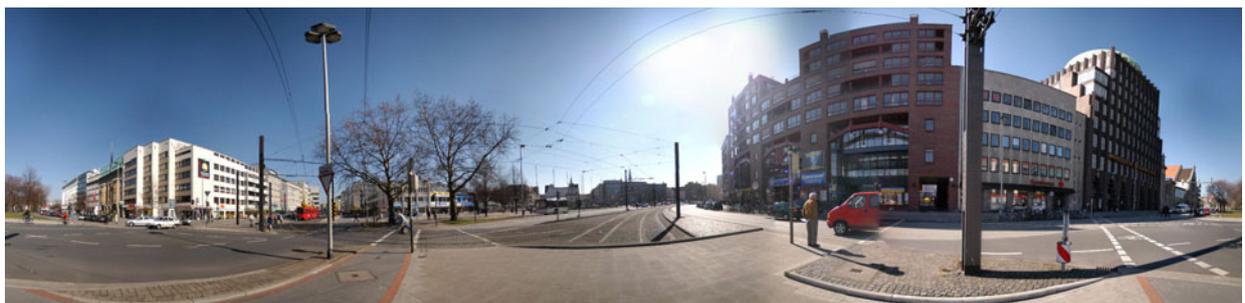
Panorama 1167



Panorama 1176



Panorama 970



Panorama 976



Panorama 983



Panorama 993



Panorama 1156



Panorama 1022



Panorama 1165

Danksagung

Die vorliegende Arbeit ist während meiner Tätigkeit am Institut für Kartographie und Geoinformatik der Universität Hannover im Rahmen des Kooperationsprojektes *Entwicklung (semi-) automatischer Verfahren zur Interpretation, Analyse und Visualisierung räumlicher Datenbestände* mit der Landesvermessung und Geobasisinformation Niedersachsen (LGN) entstanden.

Bei Frau Prof. Monika Sester möchte ich mich für die hervorragende wissenschaftliche Betreuung, aber auch für das angenehme Arbeitsverhältnis zu ihr am Institut bedanken. Meinem Korreferenten Prof. Hansjörg Kutterer und meinem Gutachter Dr. Stephan Winter danke ich für die Anregungen bei der Erstellung der Arbeit, sowie deren Mitwirkung im Promotionsverfahren.

Für die gute Zusammenarbeit mit der LGN und die freie Hand bei der Gestaltung des Projektinhalts möchte ich mich herzlich bei meinem dortigen Projektleiter Dr. Ernst Jäger bedanken.

Ich möchte allen meinen Kollegen, Diplomanden und Hiwis danken, die zum Gelingen dieser Arbeit beigetragen haben. Insbesondere möchte ich aber Dr. Claus Brenner für seine Idee und Bereitstellung der Sichtbarkeitsanalyse meinen Dank aussprechen, da diese sich als wertvolle Grundlage für meinen Ansatz bewährt hat. Des Weiteren möchte ich Juniorprof. Volker Paelke für seine wertvolle Unterstützung bei der Durchführung der Evaluation danken. Nicht zu vergessen, seine häufigen „Seelsorger“-Einsätze bei moralischen Krisen.

Ich möchte auch meinen Eltern Dank sagen dafür, dass sie mir diesen Weg ermöglichten und mich immer unterstützt haben. Zu guter Letzt möchte ich meinem Mann Helge Kippenberg danken. Vor allen Dingen dafür, dass er seine eigenen beruflichen Ambitionen zurückgestellt und Elternzeit genommen hat, um unseren Sohn zu betreuen. Denn dadurch hat er meine Promotion überhaupt erst möglich gemacht.

Lebenslauf

Persönliche Daten

24. Juni 1973
Birgit Elias
geboren in Wolfenbüttel
verheiratet, ein Kind

Schulbildung

1979–1983
1983–1985
1985–1992
Grundschule Cranachstraße, Wolfenbüttel
Orientierungsstufe Cranachstraße, Wolfenbüttel
Gymnasium im Schloss, Wolfenbüttel

Studium

1992 – 1994
1994 – 1998
10. Oktober 1998
Grundstudium des Vermessungswesens, TU Braunschweig
Hauptstudium des Vermessungswesens, Universität Hannover
Studienabschluss als Dipl.-Ing. Geodäsie

Beruf

1998 – 2000
21. Dezember 2000
seit 01. Juni 2001
Referendariat für den höheren technischen Verwaltungsdienst
Abschluss als Assessor für Vermessungs- und Liegenschaftswesen
Wissenschaftliche Mitarbeiterin am Institut
für Kartographie und Geoinformatik der Universität Hannover