

Bernd-Michael Straub

**Automatische Extraktion
von Bäumen aus Fernerkundungsdaten**

München 2003

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

ISSN 0065-5325

ISBN 3 7696 5011 5

**Diese Arbeit ist gleichzeitig veröffentlicht in:
Wissenschaftliche Arbeiten der Fachrichtung Vermessungswesen der Universität Hannover
ISSN 0174-1454, Nr. 249, Hannover 2003**

*„In bunten Bildern wenig Klarheit,
Viel Irrtum und ein Fünkchen Wahrheit.“
Johann Wolfgang von Goethe, Faust – Der Tragödie erster Teil, 1808*

Zusammenfassung

In dieser Arbeit wird ein neuer Ansatz zur automatischen Extraktion von Bäumen aus Fernerkundungsdaten – Luftbildern und Oberflächenmodellen - vorgestellt. Die wichtigsten Überlegungen, die zur Entwicklung des Ansatzes geführt haben, werden detailliert dargestellt. Dies gilt sowohl für das dem Ansatz zugrunde liegende Modell eines einzelnen Baumes, als auch für die darauf aufbauende Strategie zur Extraktion von Merkmalen auf der Bildebene und deren Bewertung in der Phase der Hypothesenbildung. Darüber hinaus wird, basierend auf einem abstrakten Rahmen für die Objektextraktion aus Fernerkundungsdaten, die Extraktion einzelner Bäume in Verbindung mit anderen topographischen Objekten diskutiert. Ziel dieser Diskussion ist es, Möglichkeiten der Integration des hier dargestellten Ansatzes in ein System zur automatischen Interpretation von Fernerkundungsdaten aufzuzeigen.

Unter Extraktion von Bäumen aus Fernerkundungsdaten ist hier die Erkennung einzelner Bäume im Sinne einer Identifikation und deren geometrische Rekonstruktion zu verstehen. Die Grundlage für die Extraktion bildet ein Modell der Geometrie und der Radiometrie des Objektes Baum. Basierend auf diesem Modell werden einige wenige Merkmale identifiziert, die dann verwendet werden, um einzelne Bäume in den Bildern zu erkennen.

Die Grundidee der Strategie ist es, zunächst die oftmals komplexen Feinstrukturen der einzelnen Baumkronen durch eine lokal angepasste Tiefpassfilterung zu entfernen, um dann in einem zweiten Schritt die Baumkronen auf der Basis von Merkmalen der Grobstruktur zu identifizieren. Das Kernproblem dabei ist, dass die Größe der einzelnen Baumkronen und deren räumliche Anordnung entscheidenden Einfluss auf die Parameterwahl bei der Tiefpassfilterung haben, aber weder das eine noch das andere als bekannt angenommen werden kann. Zur Lösung dieses Problems werden die Bilder nach einer Transformation im Linearen Maßstabsraum in mehreren Maßstabsebenen untersucht.

Die Extraktion der Bäume erfolgt auf rein algorithmischem Wege: Nach dem Aufbau der Maßstabsraum-Repräsentation der Bilddaten erfolgt die Segmentierung in den einzelnen Maßstabsebenen mit der Wasserscheidentransformation. Die sich dabei ergebenden Segmente, jedes ein potentieller Kandidat für eine Baumkrone, werden anschließend mit Fuzzy-Funktionen bewertet und auf der Basis dieser Bewertungen werden Hypothesen aufgestellt. Die Grundlage der Bewertung stellt die Kompatibilität des jeweiligen Segments mit dem Modell dar. In einem letzten Schritt wird für jede Hypothese die Abgrenzung der Baumkrone mit Hilfe einer Snake optimiert.

Zur Einschätzung der Leistungsfähigkeit des Ansatzes in unterschiedlichen Kontextregionen werden kleinere Beispielprojekte sowohl in Wohngebieten mit dörflichem und städtischem Charakter als auch in Waldgebieten dargestellt. Die Ergebnisse des automatischen Verfahrens werden mit denen verglichen, die ein menschlicher Interpret auf der Basis derselben Bilddaten erzielt, die für die automatische Extraktion verwendet worden sind. Basierend auf den Ergebnissen der einzelnen Projekte werden anhand von repräsentativen Szenenausschnitten die aufgetretenen Probleme diskutiert und mögliche Lösungsvorschläge angeboten. Die Arbeit wird abgeschlossen mit einer Bewertung des Ansatzes und Vorschlägen für weitere Entwicklungen.

Summary

A new approach for automatic extraction of trees from remote sensing data – aerial imagery and surface models – is introduced in this thesis. A detailed description of the most important considerations, leading to the development of the approach, is given: for the model of an individual tree, which is the base of the approach and for the strategy for low-level feature extraction and generation of hypotheses. In addition to that, the extraction of individual trees is discussed in relation to other topographic objects. The aim of this discussion is showing possibilities for the integration of the approach for trees into a system for automatic interpretation of remote sensing data.

Here, extraction should be understood as the cognitive recognition of objects and their identification and reconstruction. The process of object extraction from images and/or surface models generally depends on an object model as well as a strategy for extraction of image features, their combination, and their relation to the model. A generic geometric model of a tree is used which basically consists of a function describing the tree top. Based on this model features are identified, which are used to recognise single trees from the image data.

The basic idea for this strategy consists of two steps. At first, the often very complex fine structures are removed from the surface model by using various scale levels in linear scale space. As a result of scale-space transformation the tree top can be identified in the surface model based on the coarse structure. Here, the main problem is, that on the one hand the diameter of a single tree continuously varies in reality, but also strongly influences the choice of filter parameters. To overcome this difficulty, the image data was examined at different scale levels of linear scale-space.

The extraction of the trees is performed using an algorithm: Firstly, segmentation of each scale-level with the watershed transformation is carried out. The resulting segments, which are potential candidates for tree tops, are evaluated with the help of fuzzy functions and based on the resulting membership values hypotheses are generated. The last step is the reconstruction of the crown's outline using a snake-algorithm.

The procedure, developed for the extraction of trees from images and surface models in the context of this thesis, is applied in various small test areas. The positive as well as the negative results of these projects are presented, and the problems are discussed based on subsets of the test areas. An evaluation of the approach, and proposals for further development and research are given at the end of the thesis.

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	7
	Zielsetzung.....	8
	Anwendungsbereich	9
	Aufbau dieser Arbeit.....	10
2	Grundlagen.....	11
2.1	Modell einer Baumkrone	11
2.1.1	Beschreibung der Form	12
2.1.2	Reflexionsverhalten	13
2.2	Linearer Maßstabsraum	13
2.2.1	Grundlegende Transformation.....	14
2.2.2	Ableitungen erster und zweiter Ordnung.....	16
2.2.3	Maßstabsraum-Ereignisse.....	17
2.3	Wasserscheidentransformation.....	18
2.4	Fuzzy-Mengen.....	19
2.5	Topologische Relationen.....	20
2.6	Snakes: Aktive Konturen.....	22
2.7	Qualitätsmaße	25
2.8	Zusammenfassung.....	26
3	Stand der Forschung.....	27
3.1	Aspekte der Datenerfassung	29
3.2	Modellgetriebene Ansätze	31
3.3	Datengetriebene Ansätze.....	33
3.4	Zusammenfassung.....	38
3.4.1	Stärken und Schwächen der dargestellten Ansätze	38
3.4.2	Schlußfolgerungen für diese Arbeit.....	40
4	Modell und Strategie	41
4.1	Modell	41
4.1.1	Funktion	41
4.1.2	3D Geometrie & Material	42
4.1.2.1	Form, Grob- und Feinstruktur.....	42
4.1.2.2	Differentialgeometrische Eigenschaften.....	44
4.1.2.3	Reflexionseigenschaften.....	46
4.1.3	Maßstab & Aggregation.....	49
4.1.3.1	Maßstab	49
4.1.3.2	Aggregation.....	50

4.1.4	Kontext.....	51
4.1.4.1	Globaler Kontext.....	52
4.1.4.2	Lokaler Kontext.....	53
4.2	Strategie.....	54
4.2.1	Segmentierung.....	56
4.2.2	Segmentweise Bewertung und Hypothesenauswahl.....	58
4.2.2.1	Segmentweise Bewertung.....	58
4.2.2.2	Auswahl der besten Hypothesen im Maßstabsraum.....	59
4.2.3	Bestimmung der Baumkronenbegrenzung.....	60
4.2.3.1	Externe Energie.....	61
4.2.3.2	Interne Energie und Druck.....	62
4.2.3.3	Einstellung der Parameter.....	63
4.2.4	Interne Bewertung.....	64
4.3	Zusammenfassung.....	64
5	Ergebnisse.....	65
5.1	Externe Bewertung.....	65
5.2	Auswahl der Segmentierungsfunktion.....	66
5.3	Beispielhafte Auswertungen.....	68
5.3.1	Projekt Grangemouth.....	70
5.3.1.1	Ausschnitt 1.....	74
5.3.1.2	Ausschnitt 2.....	76
5.3.2	Projekt Hohentauern.....	78
5.3.3	Projekt Paris.....	79
5.3.4	Projekt Ravensburg.....	80
5.4	Zusammenfassung.....	81
6	Bewertung des Ansatzes.....	85
6.1	Methodische Stärken und Schwächen.....	86
6.2	Defizite.....	87
6.3	Zusammenfassung.....	88
7	Zusammenfassung und Ausblick.....	89
	Grundidee des Ansatzes.....	89
	Vorschläge für weitere Entwicklungen.....	90
	Literatur.....	92
	Dank.....	98
	Lebenslauf.....	99

„What is the „right scale“ does depend on the problem, i.e. whether one needs to see the forest, the trees or the leaves.“
Jan Koenderink im Vorwort von (LINDBERG 1994)

1 Einleitung

Bäume bestehen in der realen Welt aus Blättern, Zweigen, Ästen und einem Stamm. Sie treten in großer Artenvielfalt und in vielen unterschiedlichen Formen auf. Trotz dieser Vielfalt ist der Mensch in der Lage, ohne darauf erkennbar Mühe zu verwenden, Bäume in Luftbildern zu erkennen. Diese scheinbare Mühelosigkeit erschwert das Verständnis der bei der menschlichen visuellen Wahrnehmung ablaufenden Prozesse und somit auch deren Abbildung in Algorithmen für eine Rechenmaschine. Und gerade die Extraktion von topographischen Objekten wie Gebäuden, Straßen und Plätzen, Vegetation und Gewässern aus Luftbildern stellt sich häufig schwieriger als vermutet dar. Einer der Gründe dafür ist die Vielfältigkeit der in den Luftbildern abgebildeten Umwelt. Aber die im Luftbild festgelegte Perspektive von oben und der relativ kleine Maßstab vereinfachen die Extraktionsaufgabe auch, so ist im Falle eines Baumes im Luftbild weder der Stamm zu erkennen, noch einzelne Blätter oder kleinere Zweige. Dies reduziert die Anzahl der Merkmale, die für die Extraktion herangezogen werden können. Oberflächenmodelle, die aus Luftbildern durch Methoden der digitalen Bildzuordnung automatisch abgeleitet werden können, oder durch direkte Entfernungsmessungen mit einem Laserscanner erzeugt werden, vereinfachen die Aufgabe zusätzlich.

Die Extraktion von Objektbeschreibungen aus Bildern basiert in der Regel auf einem mehr oder weniger detaillierten *Modell*¹ des Objektes und einer *Strategie* zur Extraktion, Gruppierung und Bewertung von Merkmalen. Ein *Bild* ist, mathematisch betrachtet, eine Untermenge eines diskreten dreidimensionalen Raums mit einer definierten Metrik (KOENDERINK & DOORN 2002).

Das Modell bezieht sich auf die *Eigenschaften* des Objektes im Hinblick auf die erwarteten Merkmale in den Bildern. Unter *Strategie* wird der „Plan zur Erkennung von Objekten in Bildern“ (MAYER 1998) durch die Kombination von Verarbeitungsschritten verstanden. Diese Verarbeitungsschritte haben das Ziel, die in den Bildern implizit vorhandene Information über Kanten, Regionen, Flächen und letztendlich die abgebildeten Objekte explizit zu machen.

Ausgehend von den Metaebenen Objekt und Strategie wird in (MAYER 1998) ein „globaler Rahmen für die Objektextraktion“ entwickelt. In Abbildung 1 sind beispielhaft Bestandteile eines Modells als Ellipsen und Verarbeitungsschritte einer Strategie als Pfeile dargestellt, diese graphische Syntax wird in dieser Arbeit durchgehend verwendet, um verschiedene Ansätze zur Extraktion von Bäumen aus Bildern darzustellen.

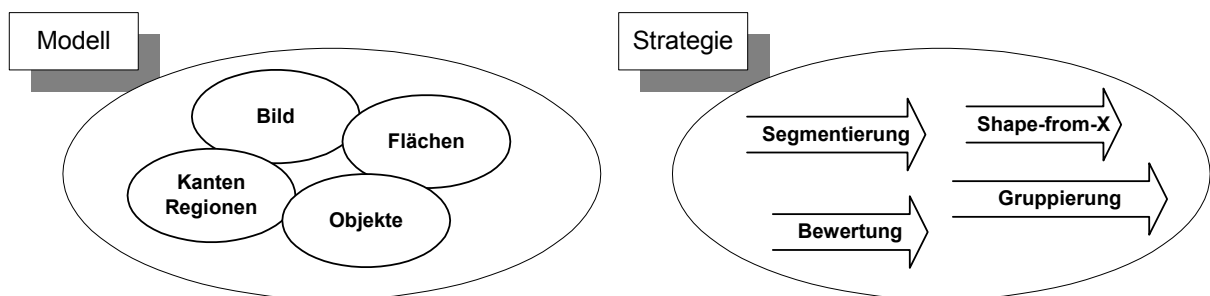


Abbildung 1: Metaebenen Modell und Strategie

Heute existiert eine Vielzahl gut funktionierender Methoden zur Extraktion von 2D Primitiven wie Kanten und Regionen (SHAH 2002) aus Bildern, in Abbildung 1 werden diese Methoden unter dem Begriff Segmentierung zusammengefasst. Eine solche Segmentierung ist häufig einer der ersten Schritte zur Extraktion von Objekten aus Bildern. Die Ableitung von räumlichen Oberflächen aus einem oder mehreren Bildern, begrifflich zusammengefasst als Shape-from-X in Abbildung 1, kann unter Verwendung von Schatten oder Reflexionseigenschaften (KLETTE ET AL. 1996) oder durch die statische oder

¹ „Das Modell hebt die jeweils interessierenden Merkmale und Züge heraus unter Vernachlässigung dessen, was als unwesentlich gilt; das Modell hebt hervor und vereinfacht zugleich.“ (RAPP 1995), zum Verständnis des Begriffs *Modell*, wie er hier verwendet wird.

dynamische Analyse von mindestens zwei Bildern desselben Objektes erfolgen (POLLEFEYS ET AL. 2001). Einen Überblick zu den Methoden der Ableitung von Oberflächen aus Bildern gibt (SCHARSTEIN & SZELISKI 2002).

Spätestens bei der Gruppierung der Primitive zu Objekten wird ein Modell des zu extrahierenden Objektes benötigt. Ein Beispiel hierfür sind die Arbeiten zur Extraktion von Gebäuden aus Luftbildern. Die Rekonstruktion eines Gebäudes erfolgt auf der Basis der Primitive, die aus den Bildern extrahiert wurden. Die Gruppierung der Primitive erfolgt unter Berücksichtigung von topologischen und geometrischen Bedingungen, die sich aus dem Gebäudemodell ergeben. Ein Überblick über aktuelle Arbeiten zur Rekonstruktion von Gebäuden aus Luftbildern findet sich in (MAYER 1999), (BALTSAVIAS ET AL. 2001).

Viele Ansätze zur Extraktion von Objekten aus Bildern sind von den frühen, in (MARR 1982) umfassend beschriebenen, physiologisch motivierten Arbeiten geprägt. Dort wird der Vorgang der Objektextraktion gegliedert in eine Bildebene, eine „erste rohe Skizze“² (Primal Sketch), eine *2.5D Skizze* (2.5D Sketch) und die *3D Modell Repräsentation* (3D Model Representation), vgl. Abbildung 2.

Die erste rohe Skizze enthält die Bildmerkmale: Kanten und Regionen, die direkt aus den Bildern abgeleitet werden können. Der Begriff „erste rohe Skizze“ wird im gleichen Kontext auch in (LINDBERG 1994) verwendet. Die 2.5D Skizze enthält die aus den Bildern abgeleiteten räumlichen Oberflächen der Objekte, die auch noch als Primitive angesehen werden können. In einem letzten Schritt werden durch Gruppierung der Primitive Instanzen der 3D Objekte gebildet (3D Modell Repräsentation). Die Arbeitshypothese von Marr war, dass die Berechnung der Primitive unabhängig von der jeweiligen Aufgabe erfolgen kann (MARR 1982). Erst die Gruppierung basiert auf einem Modell des zu extrahierenden Objektes.

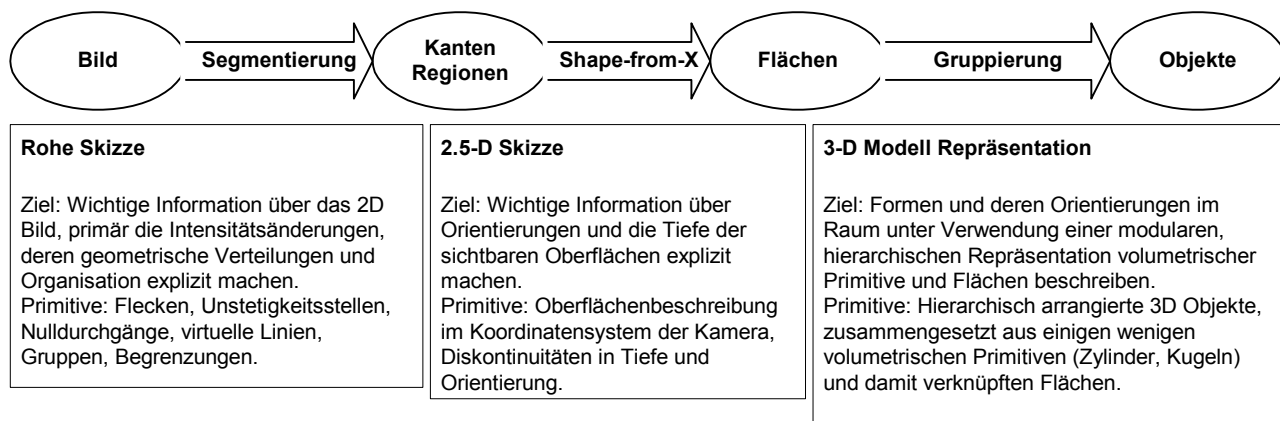


Abbildung 2: Marrs Paradigma der Objektextraktion (MARR 1982)

Auch der im Rahmen dieser Arbeit entwickelte Ansatz greift einige grundlegende Ideen von Marr auf. Dies gilt vor allem für die Verwendung verschiedener Maßstäbe zur Erstellung der rohen Skizze und für die datengetriebene Strategie.

Zielsetzung

Ziel dieser Arbeit war die Entwicklung und wissenschaftliche Untersuchung eines Verfahrens zur automatischen Extraktion von Bäumen aus Fernerkundungsdaten.

Bei den für die Extraktion verwendeten Fernerkundungsdaten handelt es sich um Luftbilder und Oberflächenmodelle mit einer Bodenauflösung von 0.1 bis maximal 1 m. Als Alternative zu der, gerade für Bäume, schwierigen Ableitung des Oberflächenmodells aus Luftbildern kann auch ein flugzeuggetragener Laserscanner zur direkten Messung der Baumkronenoberfläche eingesetzt werden. Zwischen diesen beiden Arten, ein Oberflächenmodell zu erzeugen, wird hier kein Unterschied gemacht. Dies bedeutet allerdings, dass ein spezifischer Vorteil des Laserscanners, die Durchdringung der Baumkrone zur Messung von Bodenpunkten, nicht genutzt wird.

² Die Übersetzung von „Primal Sketch“ wurde aus (POGGIO 1987) übernommen.

Unter *(voll)automatischer* Extraktion wird hier verstanden, dass das Verfahren während seines Ablaufes keine Interaktion eines Anwenders benötigt. Die Initialisierung des Verfahrens erfolgt durch eine relativ geringe Anzahl von Steuerparametern, die für die Aufgabe der Extraktion von Bäumen aus Bildern im Wesentlichen konstant sind. Die Extraktion beinhaltet die Erkennung einzelner Bäume in den Fernerkundungsdaten und deren Rekonstruktion. Ein Extraktionsergebnis enthält schließlich die folgenden Daten für möglichst jede in der untersuchten Szene sichtbare Baumkrone:

- Position des Baumes in der untersuchten Szene
- Maß für den Durchmesser der Baumkrone unter der Annahme, dass es sich beim Grundriss um einen Kreis handelt
- Äußere, in der Orthoprojektion erkennbare Baumkronbegrenzung (Grundriss der Baumkrone)

Dabei handelt es sich um diejenigen geometrischen Parameter, die direkt aus dem Luftbild abgeleitet werden können (HILDEBRANDT 1996). Der Mittelpunkt der Baumkrone ist eine Schätzung für die Position des Stammes, mit Baumkronenbegrenzung ist der im Luftbild sichtbare Rand der Baumkrone gemeint. Mit diesen Informationen lassen sich bereits einfache 3D Modelle von Bäumen erzeugen (Abbildung 3).

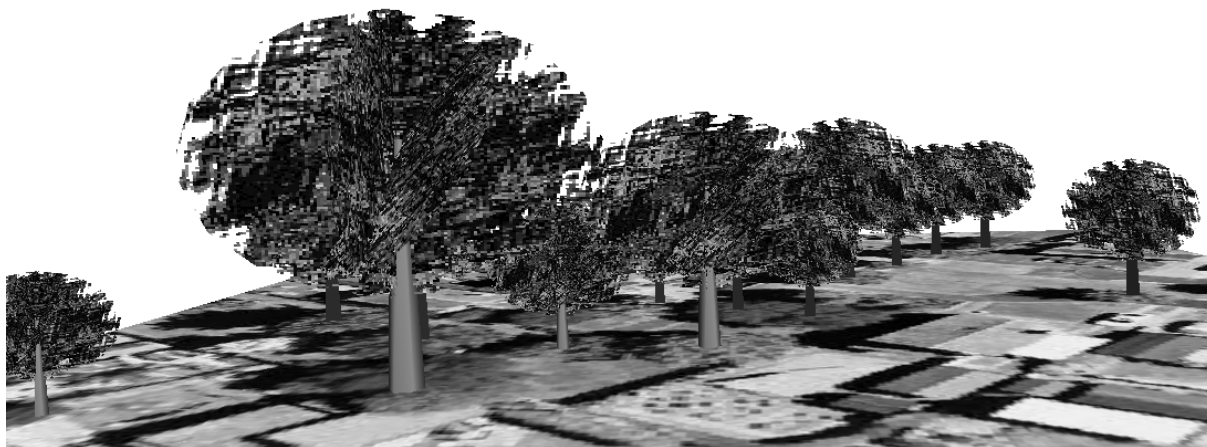


Abbildung 3: 3D Baummodelle - Visualisierung³

Die in Abbildung 3 dargestellten 3D Modelle wurden allein mit Hilfe der aus den Bildern abgeleiteten geometrischen Informationen erzeugt. Die Klassifikation der Baumart wird in dieser Arbeit nicht behandelt, die für die Visualisierung notwendige semantische Information „Laubbaum“ wurde zwar den Bildern entnommen, allerdings nicht mit Hilfe eines automatischen Verfahrens.

Anwendungsbereich

Mögliche Anwendungsbereiche eines solchen Verfahrens reichen von der Unterstützung der Forstinventur, über die Datenerfassung für den Aufbau eines Baumkatasters in Städten und für virtuelle dreidimensionale (3D) Stadtmodelle, bis hin zu Anwendungen für die Erfassung und Aktualisierung von Geodaten im Allgemeinen - beispielsweise zur Unterstützung von Verfahren zur automatischen Extraktion von Straßen.

Im Forstbereich gibt es einen praktischen Hintergrund, der die Automatisierung der Baumextraktion besonders interessant macht: Anders als bei 3D Stadtmodellen ist es für forstliche Anwendungen schon allein wegen der großen Anzahl der Bäume im Wald kaum denkbar, dass die Erfassung jedes einzelnen Baumes von Hand durchgeführt wird. Derzeit wird mit statistischen Modellen gearbeitet, um basierend auf Stichprobenflächen Parameter für einen ganzen Bestand abzuleiten. Eine solche Extrapolation kann mit Hilfe der automatischen Extraktion vermieden werden. Im Bereich der 3D Stadtmodelle bekundeten etwa 80% der Teilnehmer an einer von der EuroSDR (European Spatial Data Research, ehemals OEEPE) durchgeführten Umfrage Interesse an Information über die Vegetation in der Stadt (FUCHS ET AL. 1998).

³ Für die Visualisierung wurde der in (SAINT JOHN 1997) beschriebene VRML Prototyp verwendet.

Aufbau dieser Arbeit

Diese Arbeit ist in sieben Kapitel gegliedert. Am Anfang der Kapitel 2 bis 6 findet sich jeweils eine kurze Motivation und am Ende werden die wichtigsten Ergebnisse des jeweiligen Kapitels kurz zusammengefasst.

Im Kapitel 2 dieser Arbeit werden die theoretischen Grundlagen kurz erläutert, soweit es für das Verständnis der Arbeit notwendig erschien. Im ersten Abschnitt wird ein Modell einer Baumkrone beschrieben. Die Theorie des Linearen Maßstabsraums, die Wasserscheidentransformation, die Grundlagen der Fuzzy-Theorie, unsichere topologische Relationen und schließlich der Snake-Algorithmus werden in den folgenden Abschnitten kurz dargestellt. Am Ende dieses Kapitels werden die Qualitätsmaße erläutert, die in dieser Arbeit zur Quantifizierung der Ergebnisse herangezogen werden.

Das darauf folgende Kapitel enthält, nach einem kurzen Exkurs über Aspekte der Datenerfassung mit unterschiedlichen Sensoren, einen Überblick über die existierenden Ansätze zur automatischen Extraktion von Bäumen aus Fernerkundungsdaten. Die Ansätze wurden eingeteilt in eher modellgetriebene und eher datengetriebene Ansätze, in den beiden entsprechenden Abschnitten werden die grundlegenden Strategien der publizierten Ansätze dargestellt und ihre Stärken und Schwächen herausgearbeitet.

Im vierten Kapitel wird das im Rahmen dieser Arbeit entwickelte Modell und die darauf basierende Strategie zur Extraktion von Bäumen aus Fernerkundungsdaten vorgestellt. Die Vereinfachungen gegenüber einem Baum in der realen Welt werden herausgearbeitet, die einzelnen Komponenten des Modells werden beschrieben. Im Abschnitt zur Strategie werden die einzelnen Strategieelemente, Segmentierung, Bewertung und die Bestimmung der Baumkronenbegrenzung mit Snakes detailliert beschrieben.

Die Ergebnisse, die mit dem entwickelten Verfahren erzielt werden können, sind im Kapitel 5 anhand von beispielhaften, kleineren Projekten dargestellt. Die erzielten Ergebnisse werden diskutiert und die Probleme des Ansatzes werden anhand der Beispiele herausgearbeitet.

Im vorletzten Kapitel erfolgt eine Bewertung des entwickelten Ansatzes. Methodische Stärken und Schwächen werden dargestellt, zum Teil auf der Basis der erreichten Ergebnisse aber auch auf einer breiteren, eher konzeptionellen Ebene.

Im ersten Abschnitt des letzten Kapitels werden die grundlegenden Annahmen des entwickelten Ansatzes noch einmal zusammengefasst. Im zweiten Abschnitt des letzten Kapitels, am Ende der Arbeit, findet sich ihr vielleicht wichtigster Abschnitt: die Vorschläge für weitere Entwicklungen.

„Wir können ... nur das verstehen ..., was wir selbst machen können.“
I. Kant, am 1.7.1794 in einem Brief an den Mathematiker J.S. Beck;
(JÜNGEL 2001)

2 Grundlagen

Die Bedeutung des Maßstabs für die Extraktion von Objekten aus Luftbildern wird in (MAYER 1998) am Beispiel von Straßen erarbeitet. Dort wird auch explizit auf Bäume hingewiesen, „die mehrere Maßstäbe besitzen. Bei Bäumen haben z. B. die Blätter eine Größe von 5 cm und die aus diesen gebildeten Zweige bzw. Äste eine Länge von 30 cm bzw. etwa 2 m. Zuletzt hat der ganze Baum eine Größe von ca. 10 m.“ Zwischen der Größe eines Objekts und dem für eine Extraktion geeigneten Maßstab besteht ein enger Zusammenhang. Die Größe eines Baumes ist jedoch abhängig von vielen Randbedingungen, beispielsweise dem Alter und der Art des Baumes. Das bedeutet, im Falle von Bäumen ist der am besten geeignete Maßstab zur Extraktion für eine bestimmte Szene weder bekannt noch kann man davon ausgehen, dass er über größere Gebiete konstant ist. Man kann sagen, dass dies eines der Kernprobleme bei der Extraktion von Bäumen aus Bildern ist.

In dieser Arbeit wird ein einfaches Modell der geometrischen Form einer Baumkronenoberfläche als Grundlage für die Entwicklung des Verfahrens zur Extraktion der Bäume aus den Bilddaten verwendet (siehe Abschnitt 2.1). Zur Lösung des oben angedeuteten Maßstabsproblems wird eine Multi-Maßstab-Repräsentation der Szene genutzt. Die formale, mathematische Behandlung des Maßstabs basiert auf der Theorie des Linearen Maßstabsraums (Linear Scale-Space), die in (LINDEBERG 1994) für diskrete zweidimensionale Signale umfassend dargestellt ist. Die Grundidee des Linearen Maßstabsraums ist die Transformation des Originalsignals in eine nur von einem Maßstabsparameter abhängige Familie von geglätteten Signalen. Dabei werden die hochfrequenten Anteile des Signals zum groben Maßstab hin, entsprechend einer Vergrößerung des Maßstabsparameters, mehr und mehr unterdrückt. Einige Grundlagen der Theorie des Linearen Maßstabsraums werden in Abschnitt 2.2 dargestellt.

Die Segmentierung des Bildes ist häufig der erste Schritt bei der Objektextraktion. Zur Segmentierung wird hier die Wasserscheidentransformation eingesetzt (Abschnitt 2.3), die für die automatische Extraktion von Bäumen aus konzeptionellen und technischen Gründen gut geeignet ist (siehe auch Abschnitt 4.2). Die sich der Segmentierung anschließende Bewertung der Segmente erfolgt auf der Basis von Fuzzy-Mengen, die in Abschnitt 2.4 kurz erläutert werden. Auf der Basis der bewerteten Segmente werden Hypothesen erzeugt. Da die Segmentierung in mehreren Maßstabsebenen durchgeführt wird, können mehrere Hypothesen für dasselbe Objekt in der realen Welt entstehen. Topologische Relationen zwischen den Hypothesen werden herangezogen um festzustellen, ob sich einzelne Hypothesen in verschiedenen Maßstabsebenen entsprechen oder ob sie sich nur leicht überlappen. Um, ähnlich wie bei der Bewertung der Segmente, auch bei der Entscheidung bezüglich der topologischen Relation zwischen zwei Segmenten einen weichen Übergang realisieren zu können, wird das Konzept der unsicheren topologischen Relation verwendet (Abschnitt 2.5). Schließlich erfolgt die Extraktion der genauen Begrenzung der Baumkrone mit einem Snake-Algorithmus, der in Abschnitt 2.6 dargestellt ist.

Die in Abschnitt 2.7 kurz erläuterten Qualitätsmaße Vollständigkeit und Korrektheit werden schließlich im Kapitel 3 und im Kapitel 5 zum Vergleich der Ergebnisse der dort dargestellten Ansätze genutzt.

2.1 Modell einer Baumkrone

In (POLLOCK 1996) ist ein Modell einer Baumkrone beschrieben, das im Folgenden als *Pollock-Modell* bezeichnet wird. Es besteht aus einem geometrischen Teil zur Beschreibung der Form der Baumkrone und einem radiometrischen Teil in dem das Reflexionsverhalten der Baumkrone modelliert wird. Dieses Modell wird auch in (LARSEN & RUDEMO 1997A), (PERSSON ET AL. 2002) und (STRAUB & HEIPKE 2001) als geometrisches Modell der Kronenmantelfläche genutzt. In (SHENG ET AL. 2001) wird das Pollock-Modell in einem semi-automatischen System zur Extraktion von Bäumen aus Stereomodellen verwendet. Ein Operateur gibt die Position des Baumes und Näherungswerte für die Parameter des Modells vor. Anschließend erfolgt die Feinmessung durch das System, siehe auch (GONG ET AL. 2002) und (SHENG ET AL. 2003). Die Untersuchungen zu den differentialgeometrischen Eigenschaften der Baumkrone in Abschnitt 4.1.2.2 dieser Arbeit basieren ebenfalls auf diesem Modell, das in den folgenden beiden Abschnitten ausführlich dargestellt wird.

2.1.1 Beschreibung der Form

Die Oberfläche der Baumkrone kann durch eine Fläche zweiter Ordnung beschrieben werden, ein *Generalized Ellipsoid of Revolution (GER)*. Diese dreidimensionale Oberflächenbeschreibung geht zurück auf ein Profilmodell der Krone in (HORN 1971):

$$\frac{z^n}{a^n} + \frac{x^n}{b^n} = 1, n > 1 \quad (2.1)$$

Die Parameter a , b und n beschreiben in diesem vertikalen Schnitt durch die Baumkrone Höhe, Radius, und die Form der Krone. In (POLLOCK 1994) wird das Profilmodell durch Einführung der dritten Dimension erweitert:

$$\frac{z^n}{a^n} + \frac{(x^2 + y^2)^{\frac{n}{2}}}{b^n} = 1 \quad (2.2)$$

In einem kartesischen Koordinatensystem, in dem die positive Z-Achse in Zenit-Richtung weist, kann a als Baumhöhe und b als Radius der Baumkrone gedeutet werden. Mit n kann die Form der Oberfläche variiert werden, vgl. Abbildung 4 und Abbildung 5. Die Kurve ist konkav, wenn für n nur Werte größer 1 zugelassen werden. Sie hat im Reellen nur ein Maximum. Bei $n = 2$ und $a = b$ erhält man eine Kugeloberfläche, bei einer Verkleinerung von n wird die Form mehr und mehr konisch und große n machen die Form mehr und mehr zylindrisch. Mit Gleichung (2.2) kann die Oberfläche der Baumkrone von Laub- und Nadelbäumen, die *Kronenmantelfläche*, näherungsweise beschrieben werden.

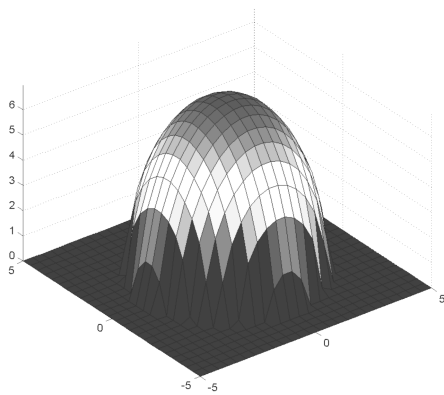


Abbildung 4: Oberflächenmodell der Krone eines typischen Laubbaumes, berechnet mit dem Pollock-Modell. Formparameter $n=2$, größter Durchmesser der Krone $b=3.5$, Höhe der Krone $a=7$, vgl. Tabelle 1.

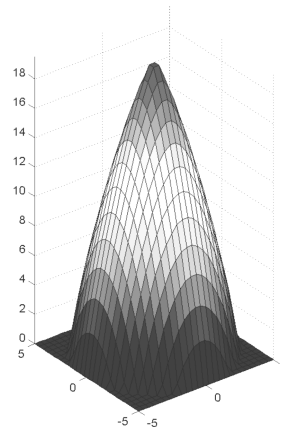


Abbildung 5: Oberflächenmodell der Krone eines typischen Nadelbaumes, berechnet mit dem Pollock-Modell. Formparameter $n=1.2$, größter Durchmesser der Krone $b=5$, Höhe der Krone $a=20$, vgl. Tabelle 1.

In Tabelle 1 sind typische Wertebereiche für die Parameter des GER angegeben, aus (GONG ET AL. 2002). Im Rahmen einer Untersuchung zur Schätzung des Parameters n aus einem Digitalen Oberflächenmodell in (MAYR ET AL. 1999) werden diese Werte bestätigt, dort wurde ein Wert von $n = 1.8$ für einen Nadelbaum, und $n = 2.5$ für einen Laubbaum ermittelt.

Parameter	Nadelbaum			Laubbaum		
	Typisch	Min	Max	Typisch	Min	Max
Baumhöhe a	25	15	40	7	2.5	15
Kronendurchmesser b	5	3	8	7	2.5	15
Formparameter n	1.2	1.0	1.8	2.0	1.5	2.5

Tabelle 1: Typische Werte für die Parameter des geometrischen Teils des Pollock-Modells, nach (GONG ET AL. 2002).

Basierend auf den Parametern a , b und n lassen sich bereits einfache Baummodelle für 3D Visualisierungen erstellen, siehe (STRAUB 2003). In dieser Arbeit werden die Parameter genutzt, um Kenngrößen für die Extraktion von Bäumen zu entwickeln (siehe Abschnitt 4.1.2).

2.1.2 Reflexionsverhalten

Zur Erzeugung eines Musters der Baumkrone wird in (POLLOCK 1996) neben der Form auch das Reflexionsverhalten der Baumkrone bzw. der einzelnen reflektierenden Blattorgane modelliert, siehe Abbildung 26. Innerhalb der Baumkrone wird in Abhängigkeit von der Baumart und dem erwarteten Zustand der Bäume eine variable Dichte von reflektierenden, zufällig orientierten Flächenelementen angenommen. Für jedes einzelne Flächenelement der Baumkrone wird in Abhängigkeit von der Position im Bild die Reflexion für jedes Pixel im Muster berechnet, Mehrfachreflexionen innerhalb der Baumkrone werden dabei nicht berücksichtigt. Die reflektierte Energie L_r der einfallenden Sonnenstrahlung E_0 wird in (POLLOCK 1996) mit Hilfe der Minnaert-Reflexions-Funktion (Minnaert reflectance function) modelliert:

$$L_r = \rho \frac{E_0 (k+1)}{2\pi} \cos^k(\alpha) \cos^{k-1}(\beta); 0 \leq k, \rho \leq 1; 0 \leq \alpha, \beta \leq \pi/2 \quad (2.3)$$

Dabei ist α der Winkel zwischen der einfallenden Strahlung und dem Normalenvektor auf der Oberfläche des angestrahlten Objektes, und β ist der Winkel zwischen dem aufzeichnenden Sensor und dem Normalenvektor. Die Parameter k , ρ sind abhängig von den Reflexions- und Absorptionseigenschaften des jeweiligen Materials.

Bei Kenntnis der zu erwartenden Baumarten in der Szene können Werte für die Parameter des Modells aus existierenden Untersuchungen über die Blattdichteverteilung und das Reflexions- und Absorptionsverhalten der Blattorgane verwendet werden. Beispiele für solche Untersuchungen sind in (LARSEN & RUDEMO 1997A) und in (POLLOCK 1994) angegeben. Dieses Modell wird auch in (LARSEN & RUDEMO 1997A) genutzt um Muster zu generieren, die zur Detektion der Spitzen von Nadelbäumen verwendet werden.

2.2 Linearer Maßstabsraum

Die Kenntnis des Maßstabs ist eine wesentliche Voraussetzung für die erfolgreiche Extraktion von Objekten aus Bildern. Der Maßstab ist das Verhältnis zwischen dem Abbild eines Objektes und dessen Größe in der realen Welt, also ein Maß für die Vergrößerung oder Verkleinerung. Die Erfahrung impliziert jedoch mehr als die pure Verhältniszahl in den Begriff Maßstab, vor allem die Reduktion des Detaillierungsgrades bei einer Verringerung des Maßstabs. Dies entspricht einer Vereinfachung und damit auch einer Abstraktion des Modells gegenüber der Wirklichkeit.

Im Falle eines (digitalen) Bildes ist der Maßstab implizit durch die Größe eines Pixels in der realen Welt (Bodenauflösung) gegeben. Eine Pixelgröße von 10 cm entspricht einem feinen Maßstab⁴ von etwa 1:5000 und eine Pixelgröße von 10 m einem groben Maßstab. Im Weiteren werden die Begriffe *fein* und *grob* statt *groß* und *klein* zur Charakterisierung von Maßstab und Auflösung verwendet, da die Begriffe groß und klein beim Maßstab zum Teil unterschiedlich interpretiert werden.

Die Repräsentation eines Bildes im Linearen Maßstabsraum ist eine spezielle Form einer Multi-Maßstab-Repräsentation, bei der mit größer werdendem Maßstab die Bildgröße nicht reduziert wird. Andere Multi-Maßstab-Repräsentationen sind beispielweise Quad-trees (KLINGER 1971) oder Wavelet-basierte Bildpyramiden (MALLAT 1989).

Die grundlegende Transformation im Linearen Maßstabsraum ist die Glättung, also die Reduktion der hochfrequenten Anteile eines Bildes in Abhängigkeit von einem Maßstabsparameter. Es ist von großer Bedeutung für die Interpretation des Bildes, dass durch diese Transformation keine neuen Merkmale entstehen: Merkmale im groben Maßstab müssen im feinen Maßstab eine Ursache allein in den Daten besitzen.

Diese als Kausalität bezeichnete Eigenschaft ist vor dem Hintergrund der Interpretation eines Bildes eine der wichtigsten Forderungen an einen Maßstabsraum, Merkmale dürfen nicht „aus dem Nichts“ entstehen⁵. Weitere wichtige Forderungen sind Richtungsunabhängigkeit (Isotropie) und Ortsunabhängigkeit (Homogenität) (KOENDERINK 1984).

⁴ Eine Pixelgröße von 0.1 m entsteht z. B. bei einem im Maßstab 1:5000 aufgenommenen Luftbild durch Scannen mit einer Pixelgröße von 20 μm .

⁵ „... this requirement ... prevents local extrema ... ‘from popping out of nowhere.’“ (LINDBERG 1994).

Während die Details im feinen Maßstab zu erkennen sind, hilft der grobe Maßstab sich einen Überblick zu verschaffen, vergleichbar mit einem Blick aus der Ferne. In Abbildung 6 ist ganz links eine Gruppe von Bäumen in der Nähe einer Straße im feinen Maßstab dargestellt. Der Maßstab des Bildes verringert sich von links nach rechts, dabei nehmen die Details ab, bis schließlich die einzelnen Bäume verschwunden sind, und eine Baumgruppe in den Vordergrund tritt. Die Fahrbahnmarkierungen, deren einzelne Liniensegmente auf der Straße in Abbildung 6 zu erkennen sind, werden zu einer einzelnen Linie in der Mitte der Straße. Dies kommt der oben angesprochenen Abstraktion gleich. Unter anderem wegen des geringem Kontrastes zur Umgebung verschwindet bei einem noch größeren Maßstab die Straße schließlich ganz.

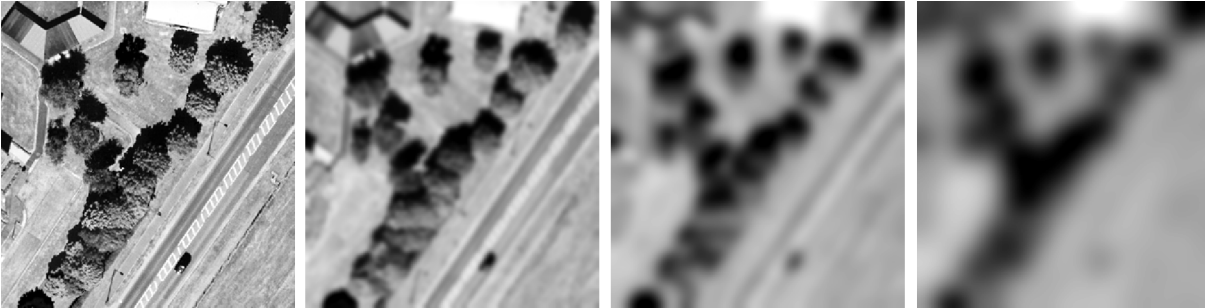


Abbildung 6: Variation des Maßstabes am Beispiel einer Baumgruppe, der Maßstab wird von links nach rechts gröber.

2.2.1 Grundlegende Transformation

In (LINDBERG 1994) wird der Lineare Maßstabsraum für mehrdimensionale diskrete Signale beschrieben. Die grundlegende Transformation im Maßstabsraum ist eine Faltung des Originalsignals $f(\vec{x})$, $\vec{x}^T = (x, y)$, $x, y \in \mathbb{Z}$ mit einem Glättungsfilter $g(\vec{x}, \sigma)$. Die Glättung hängt nur von einem Parameter σ ab, der als *Maßstabsparameter* bezeichnet wird. Die von $f(\vec{x})$ abgeleitete Maßstabsraum-Repräsentation wird durch Faltungen mit verschiedenen Filterfunktionen $g(\vec{x}, \sigma)$ erzeugt.

$$L(\vec{x}, \sigma) = g(\vec{x}, \sigma) * f(\vec{x}) \quad (2.4)$$

Ein konkretes $L(\vec{x}, \sigma_i)$ wird im Folgenden als *Ebene im Maßstabsraum* oder auch als *Maßstabsebene* bezeichnet. Alle $L(\vec{x}, \sigma)$ bilden die *Maßstabsraum-Repräsentation über dem Originalsignal $f(\vec{x})$* . Als Randbedingung gilt $L(\vec{x}, 0) = f(\vec{x})$. Bei $\sigma = 0$ wird das Signal $f(\vec{x})$ durch die Faltung nicht verändert, mit der Vergrößerung von σ wird die Glättung des Signals verstärkt.

Die Maßstabsraum-Repräsentation $L(\vec{x}, \sigma)$ eines Bildes wird anschaulich, wenn der Maßstabsparameter als zusätzliche Dimension interpretiert wird. Zur Verdeutlichung sind in Abbildung 7 mehrere Maßstabsebenen $L(\vec{x}, \sigma_i)$ eines Bildes übereinander dargestellt, mit der Vergrößerung des Maßstabsparameters σ wird der Maßstab gröber.

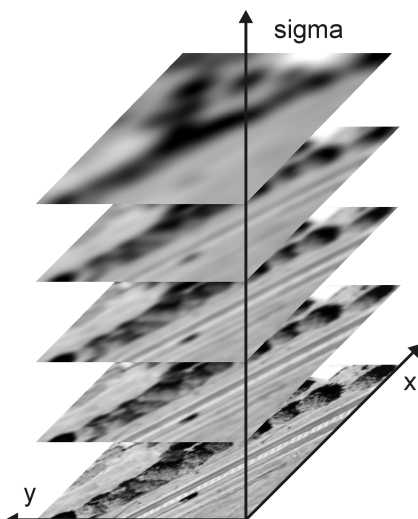


Abbildung 7: Darstellung mehrerer Repräsentationen eines Bildes im Linearen Maßstabsraum mit dem Maßstabsparameter σ als zusätzliche Dimension. Feiner Maßstab: Unten. Grober Maßstab: Oben.

Kausalität und auch die soeben genannten Eigenschaften der Maßstabsraum-Repräsentation gelten, wenn die Gaußfunktion als Filterfunktion verwendet wird. Bei geeigneter⁶ Quantisierung der Gaußfunktion gelten diese Eigenschaften auch im diskreten Fall.

$$g(\vec{x}, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \cdot e^{-\vec{x}^T \vec{x} / 2\sigma^2} \quad (2.5)$$

Man kann zeigen, dass bei der Verwendung der Gaußfunktion die *Fouriersche Differentialgleichung der räumlichen Wärmeleitung* (engl. diffusion equation, siehe auch (HEUSER 1991)) erfüllt ist (LINDBERG 1994).

$$\frac{\partial L(\vec{x}, t)}{\partial t} = \frac{1}{2} \left(\frac{\partial^2 L(\vec{x}, t)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 L(\vec{x}, t)}{\partial y^2} \right), \text{ mit } t = \sigma^2, \vec{x}^T = (x, y) \quad (2.6)$$

Die Gaußfunktion ist die einzige Funktion, die diese Gleichung, die gleichbedeutend mit der Kausalität ist, erfüllt (LINDBERG 1994). Aus der Fourierschen Differentialgleichung ergibt sich eine anschauliche physikalische Interpretation des Verhaltens eines Signals im Linearen Maßstabsraums als Wärmeverteilung.

Zur Veranschaulichung der Ausführungen in diesem Kapitel wird ein synthetisches Oberflächenmodell als Testbild verwendet, siehe Abbildung 8. Dieses Testbild (im Folgenden POLLOCK-BÄUME genannt) stellt 30 synthetische Kronenoberflächen dar, die mit Gleichung (2.2) und den Werten aus Tabelle 1 (Seite 12) berechnet wurden, in Abbildung 9 sind die zugehörigen, im Text verwendeten Nummern der einzelnen Kronenoberflächen angegeben. Die synthetischen Baumkronen mit den Nummern 1 bis 11, sowie 28 und 29 stellen typische Nadelbäume dar, die Baumkronen mit den Nummern 12 bis 27 sind Modelle typischer Laubbäume.

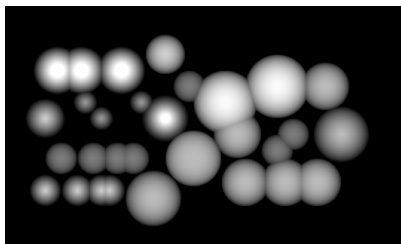


Abbildung 8: Testbild POLLOCK-BÄUME: Synthetisch generiertes Oberflächenmodell

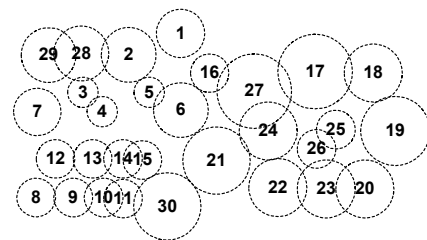


Abbildung 9: Identifikationsnummern zu den synthetischen Pollock-Bäumen

Die drei in Abbildung 10 dargestellten Maßstabsebenen von POLLOCK-BÄUME können nach Gleichung (2.6) auch als Wärmeverteilung zu drei verschiedenen Zeitpunkten interpretiert werden. Das Testbild könnte beispielsweise ein an den hellen Stellen erhitztes Stahlblech zeigen, dann stellen die Bilder in Abbildung 10 die durch Abkühlung entstehende Wärmeverteilung nach $\sqrt{4}$, $\sqrt{8}$ bzw. $\sqrt{16}$ Zeiteinheiten dar. Aus dieser Interpretation als zeitlich variable Wärmeverteilung ergibt sich auch anschaulich die Kausalität.

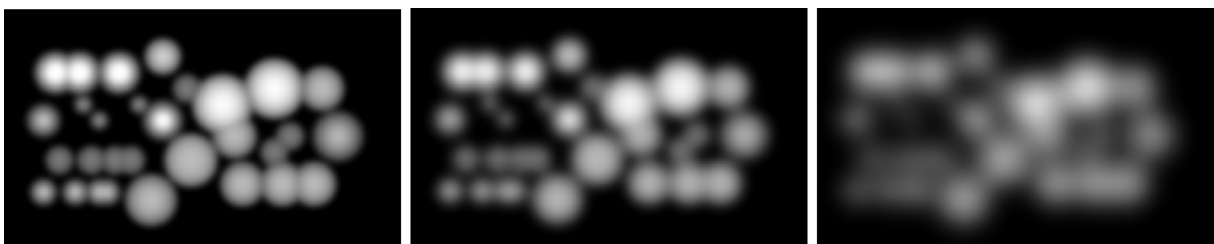


Abbildung 10: Drei Maßstabsebenen des Testbildes POLLOCK-BÄUME. Links: $\sigma=4$ Pixel. Mitte: $\sigma=8$ Pixel. Rechts: $\sigma=16$ Pixel

⁶ Detaillierte Untersuchungen und Implementierungsaspekte zur Quantisierung sind in (LINDBERG 1994) zu finden.

2.2.2 Ableitungen erster und zweiter Ordnung

Die Eigenschaften des Linearen Maßstabsraums bleiben erhalten, wenn die Berechnung der numerischen Werte für die partiellen Ableitungen mit den Differenzenoperatoren für die partiellen Ableitungen erster Ordnung $\partial_x = (-\frac{1}{2}, 0, \frac{1}{2})$ und $\partial_y = (-\frac{1}{2}, 0, \frac{1}{2})^T$, bzw. $\partial_{xx} = (1, -2, 1)$ und $\partial_{yy} = (1, -2, 1)^T$ für die partiellen Ableitungen zweiter Ordnung durchgeführt wird (LINDBERG 1994). Durch Faltung erhält man die numerischen Werte der partiellen Ableitungen:

$$\begin{aligned} L_{x,\sigma} &= \frac{\partial L(\vec{x}, \sigma)}{\partial x} = L(\vec{x}, \sigma) * \partial_x, L_{y,\sigma} = \frac{\partial L(\vec{x}, \sigma)}{\partial y} = L(\vec{x}, \sigma) * \partial_y \\ L_{xx,\sigma} &= \frac{\partial^2 L(\vec{x}, \sigma)}{\partial x \partial x} = L(\vec{x}, \sigma) * \partial_{xx}, L_{yy,\sigma} = \frac{\partial^2 L(\vec{x}, \sigma)}{\partial y \partial y} = L(\vec{x}, \sigma) * \partial_{yy} \end{aligned} \quad (2.7)$$

In der Regel ist die Orientierung eines Objektes im Bild nicht bekannt, deswegen werden für die Extraktion von Merkmalen aus Bildern häufig rotationsinvariante Kenngrößen verwendet. Eine bezüglich Rotationen des Koordinatensystems invariante Kenngröße für den Gradienten ist sein Betrag (Länge des Nablavektors ∇):

$$|\text{grad}(L(\vec{x}, \sigma))| = |\nabla L(\vec{x}, \sigma)| = \sqrt{L_{x,\sigma}^2 + L_{y,\sigma}^2} \quad (2.8)$$

Die Spur der Hesse-Matrix⁷ ist als Summe der Eigenwerte invariant gegenüber Drehungen des Koordinatensystems (FÖRSTNER 1991), mit dem Laplace-Operator Δ schreibt man:

$$\Delta L(\vec{x}, \sigma) = \nabla(\nabla L(\vec{x}, \sigma)) = \text{spur} \begin{bmatrix} L_{xx,\sigma} & L_{xy,\sigma} \\ L_{yx,\sigma} & L_{yy,\sigma} \end{bmatrix} = L_{xx,\sigma} + L_{yy,\sigma} \quad (2.9)$$

Zur Verdeutlichung ist in Abbildung 11 der Betrag des Gradienten $|\nabla L(\vec{x}, \sigma)|$ in drei Maßstabsebenen des POLLOCK-BÄUME Testbildes dargestellt und die entsprechenden Werte der Summe der zweiten partiellen Ableitungen $\Delta L(\vec{x}, \sigma)$ in Abbildung 12.

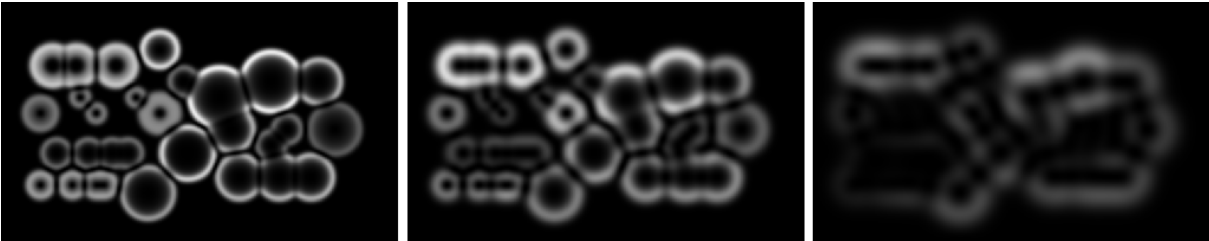


Abbildung 11: Betrag des Gradienten des Testbildes POLLOCK-BÄUME in drei verschiedenen Maßstabsebenen. Links: $\sigma=4$. Mitte: $\sigma=8$. Rechts: $\sigma=16$.

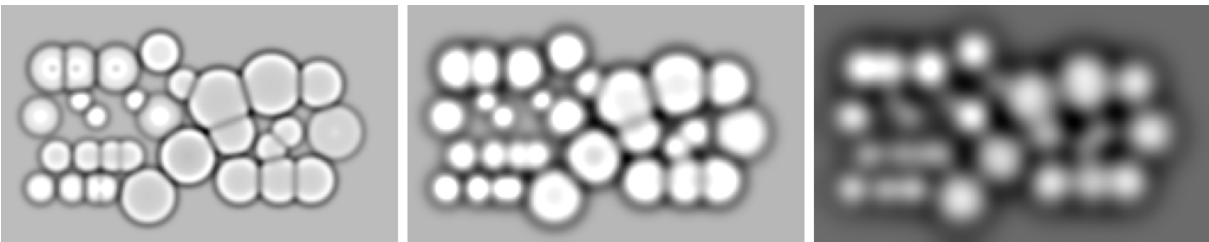


Abbildung 12: Summe der zweiten partiellen Ableitungen für POLLOCK-BÄUME in drei verschiedenen Maßstabsebenen. Links: $\sigma=4$. Mitte: $\sigma=8$. Rechts: $\sigma=16$. Mittelgrau entspricht einem numerischen Wert von Null, helle Bereiche entsprechen Werten kleiner Null, dunkle Bereiche Werten größer Null.

⁷ In der Literatur zur Verarbeitung von Bildern wird Hesse-Matrix (LINDBERG 1994), (FÖRSTNER 1991) häufig synonym zum mathematischen Ausdruck Funktionalmatrix 2. Ordnung (REINHARDT & SOEDER 1992) verwendet.

Die normalisierten Werte für den Betrag des Gradienten und die Spur der Hesse-Matrix erhält man durch Multiplikation der partiellen Ableitungen mit dem Maßstabsparameter σ , sie werden hier mit dem Index N gekennzeichnet.

$$\begin{aligned} |\nabla L(\vec{x}, \sigma)|_N &= \sigma |\nabla L(\vec{x}, \sigma)| \\ \Delta L(\vec{x}, \sigma)_N &= \sigma^2 \Delta L(\vec{x}, \sigma) \end{aligned} \quad (2.10)$$

Die Normalisierung wird benötigt, wenn die Stärke eines Merkmals in unterschiedlichen Skalenebenen miteinander verglichen werden soll. Beispielsweise um festzustellen, welche Skalenebene für die Extraktion eines bestimmten Merkmals optimal ist (LINDBERG 1998A), (LINDBERG 1998B), vgl. auch Abschnitt 4.1.2.2 dieser Arbeit.

2.2.3 Maßstabsraum-Ereignisse

Bei der Vergrößerung des Maßstabsparameters, also bei der Reduktion der Details, können sogenannte *Maßstabsraum - Ereignisse* auftreten (LINDBERG 1994):

- Auslöschung (annihilation) – ein Objekt verschwindet.
- Verschmelzung (merge) – zwei Objekte vereinen sich zu einem Objekt.
- Aufspaltung (split) – ein Objekt spaltet sich in zwei Objekte auf.
- Entstehung (creation) – ein Objekt entsteht.

Anhand des Testbildes POLLOCK-BÄUME können Auslöschung und Verschmelzung von Objekten bei der Vergrößerung des Maßstabsparameters dargestellt werden. An den konkaven Stellen der synthetischen Baumkronen im Testbild POLLOCK-BÄUME sind beide partiellen Ableitungen negativ, deswegen ist auch deren Summe immer negativ. In Abbildung 13 sind diese Regionen, für die $\Delta L(\vec{x}, \sigma) < 0$ gilt, hell dargestellt.



Abbildung 13: Segmentierung des Testbildes POLLOCK-BÄUME. Weiß: Summe der zweiten Ableitungen negativ. Schwarz: Summe der zweiten Ableitungen Null oder positiv. Links: $\sigma=4$. Mitte: $\sigma=8$. Rechts: $\sigma=16$.

Man erkennt, dass die Verschmelzung von Objekten sowohl vom Abstand der Objekte zueinander als auch von deren Größe abhängt, siehe beispielsweise die Konstellation [22, 23, 20, 25, 26] unten rechts.

Objekte können bei der Transformation jedoch auch neu entstehen, bzw. sich zu mehreren Objekten aufspalten. Dies soll ein Gedankenexperiment zeigen. Man stelle sich zwei unterschiedlich hohe Berge (Objekte) vor. Jeder einzelne Berg ist ein lokales Maximum in $L(\vec{x}, \sigma = 0)$. Die zwei Berge seien die einzigen Objekte in $L(\vec{x}, \sigma = 0)$. Werden sie durch einen schmalen Grat (Rücken) verbunden, existiert in $L(\vec{x}, \sigma = 0)$ nur noch ein einziges lokales Maximum. Bei der Vergrößerung des Maßstabsparameters wird zunächst der schmale Grat verschwinden, und als Folge davon entsteht bei einem $\sigma > 0$ ein zweites Maximum in $L(\vec{x}, \sigma > 0)$.

Die Anzahl der Maxima vergrößert sich ebenfalls, wenn die beiden Berge genau gleich hoch und der Grat schmal in Relation zum Durchmesser der Berge ist. Auch dann verschwindet der Grat bei der Vergrößerung von σ . In beiden Fällen ist jeweils ein neues Objekt entstanden, im ersten Fall durch Entstehung im zweiten Fall durch Aufspaltung. Die Anzahl der lokalen Maxima von $L(\vec{x}, \sigma > 0)$ ist damit größer als die Anzahl der lokalen Maxima in $L(\vec{x}, \sigma = 0)$.

Dem Kausalitäts-Prinzip widerspricht dies nicht, da jedes Maximum eine Ursache in der höheren Auflösung besitzt. Auch in dem zum Vergleich herangezogenen Fall des erwärmten Stahlblechs würde man dies nicht als Unstimmigkeit wahrnehmen.

2.3 Wasserscheidentransformation

Die Zerlegung eines Bildes $f(\vec{x}): D_f \subset \mathbb{Z}^2$ in Segmente, die eine Ähnlichkeitsbedingung erfüllen, wird als Segmentierung bezeichnet. Eine Ähnlichkeitsbedingung kann beispielsweise ein identischer, oder ähnlicher, Grauwert oder Textur sein. Mathematisch betrachtet ist die Segmentierung eines Bildes $f(\vec{x})$ die Einteilung des gesamten Definitionsbereichs D_f in $m \in \mathbb{N}$ disjunkte, nicht leere, jeweils zusammenhängende Segmente $B_j, j \leq m, j \in \mathbb{N}$, so dass gilt, $D_f = \bigcup_{j=0}^m B_m$ und $\bigcap_{j=0}^m B_m = \emptyset$.

Grundsätzlich kann man Segmentierungsverfahren in zwei Klassen einteilen. Die erste Klasse von Verfahren basiert auf der Verwendung von Merkmalsräumen wie beispielsweise die Maximum Likelihood Klassifikation (LILLESAND & KIEFER 1994). Die zweite Klasse bezieht sich auf die Bildebene, diese Verfahren verwenden keine Merkmalsräume und basieren auf Regionenwachstum oder auf der Detektion und weiteren Verarbeitung von Kanten, siehe zum Beispiel in (STEINBRECHER 1993). Sogenannte polymorphe Verfahren verwenden zur Segmentierung sowohl Punkte, als auch Kanten und Regionen (FÖRSTNER 1994), (FUCHS 1998).

Ein auf der Bildebene definiertes und für die Segmentierung eines Oberflächenmodells naheliegendes Segmentierungsverfahren ist die Wasserscheidentransformation WS^O (BEUCHER 1982), die in (SOILLE 1998) als „*morphologische Schlüsseltransformation für die Bildsegmentierung*“ bezeichnet wird.

Der Grund dafür, dass sich dieses Verfahren für die Segmentierung eines Oberflächenmodells anbietet, liegt darin, dass die Grundidee der Wasserscheidentransformation in der Simulation einer Überflutung besteht. Das Bild wird in sogenannte *Auffangbecken* segmentiert. Diese Auffangbecken entsprechen denjenigen Stellen des Oberflächenmodells, die sich beim Fluten mit einer Flüssigkeit zuerst füllen. Die namensgebenden *Wasserscheiden* sind Dammkronen zwischen den einzelnen Auffangbecken.

Als Ergebnis der Transformation erhält man zusammenhängende Segmente, die den Auffangbecken entsprechen. Das zu segmentierende Bild muss vorher so transformiert werden, dass die gesuchten Regionen jeweils ein lokales Minimum im transformierten Bild enthalten. Dieses transformierte Bild wird als *Segmentierungsfunktion* bezeichnet, nach (SOILLE 1998). Im Falle von Oberflächenmodellen bei denen - wie bei der Extraktion von Baumkronen - die lokalen Maxima den gesuchten Objekten entsprechen, ist eine solche Transformation beispielsweise die Invertierung $I^O(H(\vec{x}, \sigma_i)) = |H(\vec{x}, \sigma_i) - \max(H(\vec{x}, \sigma_i))|$.

Die Ausführungen in diesem Abschnitt orientieren sich an der Definition der Wasserscheidentransformation auf Basis einer Überflutungssimulation in (SOILLE 1998). Neben grundlegenden Mengenoperationen werden für die Definition der Wasserscheidentransformation durch eine Überflutungssimulation die folgenden Definitionen benötigt.

Der Schwellwertoperator $T_{[MIN, MAX]}^O$ bestimmt alle Pixel \vec{x} , deren Grauwert im Intervall $[MIN, MAX]$ liegen.

$$T_{[MIN, MAX]}^O(f(\vec{x})) = \begin{cases} 1 \Leftrightarrow MIN \leq f(\vec{x}) \leq MAX \\ 0 \Leftrightarrow f(\vec{x}) < MIN \vee f(\vec{x}) > MAX \end{cases} \quad (2.11)$$

Ein Auffangbecken AB_h ist die Menge aller zu einem lokalen Minimum gehörenden Punkte in $f(\vec{x})$. Die Menge der regionalen Minima RM_h ist die Vereinigungsmenge aller Auffangbecken AB_h , deren Grauwert kleiner oder gleich h ist.

$$RM_h = \bigcup AB_h = T_{[0, h]}^O(f(\vec{x})) \quad (2.12)$$

Die *Einflusszone* einer Region ist die Menge aller Pixel in $f(\vec{x})$, die sich näher zu dieser Region als zu einer anderen Region befinden.

Die Überflutungssimulation von $f(\vec{x})$ beginnt mit dem kleinsten vorkommenden Grauwert h_{MIN} und endet mit der Betrachtung des größten Grauwertes h_{MAX} von $f(\vec{x})$. Beginnend von h_{MIN} wird der „Wasserstand“ iterativ um dh ⁸ erhöht, bis h_{MAX} erreicht ist.

⁸ Bei der Verwendung von Bildern mit 255 Graustufen wird dh gleich 1 gesetzt.

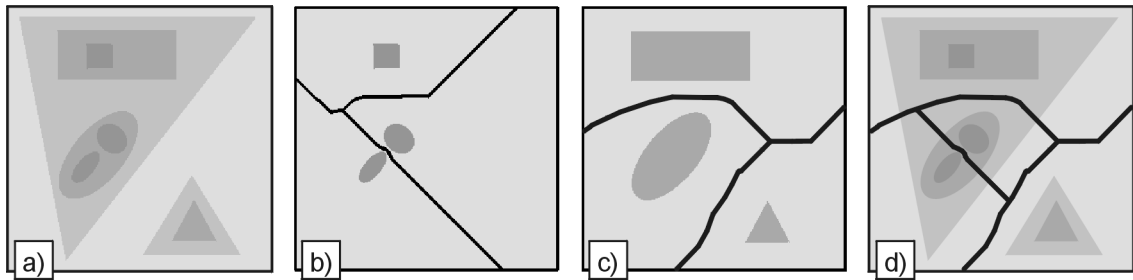


Abbildung 14: Zur Verdeutlichung der Wasserscheidentransformation.

- Beispielbild $f(\vec{x})$ mit vier Auffangbecken AB , dargestellt mit vier verschiedenen Grauwerten.
- Drei Auffangbecken AB_{MIN} (dunkelgrau) in der Höhe h_{MIN} aus der Menge RM_{MIN} und die Begrenzungen zwischen den Einflusszonen (schwarze Linien).
- Drei Auffangbecken AB_{MIN+dh} (dunkelgrau) in der Höhe $h_{MIN} + dh$ aus der Menge RM_{MIN+dh} und die Begrenzungen zwischen den Einflusszonen (schwarze Linien).
- Ergebnis der Wasserscheidentransformation: vier Auffangbecken AB . Die einzelnen Auffangbecken sind durch die Wasserscheiden (schwarze Linien) begrenzt.

Bei jeder Erhöhung des Wasserstandes wird die Schnittmenge von RM_h mit jedem Auffangbecken AB_{h+dh} in der Höhe $h + dh$ betrachtet. Anhand der Anzahl der Auffangbecken aus RM_h in den Schnittmengen $AB_{h+dh} \cap RM_h = \emptyset$ wird entschieden, ob es sich bei einem AB_{h+dh} um ein neues Auffangbecken handelt, oder um ein bereits detektiertes. Die folgenden drei Fälle sind zu unterscheiden, vgl. auch Abbildung 14:

- Es gilt $AB_{h+dh} \cap RM_h = \emptyset$, dann ist AB_{h+dh} ein neues Auffangbecken. Dieser Fall trifft auf das Dreieck unten rechts in Abbildung 14 c) und d) zu.
- Die Menge $AB_{h+dh} \cap RM_h$ ist nicht leer und enthält genau ein Auffangbecken aus RM_h . Dann handelt es sich um ein bereits existierendes „tieferes“ Auffangbecken, das in seinen Umrissen erhalten bleibt oder vergrößert wird. Dies trifft auf das Viereck oben links in Abbildung 14 b) und c) zu.
- Ist die Menge $AB_{h+dh} \cap RM_h$ nicht leer und enthält mehr als ein Auffangbecken aus RM_h , dann wird eine Wasserscheide an der Grenze der Einflusszonen zwischen den Auffangbecken innerhalb von RM_h aufgebaut und das Auffangbecken AB_{h+dh} wird entlang dieser Wasserscheide(n) aufgeteilt. Dies entspricht den ellipsenförmigen Auffangbecken in Abbildung 14 b) und c).

Die vier Auffangbecken des Beispielbildes und deren Wasserscheiden (Abbildung 14 d)) sind das Ergebnis der Wasserscheidentransformation. Jedes Auffangbecken entspricht einem Segment, das ein lokales Minimum enthält. Die Wasserscheiden verlaufen an den Begrenzungslinien zwischen den Segmenten.

Die Wasserscheidentransformation hat sich als geeignetes Verfahren für die Segmentierung von Bäumen in Oberflächenmodellen erwiesen (ZIEGLER ET AL. 2001), (SCHARDT ET AL. 2002). In (PERSSON ET AL. 2002) wird ein ähnliches Verfahren für die Segmentierung verwendet.

2.4 Fuzzy-Mengen

Eine Baumkrone ist *ziemlich* hoch und besitzt einen Durchmesser von *etwa* 2.5 m bis *ungefähr* 15 m. Der Durchmesser kann jedoch auch ein wenig kleiner oder ein wenig größer sein. Wenn vermieden werden soll, dass eine Hypothese für einen Baum mit einem Durchmesser, der ein wenig kleiner als 2.5 m oder etwas größer als 15 m ist, verworfen wird, kann die Bewertung der Hypothese mit Hilfe von Zugehörigkeitsfunktionen erfolgen. Das Konzept der Zugehörigkeitsfunktion und die logische UND Verknüpfung zweier Zugehörigkeitswerte wird in diesem Abschnitt erläutert.

“Fuzzy interpretations are a very natural and intuitively plausible way to formulate and solve various problems in pattern recognition.” (BEZDEK 1992). Diese Begründung für die Verwendung von Fuzzy-Mengen soll bezüglich der Diskussion um

„Wahrscheinlichkeit oder Fuzzy“ hier ausreichen. Die Diskussion um den „durstigen Reisenden“⁹ (BEZDEK 1994) ist auch heute, mehrere Jahrzehnte nach Einführung der grundlegenden Ideen der Fuzzy-Mengen durch (ZADEH 1965), noch nicht wirklich beendet. Dies zeigen auch neuere Arbeiten im Themenkomplex „Wahrscheinlichkeit oder Fuzzy“ im Kontext der Bildanalyse (MEADOW 1999), (MEADOW 2000), (GROWE 2001), (BÜCKNER 2003). Zur Theorie von Fuzzy-Mengen und deren Anwendungen sei auf die entsprechenden Lehrbücher verwiesen (MAYER ET AL. 1993).

Die Zugehörigkeit eines Objektes zu einer Menge kann im Rahmen der Fuzzy-Theorie mit einer *Zugehörigkeitsfunktion* definiert werden. Diese transformiert den Wertebereich eines Attributes a_i in das reelle Intervall $[0,1]$ des *Zugehörigkeitswertes* $m(a_i)$. Sie lässt sich angeben durch Stützpunkte in Form von geordneten Wertepaaren, zwischen denen im einfachsten Fall linear interpoliert wird. In Abbildung 15 sind beispielhaft zwei Zugehörigkeitsfunktionen für die Attribute *Durchmesser* (links) und *Höhe* (rechts) dargestellt. Innerhalb des Intervalls $[2.5, 15]$ bzw. $[2.5, 40]$ ist der Zugehörigkeitswert des Durchmessers bzw. der Höhe genau eins, entsprechend der zweiwertigen Logik. In einem, in aller Regel empirisch, festgelegten Bereich außerhalb der Intervallgrenzen nimmt der Zugehörigkeitswert ab. Der Vorteil des Zugehörigkeitswertes gegenüber der zweiwertigen Logik ist der, dass ein Segment mit einem Durchmesser von 15.001 m nicht aus der Menge der gültigen Segmente entfernt wird, sondern im Gegenteil einen immer noch hohen Zugehörigkeitswert besitzt.

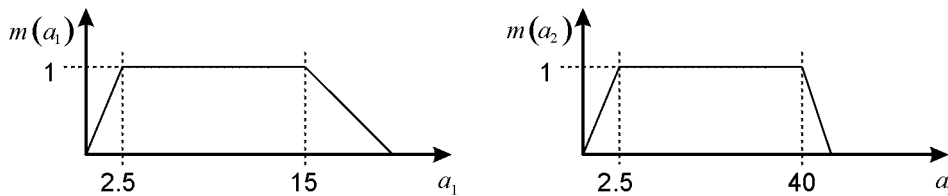


Abbildung 15: Beispiele für Zugehörigkeitsfunktionen

Der Zugehörigkeitswert für die Schnittmenge, in diesem Fall die Verknüpfung der Attribute Durchmesser und Höhe mit einem logischen UND, ist das Minimum der Zugehörigkeitswerte:

$$m_{\cap a}(a_i) = \min(m(a_i)) \quad (2.13)$$

Die Entscheidung basiert schließlich auf dem Vergleich des Zugehörigkeitswertes $m_{\cap a}(a_i)$ mit einem vorzugebendem Schwellwert $t_{believe}$. Neben dem Vorteil, dass Schwellwerte weich formuliert werden können und somit bei zweiwertigen Entscheidungen ein gewisser Spielraum erhalten bleibt, ergeben sich weitere Nutzungsmöglichkeit des Zugehörigkeitswertes. Beispielsweise können mehrere Schwellwerte angegeben oder berechnet werden, zum Beispiel $t_{believe,ROT} < t_{believe,GELB} < t_{believe,GRÜN}$. Damit können sicher extrahierte Bäume von weniger sicher extrahierten separiert werden, um sie entweder in einem weiteren automatischen Schritt näher zu untersuchen oder sie von einem Bearbeiter bewerten zu lassen. Die drei Klassen $t_{believe,ROT} < t_{believe,GELB} < t_{believe,GRÜN}$ sollten nach einem Vorschlag in (FÖRSTNER 1996) in etwa die Bedeutungen „ist ganz bestimmt nicht vom Typ X“, „könnte sein, dass es sich um ein Objekt vom Typ X handelt“ und „ist sicher vom Typ X“ haben. Man spricht in diesem Zusammenhang auch vom Ampel-Paradigma.

2.5 Topologische Relationen

In diesem Abschnitt wird der Begriff *topologische Relation* auf der Basis von Mengenoperationen formalisiert. Die Begriffe und die Grundlagen zur Beschreibung der topologischen Relationen basieren auf (EGENHOFER 1989), (EGENHOFER & HERRING 1991). In dieser Arbeit werden topologische Relationen verwendet um festzustellen, ob zwei in unterschiedlichen Maßstabsebenen extrahierte Segmente eher disjunkt oder eher gleich sind. Der Unsicherheit, die sich hinter dem Begriff „eher“ verbirgt, wird dadurch Rechnung getragen, dass eine der topologischen Relationen aufgeteilt wird, (WINTER 1996), (WINTER 2000).

⁹ Der nahezu verdurstete Reisende findet zwei Flaschen mit Flüssigkeiten, die eine Flasche ist beschriftet mit „Wahrscheinlichkeit für Trinkbarkeit 0.91“ auf der anderen Flasche steht „Zugehörigkeit zur Menge aller trinkbaren Flüssigkeiten 0.91“. Welche Flasche sollte der Reisende wählen?

Im Allgemeinen existieren genau acht räumliche, topologische Relationen von zwei Regionen im zwei-dimensionalen Raum. Durch die Aufteilung der Relation OVERLAP in WEAK OVERLAP und STRONG OVERLAP erhält man die insgesamt neun in Abbildung 16 grafisch dargestellten topologischen Relationen zwischen zwei Mengen A und B. Diese topologischen Relationen lassen sich in zwei Gruppen einteilen. Die erste Gruppe C_1 fasst diejenigen Relationen zusammen, bei der keine oder nur eine „schwache“ Beziehung zwischen den Regionen besteht. In der zweiten Gruppe C_2 sind die Relationen zusammengefasst, die für eine eher starke Beziehung sprechen. Anschaulich wird dieser Zusammenhang mit dem in Abbildung 17 dargestellten Nachbarschaftsgraphen, dort sind die möglichen topologischen Relationen dargestellt. Die Kanten des Graphen kennzeichnen die möglichen Übergänge zwischen den Relationen.

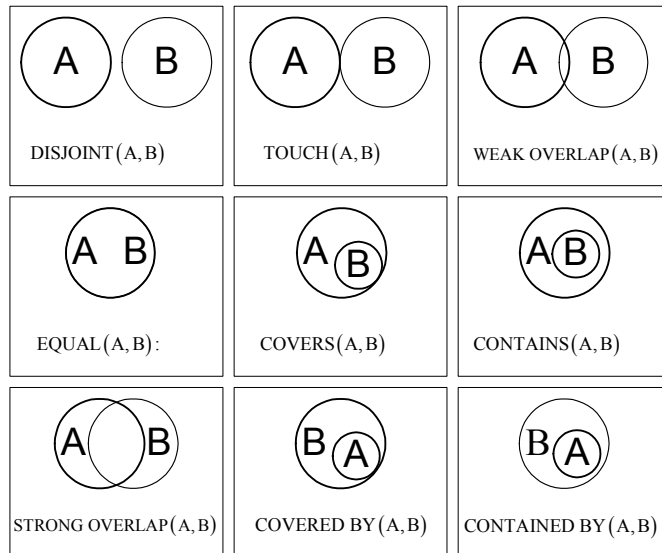


Abbildung 16: Mögliche topologische Relationen zwischen zwei Mengen A und B, nach (EGENHOFER & HERRING 1991), Grafik aus (STRAUB & WIEDEMANN 2000)

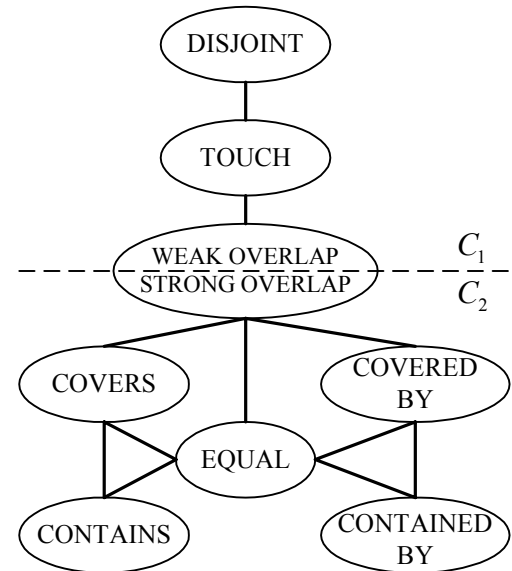


Abbildung 17: Nachbarschaftsgraph der topologischen Relationen, nach (WINTER 1996)

Die konzeptionelle Grenze zwischen den beiden Gruppen C_1 und C_2 wird durch die Übergangsbeziehung OVERLAP gebildet. Sie kann in die beiden - sich topologisch nicht unterscheidenden - Relationen WEAK OVERLAP und STRONG OVERLAP aufgeteilt werden (WINTER 2000). Die Differenzierung zwischen diesen beiden bezüglich der Topologie identischen Relationen erfolgt mit dem Überlappungsfaktor OF .

$$\left\{ \begin{array}{l} STRONG\ OVERLAP(A,B) \Leftrightarrow OF \geq 0.5 \wedge OVERLAP(A,B) \\ WEAK\ OVERLAP(A,B) \Leftrightarrow OF < 0.5 \wedge OVERLAP(A,B) \end{array} \right\}, OF = \frac{A \cap B}{\min(|A|, |B|)} \quad (2.14)$$

Auf Basis der neun möglichen Schnittmengen zwischen den beiden Regionen A und B, ihren Komplementen und Rändern (EGENHOFER & HERRING 1991) kann festgestellt werden, von welcher Art die topologische Relation zwischen A und B ist.

$$R(A,B) = \begin{bmatrix} A^\circ \cap B^\circ & A^\circ \cap rB & A \cap \bar{B} \\ rA \cap B^\circ & rA \cap rB & rA \cap \bar{B} \\ \bar{A} \cap B^\circ & \bar{A} \cap rB & \bar{A} \cap \bar{B} \end{bmatrix} \quad (2.15)$$

Die Matrix dieser neun Schnittmengen wird auch als 9-Schnittmenge (*9-Intersection*) bezeichnet. Sie enthält die Schnittmengen des Inneren A° (B°), des Äußeren \bar{A} (\bar{B}) und des Randes einer Region rA , mit einer anderen Region B. Die Regionen A und B sind geschlossene, kompakte Polygone im \mathbb{R}^2 . Der Rand rA (rB) ist definiert als die Menge der Punkte, die gleichzeitig Nachbarn innerhalb und außerhalb der Menge A (B) haben. Zur Klassifizierung genügt es, die

neun Schnittmengen zu betrachten, zum Beispiel sind zwei Mengen A und B DISJOINT oder TOUCH, wenn gilt $R(A, B)_{1,1} = \emptyset$. Die anderen Relationen in Abbildung 16 lassen sich ebenfalls aus $R(A, B)$ ableiten.

Im Falle von diskreten Regionen ist die explizite Betrachtung des Randes nicht notwendig, wenn ein Pixel nur zu einer der beiden betrachteten Regionen gehören kann, also wenn gilt: $\bar{x} \subset A \Rightarrow \bar{x} \not\subset B$. Dies ist der Fall, wenn es sich bei den betrachteten Regionen um Segmente gemäß der Definition in Abschnitt 2.3 handelt. Dann kann für die Klassifikation der topologischen Relation auf die Betrachtung des Randes verzichtet werden. Somit entfallen die mit dem Rand eines Segments assoziierten Relationen TOUCH, COVERS und COVERED BY. Die Matrix der 9-Schnittmengen reduziert sich damit auf vier für die Klassifikation der Relationen zu betrachtende Schnittmengen:

$$R(A, B) = \begin{bmatrix} A^\circ \cap B^\circ & A \cap \bar{B} \\ \bar{A} \cap B^\circ & \bar{A} \cap \bar{B} \end{bmatrix} \quad (2.16)$$

Die ohne Betrachtung des Randes verbleibenden topologischen Relationen sind in Tabelle 2 zusammengestellt. Die Entscheidung zwischen den beiden topologisch identischen OVERLAP Relationen wird auch hier aufgrund des Überlappungsfaktors (Gleichung (2.15)) getroffen.

DISJOINT $R(A, B) = \begin{bmatrix} \emptyset & \neg\emptyset \\ \neg\emptyset & \neg\emptyset \end{bmatrix}$	WEAK OVERLAP $R(A, B) = \begin{bmatrix} \neg\emptyset & \neg\emptyset \\ \neg\emptyset & \neg\emptyset \end{bmatrix}$	CONTAINS $R(A, B) = \begin{bmatrix} \neg\emptyset & \neg\emptyset \\ \emptyset & \neg\emptyset \end{bmatrix}$
EQUAL $R(A, B) = \begin{bmatrix} \neg\emptyset & \emptyset \\ \emptyset & \neg\emptyset \end{bmatrix}$	STRONG OVERLAP $R(A, B) = \begin{bmatrix} \neg\emptyset & \neg\emptyset \\ \neg\emptyset & \neg\emptyset \end{bmatrix}$	CONTAINED BY $R(A, B) = \begin{bmatrix} \neg\emptyset & \emptyset \\ \neg\emptyset & \neg\emptyset \end{bmatrix}$

Tabelle 2: Klassifikation der topologischen Relationen zwischen zwei Mengen ohne Berücksichtigung des Randes

Die Entscheidung darüber, um welche topologische Relation es sich in einem bestimmten Fall handelt, kann alternativ zur 9-Schnittmenge auch mit Hilfe des kleinsten und des größten Abstandes zwischen den Rändern von A und B berechnet werden (WINTER 2000). Diese Vorgehensweise hat den Vorteil, dass damit die Genauigkeit der Extraktion in die Analyse mit einfließen kann. Basierend auf diesen Genauigkeiten können Wahrscheinlichkeiten für das Auftreten der jeweiligen topologischen Relation angegeben werden. In (STRAUB & WIEDEMANN 2000), (STRAUB ET AL. 2001A) wird dieses Verfahren für die Evaluierung der Genauigkeit von Kontextregionen genutzt. Die Berechnung der beiden Abstände ist jedoch relativ aufwändig und unter Umständen unzuverlässig. In (GERKE 2000) werden basierend auf einer eigenen Implementierung die praktischen Probleme des Ansatzes von (WINTER 2000) herausgearbeitet und entsprechende Lösungsmöglichkeiten vorgeschlagen. Aufgrund dieser Erfahrungen wird hier auf die Berechnung der Wahrscheinlichkeit und die Betrachtung der Genauigkeit der topologischen Relationen verzichtet.

2.6 Snakes: Aktive Konturen

In dieser Arbeit werden Snakes für die Bestimmung der Abgrenzung der Baumkrone eingesetzt. Snakes wurden erstmals in (KASS ET AL. 1988) als algorithmisches Bindeglied zwischen Low-level Bildverarbeitungs-komponente und High-level Steuerung¹⁰ eines Bildverarbeitungssystems vorgeschlagen. Die High-level Steuerung ist für die Interpretation der Szene zuständig, hat also die Frage, „wo ist was?“ zu beantworten und mit dem Snake-Algorithmus erfolgt die Gruppierung der Merkmale unter Berücksichtigung von bekannten geometrischen Eigenschaften des zu extrahierenden Objektes. Neben dem Begriff *Snake* werden verschiedene andere Begriffe verwendet, beispielsweise aktive Kontur (*active contour*) oder deformierbares Modell (*deformable model*). In dieser Arbeit wird der englische Begriff Snake verwendet.

Die grundlegende Idee der Snake ist die Betrachtung der Bildmerkmale als eine Art Landschaft, in der sich die Snake - ein deformierbares geometrisches Modell des gesuchten Objektes - bewegt. Bewegung und Form der Snake in der Landschaft

¹⁰ Als „intelligente Steuerung“ kommt dabei sowohl ein menschlicher Operateur als auch die High-level Komponente eines automatischen Systems in Betracht.

ist durch eine virtuelle Schwerkraft verursacht, die Snake bewegt sich in die Täler dieser Landschaft (Abbildung 18). Die Deformierbarkeit der Snake selbst wird ebenfalls durch physikalisch motivierte Parameter gesteuert. Die geometrischen Eigenschaften des gesuchten Objektes werden explizit bei der Formulierung der Snake berücksichtigt (FUA 1995).

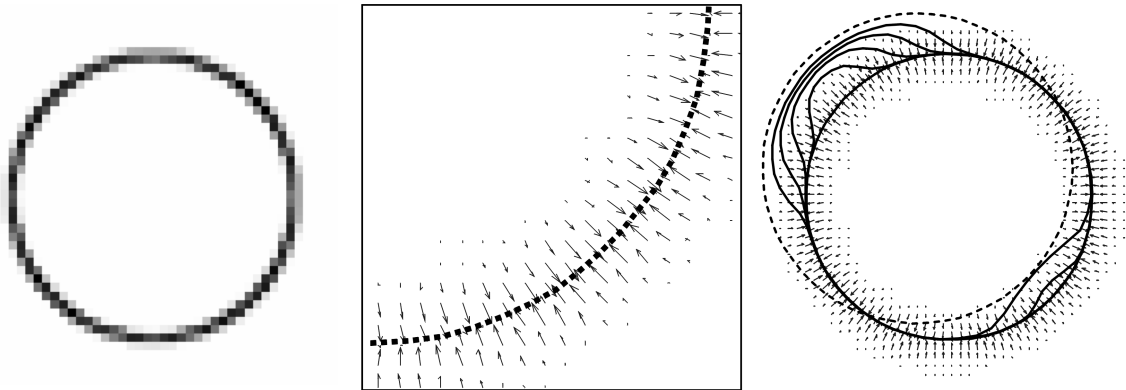


Abbildung 18: Links: Ein kreisförmiges Tal als virtuelle Landschaft, in der sich die Snake bewegt. Mitte: Talsohle mit Gradientenvektoren. Rechts: Snake, die sich aufgrund des Gradientenvektorfeldes von links oben in die Talsohle bewegt. Der Anfangszustand ist gestrichelt dargestellt.

In Abbildung 18 ist links ein kreisförmiges Tal als virtuelle Landschaft dargestellt, in das sich die Snake bewegen soll. In der Mitte der Abbildung ist ein Ausschnitt aus dem Gradientenvektorfeld dargestellt. Die Vektoren zeigen in Richtung der Talsohle. Rechts ist die Bewegung der Snake dargestellt. Ausgehend vom gestrichelt dargestellten Zustand zum Zeitpunkt der Initialisierung bewegt sich die Snake von links oben nach rechts unten.

Im Folgenden wird der Ansatz nach (KASS ET AL. 1988) dargestellt. Die Darstellung des Ansatzes und die Notation ist angelehnt an (FUA ET AL. 1999). Die Bezeichnungen der einzelnen Parameter wurden von der Originalquelle (KASS ET AL. 1988) übernommen, da in der Sekundärliteratur häufig auf diese Bezeichnungen für die Parameter Bezug genommen wird. Der klassische Ansatz nach (KASS ET AL. 1988) bietet die Möglichkeit, die Krümmung der Kurve als Kriterium bei der Minimierung zu nutzen, und ist deswegen gut geeignet für die Verwendung zur Bestimmung der Baumkronbegrenzung. Neuere Ansätze, wie die sogenannten Geodesic Snakes, sind für diese spezielle Aufgabe weniger gut geeignet, da die Krümmung nicht als Kriterium bei der Minimierung verwendet werden kann, siehe (CASELLES ET AL. 1995), (CASELLES ET AL. 1997). Geodesic Snakes und der klassische Ansatz sind geometrisch für $\beta = 0$ äquivalent (AUBERT & BLANC-FÉRAUD 1998).

Der Snake-Algorithmus basiert auf der Minimierung der Gesamtenergie E_{Snake} eines Systems, das aus der Funktion $v(s,t)$, der eigentlichen Snake, und den auf sie einwirkenden Kräften besteht. Diese Kräfte werden vom Bild $f(\vec{x})$ abgeleitet, so dass lokale Minima an den Grenzen der gesuchten Objekte auftreten. Ein Operator, der das Bild $f(\vec{x})$ geeignet transformiert, wird hier als D^o bezeichnet.

Die Gesamtenergie E_{Snake} des Systems ist die Summe der von der Snake $v(s,t)$ abhängigen *Internen Energie* $E_{v(s,t)}$ und der vom Bild $f(\vec{x})$ abhängigen *Externen Energie* $E_{D^o(f(\vec{x}))}$:

$$E_{Snake} = E_{v(s,t)} + E_{D^o(f(\vec{x}))} \quad (2.17)$$

Die Snake selbst wird im einfachsten Fall als Polygonzug $v(s,t)$ dargestellt, dabei handelt es sich um die Stützpunkte $P_i(\vec{x})$ einer zweimal differenzierbaren Funktion $v(s,t), s \rightarrow \vec{x}$. Für die Bogenlänge s der Funktion soll gelten $\forall i: s_i - s_{i-1} = 1$. Mit dem Parameter $t \in \mathbb{R}$ wird der zeitlichen Änderung der Funktion Rechnung getragen. Die *Interne Energie* $E_{v(s,t)}$ der Funktion $v(s,t)$ kann nach (KASS ET AL. 1988) durch die Summe der Quadrate der Länge von $v(s,t)$ und der Quadrate der Länge der Normalenvektoren auf $v(s,t)$ ausgedrückt werden.

$$E_{v(s,t)} = \frac{1}{2} \left(\alpha \cdot |v'(s,t)|^2 + \beta \cdot |v''(s,t)|^2 \right) \quad (2.18)$$

Mit dem Parameter α wird die Spannung der Kurve kontrolliert, je größer der Parameter α , desto größer ist die Tendenz, zwischen zwei Punkten eine gerade Verbindung zu bilden. Bei großem α verhält sich die Kurve etwa wie ein gespanntes Gummiband.

Der Parameter β steuert die Krümmung der Kurve, große Werte machen die Kurve glatt, kleine Werte erlauben dagegen die Ausprägung von Ecken. Das Verhalten der Snake ist bei hohen Werten für β mit einem Stahlseil zu vergleichen, elastisch, jedoch ohne die Tendenz sich zu verkürzen.

Die interne Energie $E_{v(s,t)}$ lässt sich aus den Stützpunkten $P_i(\bar{x})$ - mit $\bar{x}_i = (x, y)_i$ - berechnen. Unter der Voraussetzung, dass $\forall i: s_i - s_{i-1} = 1$ ist, gilt:

$$\begin{aligned} |v'(s,t)| &= \sum_{i=2}^s (x_i - x_{i-1})^2 + (y_i - y_{i-1})^2 \\ |v''(s,t)| &= \sum_{i=2}^{s-1} (2x_i - x_{i-1} - x_{i+1})^2 + (2y_i - y_{i-1} - y_{i+1})^2 \end{aligned} \quad (2.19)$$

Die externe Energie $E_{D^o(f(\bar{x}))}$ des Kraftfeldes $D^o(f(\bar{x}))$ berechnet sich als Summe der Grauwerte von $D^o(f(\bar{x}))$ entlang der Funktion $v(s,t)$. Der Operator D^o transformiert das Bild so, dass die Minima von $D^o(f(\bar{x}))$ den Tälern entsprechen, in die sich die Snake bewegen soll. Die invertierte Stärke des Gradienten $|\nabla f(\bar{x})|$ kann beispielsweise verwendet werden, wenn die Snake sich zu den Kanten hin bewegen soll.

Unter Verzicht auf die formale Darstellung als Integral und wegen $\forall i: s_i - s_{i-1} = 1, i \leq k$ ergibt sich die Gesamtsumme der externen Energie wie folgt:

$$E_{D^o(f(\bar{x}))} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k D^o(f(v(s_i, t))) \quad (2.20)$$

Ein Minimum der Gesamtenergie kann gefunden werden, indem die Funktion $v(s,t)$ virtuell in ein viskoses Medium eingebettet wird. Das Minimum erhält man dann durch die numerische Lösung der folgenden Differentialgleichung:

$$\frac{\partial E_{v(s,t)}}{\partial v(s,t)} + \kappa \frac{\partial E_{D^o(f(\bar{x}))}}{\partial v(s,t)} + \gamma \frac{dv(s,t)}{dt} = 0 \quad (2.21)$$

Der Parameter γ kann als Viskosität des Mediums gedeutet werden, in dem die Snake sich bewegt (FUA ET AL. 1999). Je größer γ gewählt wird, desto größer/schneller/sprunghafter ist die Bewegung der Snake $v(s,t)$ zwischen zwei Zeitpunkten t und $t-1$. Der Parameter κ dient zur Gewichtung zwischen interner und externer Energie.

Die folgenden Umformungen dienen dazu, die Form und Position der Funktion $v(s,t)$ zum Zeitpunkt t aus dem vorhergehenden Zeitpunkt $t-1$ zu berechnen.

$$\begin{aligned} \frac{dv(s,t)}{dt} &= (v(s,t) - v(s,t-1)) \\ A_{\alpha,\beta} v(s,t) &= \frac{\partial E_{v(s,t)}}{\partial v(s,t)} \end{aligned} \quad (2.22)$$

Durch Einsetzen von (2.22) in (2.21) erhält man:

$$(A_{\alpha,\beta} + \gamma)v(s,t) = \gamma v(s,t-1) - \kappa \left. \frac{\partial E_{D^o(f(\bar{x}))}}{\partial v(s,t)} \right|_{t-1} \quad (2.23)$$

Die Gleichung (2.23) kann durch Inversion der von t unabhängigen Matrix $A_{\alpha,\beta}$ gelöst werden. $A_{\alpha,\beta}$ ist lediglich von den konstanten Steuerparametern α und β sowie der Punktzahl s abhängig:

$$A_{\alpha,\beta} = \begin{bmatrix} c & b & a & 0 & . & . & 0 & a & b \\ b & c & b & a & . & . & . & 0 & b \\ a & b & c & . & . & 0 & . & . & 0 \\ 0 & a & . & . & . & a & . & . & . \\ . & . & . & b & c & b & . & 0 & . \\ . & . & . & a & . & . & . & a & 0 \\ 0 & . & . & . & . & . & c & b & a \\ a & 0 & . & . & 0 & a & b & c & b \\ b & a & 0 & . & . & 0 & a & b & c \end{bmatrix}, \text{ mit } a = \beta, b = -\alpha - 4\beta, c = 1 + 2\alpha + 6\beta \quad (2.24)$$

Als endgültige Lösung erhält man den folgenden Ausdruck für die beiden voneinander unabhängigen Stützpunktkoordinaten $x_u(s,t)$, $u=1,2$ mit $x_1 = x$ und $x_2 = y$ der Funktion $v(s,t)$ mit dem die Position und die Form der Snake zum Zeitpunkt t als Ergebnis der auf sie zum Zeitpunkt $t-1$ einwirkenden externen Kräfte unter Berücksichtigung der internen Kräfte dargestellt ist:

$$x_u(s,t) = (A_{\alpha,\beta} + I\gamma)^{-1} \left(\gamma x_u(s,t-1) - \kappa \frac{\partial E_{D^0(f(\bar{x}))}}{\partial x_u(s,t-1)} \right), u=1,2, I: \text{Einheitsmatrix} \quad (2.25)$$

Das Minimum ist erreicht, wenn sich die Funktion $v(s,t)$ von einem auf den nächsten Zeitpunkt nicht mehr verändert. Dies entspricht einem Gleichgewichtszustand der internen und externen Kräfte.

Die Topologie der Funktion $v(s,t)$ kann sich während der Optimierung nicht verändern. Dies ist ein Vorteil, wenn die Topologie des gesuchten Objektes bekannt ist (FUA 1995). Bei unbekannter Topologie und Anzahl der Objekte lässt sich dieser Ansatz nicht anwenden. Ein von der Topologie unabhängiger Snake-Ansatz wird in (MALLADI ET AL. 1995), (CASELLES ET AL. 1995) und (CASELLES ET AL. 1997) vorgeschlagen.

Ein Problem bei der Anwendung von Snakes ist, dass in komplexen Szenen sehr gute Näherungswerte für die Position und die Form des gesuchten Objektes bekannt sein müssen. Damit das Verfahren konvergiert, sollten die meisten Punkte in der Nähe des gesuchten Objektes initialisiert werden. Dies ist einer der Gründe dafür, dass Snakes relativ selten für die Extraktion von topographischen Objekten eingesetzt werden, siehe auch (GÜLCH 1996). Ein Beispiel für eine Ausnahme ist der in (LAPTEV ET AL. 2000) beschriebene Ansatz, Snakes werden zum Schließen von Lücken im Straßennetzwerk verwendet. Weitere Anwendungen von Snakes im Bereich der topographischen Objekterfassung sind beispielsweise in (GRUEN & LI 1997) für Straßen, und in (FUA 1995) für Gebäude dargestellt. In dieser Arbeit werden Snakes für die Extraktion der Baumkronenbegrenzung eingesetzt.

2.7 Qualitätsmaße

Zur Quantifizierung der Qualität der Extraktionsergebnisse werden hier die Begriffe Vollständigkeit und die Korrektheit verwendet. Diese Maße ergeben sich wie folgt (vgl. auch Abbildung 19). Zunächst wird die Anzahl der richtigen Ergebnisse TP (True Positives) ermittelt. Dies entspricht der Anzahl der Entitäten, die sowohl in der Referenz, als auch im Extraktionsergebnis enthalten sind. Das Extraktionsergebnis enthält neben den richtigen Ergebnissen auch fehlerhaft extrahierte Objekte, beispielsweise Gebäude, die als Bäume deklariert wurden. Die Anzahl dieser Objekte bezeichnet man als FP (False Positives). Die Menge der nicht extrahierten Objekte, also diejenigen die in der Referenz enthalten sind, aber nicht extrahiert wurden, bezeichnet man als FN (False Negatives).

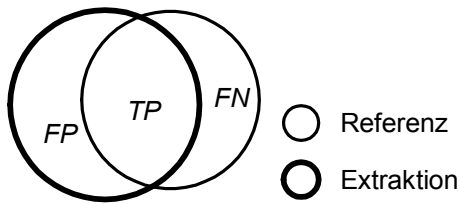


Abbildung 19: Zur Erläuterung der Begriffe Vollständigkeit und Korrektheit. Die Anzahl der Objekte in der Referenz ergibt sich zu $TP + FN$, die Anzahl der Objekte im Extraktionsergebnis zu $TP + FP$.

Die Begriffe Vollständigkeit und Korrektheit sind im Bereich der automatischen Objektextraktion üblich, siehe z. B. (WIEDEMANN ET AL. 1998) oder (NEVATIA 1999). Im Bereich der Fernerkundung wird anstelle von Vollständigkeit von Herstellergenauigkeit (Producers Accuracy) und anstelle von Korrektheit zumeist von Anwendergenauigkeit (Users Accuracy) gesprochen, siehe z. B. in (LILLESAND & KIEFER 1994). Entsprechend wird häufig der Begriff Omission-Error synonym zu False Negatives und Commision-Error für False Positives verwendet. In deutschen Publikationen wird von Fehlern, oder genauer, Fehlschlüssen 1. Art ($\hat{=} FN$) und Fehlschlüssen 2. Art $\hat{=} FP$ gesprochen, angelehnt an die entsprechenden Begriffe aus der Statistik (PELZER 1985).

Die Referenz enthält $TP + FN$ Objekte und die Extraktion enthält $TP + FP$ Objekte. Damit ergibt sich die *Vollständigkeit* V mit:

$$V = \frac{TP}{TP + FN}, 0 \leq V \leq 1 \quad (2.26)$$

Die *Korrektheit* K des Extraktionsergebnisses ergibt sich aus dem Verhältnis der Anzahl der korrekt extrahierten Objekte zur Anzahl aller extrahierten Objekte:

$$K = \frac{TP}{TP + FP}, 0 \leq K \leq 1 \quad (2.27)$$

In dieser Arbeit werden die Begriffe Vollständigkeit und Korrektheit zur Charakterisierung der Qualität der Ergebnisse verwendet. Damit kann eine grobe Abschätzung der Leistungsfähigkeit der einzelnen Verfahren erfolgen (vgl. Abschnitt 3.4). Bei diesen Maßen ist jedoch immer zu beachten, wie die Korrespondenz zwischen den extrahierten Objekten und den als Referenz angesehen Objekten realisiert wird. Dies hat Einfluss auf die Anzahl der als TP , FP oder FN klassifizierten Objekte, ist den einzelnen, in Kapitel 3 dargestellten Arbeiten jedoch nicht immer zu entnehmen¹¹. Die angegebenen Zahlenwerte für die Vollständigkeit und die Korrektheit stellen dort also nur grobe Anhaltspunkte zum Vergleich der Ergebnisse dar. In keinem Fall sollte auf der Basis dieser Kennzahlen eine Rangfolge bezüglich der Leistungsfähigkeit der einzelnen Ansätze erfolgen, sie eignen sich jedoch für eine grobe Einschätzung. Für einen wirklichen Vergleich der Leistungsfähigkeit sind die Voraussetzungen, in Form von identischen Daten und einer Beschreibung, wie die Korrespondenz zwischen zwei Objekten realisiert wird, nicht gegeben.

2.8 Zusammenfassung

In diesem Kapitel wurden die zum Verständnis dieser Arbeit notwendigen theoretischen Grundlagen dargestellt. Zunächst wurde das Pollock-Modell einer Baumkrone eingeführt. Darauf basierend wurde ein synthetisches Oberflächenmodell aus verschiedenen Pollock-Bäumen berechnet, das im Folgenden zur Verdeutlichung herangezogen wurde. Die grundlegenden Ideen und Begriffe zur Theorie des Linearen Maßstabsraums wurden erläutert, ebenso wie die Wasserscheiden-Transformation. Fuzzy-Mengen wurden kurz eingeführt, und die Verknüpfung von Zugehörigkeitsfunktionen wurde anhand des logischen UND aus der Fuzzy-Theorie beispielhaft dargestellt. Im Abschnitt über topologische Relationen wurde die 9-Schnittmenge und der Begriff der unsicheren topologischen Relation eingeführt. Schließlich wurde im Abschnitt über Snakes sowohl die Grundidee dieses Werkzeugs als auch der Algorithmus kurz erläutert.

¹¹ Zur Bewertung der Ergebnisse des im Rahmen dieser Arbeit entwickelten Ansatzes siehe Abschnitt 5.1

„Die erste Zeit wollen die Menschen dem keinen Wert zugestehen, was wir ihnen überliefern, und dann gebärden sie sich, als wenn ihnen alles schon bekannt wäre, was wir ihnen überliefern könnten.“
Goethe, *Maximen und Reflexionen*

3 Stand der Forschung

Die erste bekannte photographische Aufnahme zur Erfassung von Bäumen wurde im Jahre 1897 aus einem mit Seilen fixierten bemannten Ballon über dem Dorf Zehdenick bei Berlin in Deutschland aufgenommen (HILDEBRANDT 1987). Etwa ein Jahrzehnt später wurden die Arbeiten an den wissenschaftlichen Grundlagen der forstlichen Luftbildauswertung begonnen, z.B. (HUGERSHOFF 1933), zitiert in (KÄTSCH 1991), und seit etwa 20 Jahren werden routinemäßig Infrarotaufnahmen für die Kartierung von Bäumen eingesetzt, siehe beispielsweise (SCHNEIDER 1974), (HILDEBRANDT ET AL. 1992), (HILDEBRANDT 1996) und (LILLESAND & KIEFER 1994).

Erste Ansätze zur Automatisierung der Extraktion von einzelnen Bäumen aus Luftbildern wurden etwa Mitte der achtziger Jahre des 20. Jahrhunderts entwickelt. In der Regel wurden in diesen frühen Ansätzen lokale Intensitätsmaxima in Farbinfrarotbildern als Hypothesen für Bäume angesehen. In (HAENEL & ECKSTEIN 1986) und (HAENEL ET AL. 1987) wird vorgeschlagen, zusätzlich zu den Helligkeitsmaxima das typische sternförmige Erscheinungsbild von Fichten (vgl. Abbildung 20) zur Extraktion einzelner Baumkronen zu verwenden. In (PINZ 1988) und (PINZ 1989) wird nach einer Tiefpassfilterung für jedes lokale Maximum eine Hypothese für einen Baum erzeugt. Zur Verifikation der Hypothesen wird die lokale Helligkeitsverteilung herangezogen. Sie ergibt sich durch Aufsummierung und Mittelung aller Pixel die auf einem Kreis um das lokale Maximum liegen. Der Ansatz wurde im Rahmen der Entwicklung eines Expertensystems¹² realisiert. Ein weiteres Beispiel ist der in (BLAZQUEZ 1989) dargestellte Ansatz, der ebenfalls auf der Extraktion lokaler Maxima basiert.

Grundsätzlich stellt das Erkennen von einzeln stehenden Bäumen und Baumgruppen in Farbinfrarotbildern, wegen der typischen Reflexionseigenschaften vitaler Vegetation, kein großes Problem dar (vgl. Abschnitt 4.1.2.3). Einfache pixelbasierte Ansätze sind häufig ausreichend, um Gruppen von Bäumen zuverlässig automatisch zu erkennen. Über diesbezügliche Untersuchungen wird beispielsweise in (BRUNN & WEIDNER 1997), (HAALA & BRENNER 1999) und (STRAUB ET AL. 2001B) berichtet. Sehr viel schwieriger ist es, den einzelnen Baum zu identifizieren. So ist zum Beispiel am linken Rand des Luftbildausschnitts in Abbildung 20 die dichte Kronenoberfläche eines jungen Buchenbestandes zu sehen. Hier ist es schon dem menschlichen Betrachter fast unmöglich, einzelne Bäume anzusprechen.

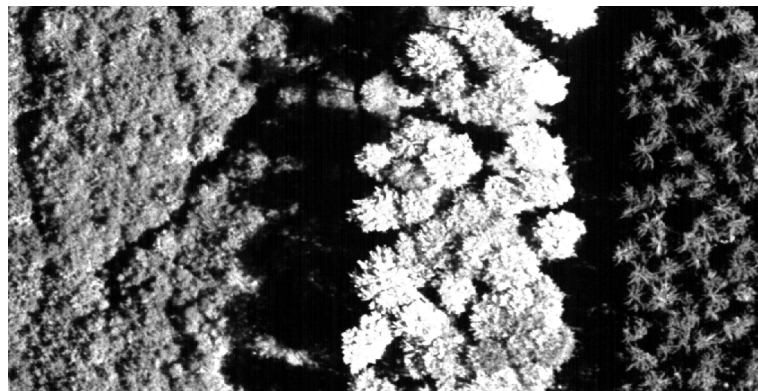


Abbildung 20: Ausschnitt aus einem Luftbild.

Die Abbildung zeigt einen Ausschnitt eines Farbinfrarotluftbildes¹³ mit einer Bodenauflösung von etwa 0.2 m. Dargestellt ist die Intensitätskomponente. Am linken Bildrand sind junge Buchen zu sehen, in der Mitte ein alter Buchenbestand und am rechten Bildrand erkennt man die typische sternförmige Struktur von Fichten.

¹² Ein Expertensystem ist ein Computersystem, das gebietsspezifisches Wissen speichern, verwalten, gezielt auswerten und zu Auskünften an einen Benutzer oder zur Abwicklung bestimmter Aufgaben nutzen kann. Definition aus (SCHNUPP & NGUYEN HUU 1987).

¹³ Die Aufnahme wurde vom Fachbereich Ressourcenmanagement der Fachhochschule Hildesheim/Holzminden/Göttingen zur Verfügung gestellt.

In der Mitte von Abbildung 20 ist ein alter Buchenbestand zu erkennen, hier fällt die Erkennung einzelner Bäume wesentlich leichter. Am deutlichsten sind die einzelnen Nadelbäume im rechten Teil des Bildes zu erkennen. Deren typische sternförmige Struktur und die Tatsache, dass die Kronenoberfläche weniger dicht ist als in Laubwaldbeständen, machen es relativ einfach, die einzelnen Bäume voneinander zu unterscheiden.

Neben den Reflexionseigenschaften ist die Geometrie der Baumkrone bei der Auswertung von Luftbildern ein wichtiges Unterscheidungskriterium. Mit zunehmender Auflösung des Bildes nimmt die Bedeutung der radiometrischen Information ab, während die Bedeutung der geometrischen Information zunimmt (WROBEL & KRAUTH 1996). Auch andere Autoren weisen auf die Bedeutung der geometrischen Information für das Erkennen von Bäumen in Luftbildern hin, siehe beispielsweise (FOURNIER ET AL. 1995).

Im Rahmen des von der Europäischen Kommission geförderten HIGH-SCAN Projektes (1998-2001) wurde das Potenzial von direkt gemessenen Oberflächenmodellen für forstliche Anwendungen untersucht (HYYPÄ ET AL. 2000), (HYYPÄ ET AL. 2001). Das Oberflächenmodell wurde mit einem TopoSys I Laserscanner aus einer Flughöhe von 800 m erfasst, entsprechend etwa vier Messungen pro Quadratmeter. Das aus insgesamt neun Partnern bestehende internationale Konsortium hat sich auch mit der Extraktion von einzelnen Bäumen aus den Laserscannerdaten beschäftigt (ZIEGLER ET AL. 2001), (SCHARDT ET AL. 2002). Teile des Konsortiums haben sich im Rahmen des NATSCAN Projektes mit ähnlicher Zielsetzung erneut zusammengeschlossen. Bezüglich der Extraktion von Einzelbäumen soll hier unter anderem an einer weiteren Erhöhung der Auflösung des flugzeuggetragenen Laserscanners gearbeitet werden (WEINACKER ET AL. 2002). Ein kurzer Exkurs über Aspekte der Datenerfassung im Kontext der automatischen Extraktion von Bäumen findet sich in Abschnitt 3.1.

Die Ansätze zur Extraktion von einzelnen Bäumen aus Bildern lassen sich grob in zwei Kategorien einteilen. Bei den *modellgetriebenen* Ansätzen (Abschnitt 3.2) wird basierend auf einem 3D Modell eines Baumes ein 2D Muster des Modells durch eine geometrische Transformation in die Abbildungsebene generiert (Abbildung 21). Mit *Muster* ist in diesem Zusammenhang ein „Abbild des 3D Modells in der Bildebene“ gemeint. Die Instanzen der 3D Modelle werden durch einen Vergleich des Musters mit den, in den Bildern sichtbaren, Bäumen erzeugt. Dies kann beispielsweise durch Berechnung des Kreuzkorrelationskoeffizienten erfolgen. Ein solcher Ansatz für die Extraktion von Bäumen aus Luftbildern wurde erstmals in (POLLOCK 1994) vorgestellt.



Abbildung 21: Modellgetriebener Ansatz

Der grundlegende Vorteil dieser Strategie ist, dass bei einer detaillierten Modellierung des gesuchten Objektes die Bildverarbeitung prinzipiell sehr einfach gehalten werden kann. Dem steht als Nachteil gegenüber, dass viele verschiedene Muster generiert und in den Bildern gesucht werden müssen, wenn es sich um nicht triviale Objekte handelt.

Im Gegensatz dazu steht ein eher *datengetriebenes* Vorgehen (vgl. Abschnitt 3.3), bei dem zunächst Merkmale wie Kanten (PERSSON ET AL. 2002) und/oder Regionen (BRANDTBERG & WALTER 1998) aus den Bildern extrahiert werden (Abbildung 22). Die Instanzen des Modells werden in einem zweiten Schritt, durch eine Gruppierung der Merkmale erzeugt. Das eigentliche 3D Modell des Baumes verbirgt sich hier häufig im Prozess der Gruppierung, in der Art und Weise wie die Merkmale zu den Instanzen zusammengesetzt werden.



Abbildung 22: Datengetriebener Ansatz

Der Vorteil des datengetriebenen Ansatzes ist, dass der Vergleich zwischen dem Modell und dem Bild auf der symbolischen Ebene stattfindet und somit allgemeiner formuliert werden kann. Nachteilig ist die oftmals schwierige Bewertung und anschließende Gruppierung der Bildmerkmale. Gerade bei der Gruppierung ergibt sich schnell eine Vielzahl von Regeln, die schwer zu steuern und kaum verallgemeinerbar sind, vgl. (GOUGEON 1995A).

3.1 Aspekte der Datenerfassung

Der Auflösungsbereich, in dem die Ansprache eines einzelnen Baumes möglich ist, beginnt bei etwa 1 m Bodenauflösung für Höhendaten und etwa 0.5 m Auflösung bei Farbinfrarotaufnahmen. Automatische Verfahren benötigen in der Regel eine etwa um Faktor 3 bis 5 bessere Auflösung. Diese hohen Auflösungen können derzeit nur vom Flugzeug bzw. vom Hubschrauber aus erreicht werden. Bezüglich der Kamerasysteme kann unterschieden werden in Systeme, die jeweils eine Zeile aufnehmen und Systeme, die ein ganzes Bild aufnehmen. In die erste Gruppe gehören optische Zeilenscanner wie die ADS40 (FRICKER 2001), (GERVAIX 2002) und die HRSC (NEUKUM 2001). In die andere Gruppe gehören die klassischen analogen Luftbildkameras und die DMC (HINZ ET AL. 2001A), (HEIER 2002).

Grundsätzlich können mit all diesen Systemen Farbinfrarotaufnahmen mit einer Bodenauflösung von etwa 10 cm oder besser erstellt werden. Die digitalen Aufnahmesysteme haben die Möglichkeit der radiometrischen Kalibrierung und deren Sensoren liefern damit prinzipiell gegenüber dem analogen Film eine bessere radiometrische Qualität. Ein weiterer Vorteil ist der mögliche digitale Datenfluss ohne die Zwischenschritte der Filmentwicklung und Digitalisierung.

Die konzeptionellen Vor- und Nachteile zeilen- und matrixbasierter Sensoren halten sich in etwa die Waage, vgl. (SPILLER 2000), (LOEDEMANN 2000). Ein Vorteil des Zeilenscanners für die Interpretation des Bildes kann sein, dass es weniger Verdeckungen in den Bildern gibt. In Flugrichtung besitzt eine Zeilenscanneraufnahme die Eigenschaften einer Parallelprojektion, vgl. Abbildung 23. Damit sind die typischen sternförmigen Strukturen von Nadelbäumen über einen großen Teil der Aufnahme zu erkennen und lassen sich besser für die Interpretation nutzen als bei einem Matrixsensor.

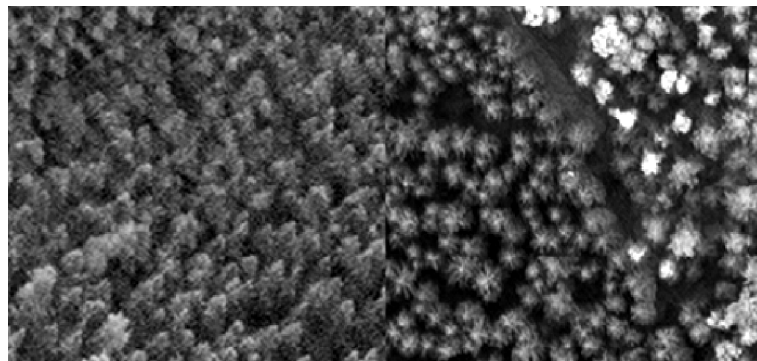


Abbildung 23: Links eine Zentralperspektivische Aufnahme und rechts der angrenzende Ausschnitt einer Zeilenscanneraufnahme. Zum Vergleich der Abbildungsgeometrie, aus (HOFFMANN ET AL. 2000).

Die Entwicklung des flugzeuggetragenen Laserscanners und der technische Fortschritt bei der Ableitung von Oberflächenmodellen aus Luftbildern hat dazu geführt, dass heute neben der radiometrischen Information die geometrische Oberfläche routinemäßig zur Verfügung steht, siehe Abbildung 24 und Abbildung 33 auf Seite 41.

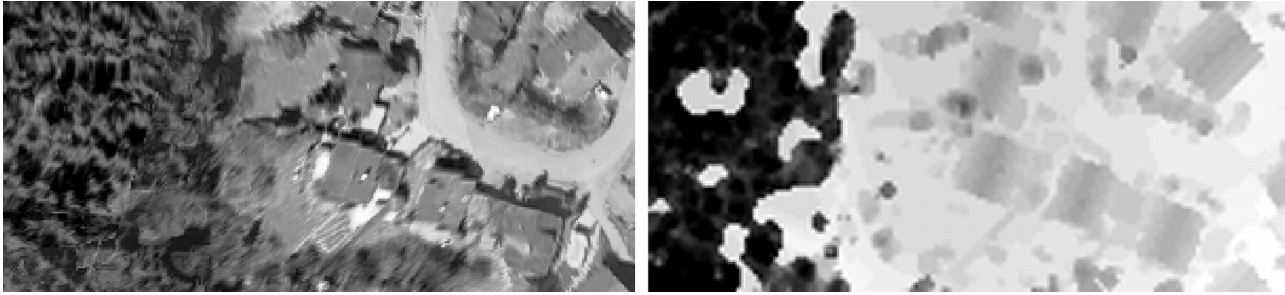


Abbildung 24: Radiometrische und geometrische Information, zeitgleich aufgenommen. Dargestellt ist ein Ausschnitt einer Aufnahme des TopoSys II Systems¹⁴, links die Intensitätskomponente des Farbinfrarotbildes, rechts das Oberflächenmodell (hell ist niedrig, dunkel ist hoch). Die Bodenpixelgröße der optischen Aufzeichnung beträgt etwa 0.5 m, die der Höhenmessung etwa 1 m.

Die Stärke eines entfernungsmessenden, aktiven Systems im Vergleich zu optischen, passiven Systemen ist in der Zuverlässigkeit des direkt gemessenen Oberflächenmodells, im Gegensatz zu der mit Problemen behafteten indirekten Ableitung der Oberfläche durch Verfahren der Bildzuordnung¹⁵ zu sehen. Die Aufzeichnung des ersten (*first pulse*) und des letzten rückgestrahlten Impulses (*last pulse*) ermöglicht darüber hinaus die Ableitung der Baumhöhe. Im Gegensatz dazu ist die Baumhöhe aus Luftbildern in dichten Beständen nur sehr schwer zu bestimmen. Die derzeit vom Flugzeug aus erreichbare Auflösung hat sich als nicht ganz ausreichend für die Erfassung von forstrelevanten Parametern erwiesen (HYYPÄ ET AL. 2001). Die Steigerung der geometrischen Auflösung von Laserscannern, und damit eine Verbesserung der Einsatzmöglichkeiten für die automatische Extraktion von Objekten ist jedoch in nächster Zukunft zu erwarten. Die Entwicklung eines Prototypen mit etwa 0.5 m Auflösung ist im Rahmen des NATSCAN Projektes bereits angekündigt worden (WEINACKER ET AL. 2002).

Es hat sich herausgestellt, dass die Genauigkeit der mittleren Baumhöhe pro Stand aus Laserscannerdaten etwa derjenigen aus einer Photointerpretation entspricht, in beiden Fällen wird die Baumhöhe im Vergleich zu terrestrischen Messungen zu niedrig gemessen. Die Genauigkeit der abgeleiteten Baumhöhen wurde beispielsweise in (NAESSET 1997) untersucht.

Die derzeit verfügbaren digitalen Kamerasysteme sind bezüglich der geometrischen Auflösung geeignet für die Erkennung von einzelnen Bäumen. Die geometrische Auflösung entspricht derjenigen des seit vielen Jahren erfolgreich eingesetzten Films, bezüglich der Radiometrie sind deutliche Verbesserungen gegenüber dem Film zu erwarten. Bezüglich der Abbildungsgeometrie ist einem Zeilenscanner für die Erkennung der Baumart der Vorzug einzuräumen, da wichtige Formmerkmale nur in der Parallelprojektion zu erkennen sind.

Die Kombination eines Laserscanners mit einem hochauflösenden Zeilenscanners bietet sicherlich die bestmöglichen Voraussetzungen für eine erfolgreiche Automatisierung der Objektextraktion. Die Aufnahmen erfolgen praktisch zeitgleich und die Geometrie des Zeilenscanners besitzt Vorteile gegenüber den flächenbasierten Sensoren bei der Interpretation der Strukturen.

¹⁴ Die Aufnahmen wurden von der Firma Toposys zu Forschungszwecken zur Verfügung gestellt.

¹⁵ Mit digitaler Bildzuordnung werden hier die Verfahren zur Ableitung von Oberflächenmodellen aus einem oder mehreren Bildern bezeichnet. Einen Überblick über die im Bereich der Photogrammetrie verwendeten Ansätze gibt (HEIPKE 1996), neuere Arbeiten zur Oberflächenableitung aus Luftbildern sind beispielsweise in (BELLI ET AL. 2001) und (ROUX & MAÎTRE 2001) dargestellt. Einen Überblick über die Arbeiten zur digitalen Bildzuordnung im Bereich Computer Vision gibt (SCHARSTEIN & SZELISKI 2002).

3.2 Modellgetriebene Ansätze

In diesem Abschnitt wird der in (POLLOCK 1994), (POLLOCK 1996) und (POLLOCK 1999) vorgestellte Ansatz beschrieben. Es werden Bilddaten des kanadischen flugzeuggetragenen Zeilenscanners MEIS II (Multidetector Electro-optical Image Scanner, siehe (MCCOLL ET AL. 1983) verwendet. Die Aufnahmen wurden im August 1988 bei Ontario, Kanada über einem Testgebiet mit wenig Relief erstellt. Die Flughöhe während der Aufnahme betrug etwa 500 m - entsprechend einer Pixelgröße von etwa 0.4 m – und der Sonnenstand zum Aufnahmezeitpunkt etwa 50°. Der grüne und der nahe infrarote Kanal des Multispektralscanners wurde für die Extraktion genutzt.

Die Grundidee des Verfahrens ist es, ein synthetisches *2D Muster* eines Baumes basierend auf dem in Abschnitt 2.1 beschriebenen *3D Modell* eines Baumes durch eine geometrische Transformation zu erzeugen und Instanzen dieses Musters im Bild zu detektieren (Abbildung 25).



Abbildung 25: Modellgetriebener Ansatz nach Pollock zur Extraktion von Bäumen aus Bildern

Dazu wird zunächst eine Klasse von Mustern erzeugt, die den im Bild erwarteten Bäumen entsprechen. In Abbildung 26 ist ein Beispiel für ein solches Muster dargestellt. Das Aussehen des Musters muss wegen der Vielfältigkeit der Bäume in Form und Größe und wegen der perspektivischen Abbildung in der Orientierung variiert werden. Theoretisch muss das Muster also für jede Position im Bild neu berechnet werden. Um den Rechenaufwand zu reduzieren wird das Bild in Gebiete eingeteilt, in denen die durch die Perspektive verursachte Variation vernachlässigt werden kann.

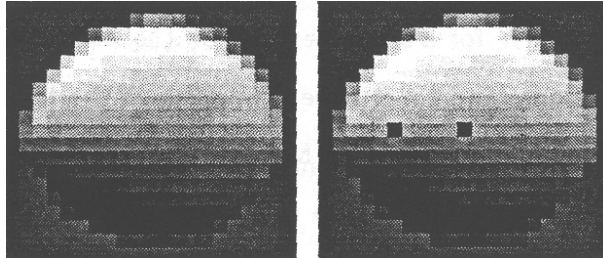


Abbildung 26: Beispiel für ein 2D Muster, das mit dem Pollock-Modell berechnet wurde. Im linken Bild ist das berechnete Muster zu sehen, die beiden schwarzen Punkte im rechten - ansonsten identischen - Bild markieren die Spitze des Baumes (links) und den Mittelpunkt des Musters, aus (POLLOCK 1996).

An denjenigen Stellen im Bild mit hoher Kreuzkorrelation zwischen dem 2D Muster und dem Bild werden Hypothesen des 3D Modells erzeugt. Anschließend erfolgt eine Auswahl der besten Hypothesen durch einen Operateur. Basierend auf dieser Auswahl werden für jede einzelne Hypothese die folgenden Merkmale berechnet: die mittleren Grauwerte in den zur Verfügung stehenden Kanälen, das Bestimmtheitsmaß (vgl. (NIEMEIER 2002)) einer linearen Regression zur Schätzung der mittleren Grauwertdifferenz zwischen Muster und Bild an der entsprechenden Stelle im Bild und der Kontrast. Die Entscheidung, ob eine Hypothese mit einer hohen Kreuzkorrelation ein Baum ist oder nicht, wird auf der Basis dieser Merkmale getroffen. Als Bewertung dient die sogenannte Erkennungswahrscheinlichkeit, die aus dem Abstand der zu bewertenden Hypothese zu entsprechenden manuell ausgewählten guten Hypothesen im Merkmalsraum berechnet wird.

Bei dem Verfahren entstehen viele Überlappungen von Instanzen des Baummodells. Das gesamte Bild wird Pixel für Pixel untersucht, dabei werden keine Nachbarschaftsbeziehungen zwischen den Objekten berücksichtigt. Diese Überlappungen werden als Interpretationskonflikte bezeichnet, vgl. Abbildung 27.

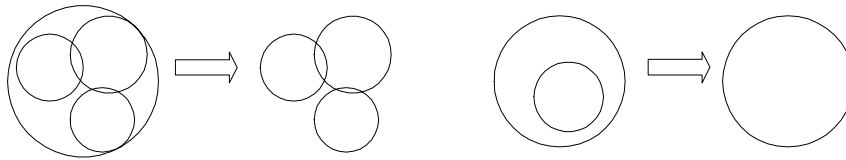


Abbildung 27: Beispiele für Konflikte, die nach der Verifikation der Hypothesen entstehen können. Links von dem Pfeil ist jeweils der Konflikt dargestellt, und rechts davon eine mögliche Lösung. Im linken Beispiel sind drei einzelne kleine Bäume detektiert worden, und an derselben Position ein einzelner großer Baum. Im rechten Beispiel wurden zwei unterschiedlich große Bäume detektiert, die sich ebenfalls überlappen.

Zur Lösung dieser Interpretationskonflikte wird das Ergebnisbild in kleine Kacheln zerlegt und für jede dieser Kacheln, die den gesamten Bildbereich abdecken, wird eine Optimierung der Zielfunktion $F = \omega_1 f_1 + \omega_2 f_2 + \omega_3 f_3$ durchgeführt. Dabei ist f_1 die Fläche innerhalb der untersuchten Kachel, die nicht von den in der Kachel liegenden Hypothesen abgedeckt ist und f_3 ist die abgedeckte Fläche. Der Parameter f_2 ist das Mittel der Erkennungswahrscheinlichkeiten der einzelnen Baumhypothesen, und die Stellgrößen $\omega_i, i = 1, 2, 3$ dienen der Gewichtung der Parameter f_i .

Die Optimierung wird mit einem Simulated Annealing-Algorithmus gelöst (OTTEN & GINNECKEN 1989). Die Variation der Zustände, die das System annehmen kann, wird durch eine zufällige Auswahl aus allen zuvor berechneten Instanzen innerhalb der gerade bearbeiteten Kachel realisiert. Die Gewichtsparameter $\omega_1, \omega_2, \omega_3$ werden ebenso wie die Kachelgröße experimentell ermittelt. Die untere Grenze der Kachelgröße ist dabei dadurch vorgegeben, dass eine Situation wie in Abbildung 27 vollständig innerhalb der Kachel liegen können soll. Die obere Grenze ist durch die Rechengeschwindigkeit vorgegeben, da die Anzahl der möglichen Variationen mit einer Vergrößerung der Kachel sehr groß wird.

Der Ansatz wurde an Beständen mit Laub- und Nadelbäumen mit den Ergebnissen einer terrestrisch Aufnahme verglichen. Dabei wurde eine Vollständigkeit von 61% und eine Korrektheit von 85% erreicht. Zum Vergleich wurden die Bilder von fünf Operateuren interpretiert, im Mittel ergab sich dabei eine Vollständigkeit von 86% bei einer Korrektheit der Ergebnisse von 89%.

Die in Abbildung 25 dargestellte Strategie liegt auch den in (LARSEN & RUDEMO 1997B) beschriebenen Arbeiten zugrunde. Es werden analoge Farbinfrarotluftbilder eines Nadelwaldbestandes mit 0.15 m Auflösung verwendet. Anders als in (POLLOCK 1996) werden hier die Randbereiche des Luftbildes untersucht, in denen die Bäume von der Seite abgebildet sind.

Als Modell zur Erzeugung des 2D Musters wird das Pollock-Modell verwendet. Der Mustervergleich erfolgt durch die Berechnung des Kreuzkorrelationskoeffizienten zwischen dem 2D Muster und dem Bild. Diejenigen Hypothesen mit dem höchsten Kreuzkorrelationskoeffizienten werden als gültige Instanzen des 3D Modells ausgewählt. Die Anzahl n der Bäume wird als bekannt vorausgesetzt und diejenigen n mit dem höchsten Korrelationskoeffizienten werden ausgewählt. Damit wurde eine mittlere Standardabweichung der Baumkronenpositionen von etwa 0.9 m erreicht. Alternativ dazu, wenn die Anzahl der Bäume nicht bekannt ist, können zur Findung eines Schwellwertes für den Kreuzkorrelationskoeffizienten die Muster leicht variiert werden (LARSEN 1999A). Durch die Variation der Muster können an jeder Stelle mehrere Korrelationswerte berechnet werden. Dadurch wird in einigen Fällen der Schwellwert zwischen den gültigen und den falschen Hypothesen besser detektierbar. Durch die Optimierung des Musters bezüglich der Form und Größe des Ausschnitts der Baumkrone konnte die Vollständigkeit von maximal 92% auf maximal 98% gesteigert werden (LARSEN 1998).

Ein Problem dieses Ansatzes ist, dass sehr viele Annahmen über die untersuchte Szene getroffen werden. Dies gilt vor allem für die Festlegung von Form und Größe der erwarteten Bäume. Dadurch wird das Problem der Erkennung der Baumkronen umgangen, bzw. auf die Messung der Position der Spitze eines Nadelbaumes reduziert.

In (QUACKENBUSH ET AL. 2000) wird das Muster für den Baum nicht aufgrund eines Modells erzeugt, sondern als Kopie ausgewählter Bäume im zu untersuchenden Bestand. Bei diesem Ansatz wird der eigentliche Erkennungsprozess dem Operateur überlassen. Die Korrelation zwischen dem Muster und den Bäumen wird für mehrere verschiedene Muster berechnet. Die ersten 5% besten Korrelationen werden in einem Ergebnisbild zusammengefasst. Einzelne Pixel werden anschließend mit einem Medianfilter entfernt, die verbleibenden Regionen stellen einzelne Bäume dar. Der Ansatz wurde in digitalen Farbinfrarotluftbildern mit einer Auflösung von 1 m getestet. Ähnlich wie in (LARSEN 1999B), wurden auch hier die besten Ergebnisse erzielt, wenn die ersten n besten Hypothesen ausgewählt wurden ($n :=$ Anzahl der Bäume in der Szene). Das bewertete Testgebiet umfasste 128 Nadelbäume in einem Mischwald. Die Aufnahme erfolgte im April 1998 außerhalb der

Belastungsperiode. Der Algorithmus wurde mit einer unterschiedlich großen Anzahl von Mustern und verschiedenen optischen Bändern untersucht. Im besten Fall wurde eine Vollständigkeit von 83% bei einer Korrektheit von 80% erzielt.

Die Grundidee des Ansatzes der University of Washington, Seattle, USA ist die bestmögliche Anpassung des Pollock-Modells an eine 3D Punktwolke (ANDERSEN ET AL. 2002). Bei der 3D Punktwolke handelt es sich um Entfernungsmessungen eines Saab TopEye Laserscanners, aufgezeichnet im Frühjahr 1999 aus einer Flughöhe von 200 m mit einer Punktdichte von etwa $3.5/m^2$. Die gesamte Modellierung erfolgt in einem dreidimensionalen diskreten Raum mit einer Rasterweite von etwa 1 m. Die Entfernungsmessungen werden als Funktion der unbekannt geometrischen Parameter des Pollock-Modells und eines Parameters für die Blattdichteverteilung ausgedrückt. Der Prozess wird ohne Startwerte initialisiert. Ausgehend von einer einzigen Instanz des Baummodells wird versucht durch die Entstehung, Löschung, Teilung und Fusion von Instanzen, sowie durch die Variation der individuellen Objektparameter, ein globales, zu den Messungen passendes, Optimum zu finden, vgl. Abbildung 28.

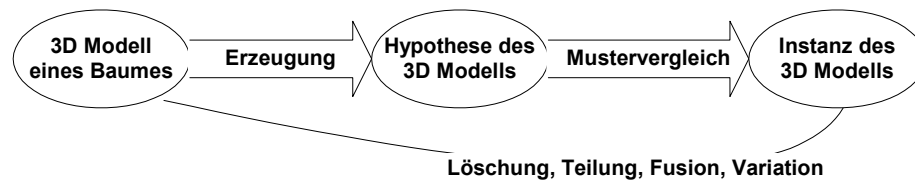


Abbildung 28: Strategie nach (ANDERSEN ET AL. 2002) zur Extraktion von Bäumen

Wie in dem Ansatz von Pollock wird auch hier der Simulated Annealing Algorithmus für die Optimierung verwendet. Der Ansatz wurde an einem etwa 0.2 ha großen Teil des Capitol State Forest (Washington, USA) getestet. Es handelt sich um einen eher lichten Bestand. Auf der prozessierten Fläche stehen etwa 42 Nadelbäume. Im Vergleich zu der, durch die manuelle Auswertung eines Farbluftbildes erzeugten, Referenz beträgt die Vollständigkeit des Ergebnisses 65% bei einer Korrektheit von 71%. Bei den Zahlen handelt es sich um eine Abschätzung basierend auf den Abbildungen in (ANDERSEN ET AL. 2002), dort ist das gesamte Testgebiet dargestellt.

Der Ansatz zeichnet sich dadurch aus, dass keinerlei Annahmen über die Art und die Verteilung der Bäume in der Szene vorgenommen werden. Die 3D Modellierung der Messungen, als Punktwolke und nicht als Oberfläche, und der Baumhypothesen hat den großen Vorteil, dass auch kleinere Bäume, die im Wald von den größeren verdeckt sind, zumindest theoretisch detektiert werden können. Den Vorteilen steht ein sehr großer Rechenaufwand gegenüber, der vor allem durch das systematische Ausprobieren verursacht wird. Bei einer deutlichen Vergrößerung der Szene ist zu erwarten, dass die Strategie mindestens bei der Initialisierung geändert werden muss.

3.3 Datengetriebene Ansätze

In (PERSSON ET AL. 2002) wird ein Ansatz beschrieben, der auf der Extraktion lokaler Maxima in drei verschiedenen Maßstabsebenen eines Oberflächenmodells im Linearen Maßstabsraum beruht.

Das Testgebiet in Südschweden wurde im September 2000 mit einem Saab TopEye Laserscanner befliegen. Der Sensor war auf einem Hubschrauber montiert, so dass sehr hohe Auflösungen realisiert werden konnten. Für die Untersuchungen lagen Auflösungen von etwa 0.25 m, 0.5 m, 1 m und 2 m vor. Der aufgenommene Stand enthält vor allem mittelalte und alte Fichten (Norway Spruce), Kiefern (Scots Spruce) sowie einige Birken. Die beiden ersten Arten machen etwa 80% des Bestandes aus. Basierend auf den Messungen des Laserscanners mit First- und Lastpulse Daten wird zunächst ein Oberflächenmodell und ein Geländemodell mit dem in (ELMQUIST 2002) beschriebenen Ansatz berechnet. Dieser Ansatz verwendet einen Snake-Algorithmus zur Extraktion der Oberfläche und des Geländemodells. Die Snake ist als Netz modelliert, das von unten an das Oberflächenmodell gelegt wird. Bei entsprechender Spannung α der Snake erhält man die unten liegenden Punkte der Geländeoberfläche. Durch anschließende Differenzbildung ergibt sich das als Kronenmodell bezeichnete normalisierte Oberflächenmodell $H_n(\bar{x}, \sigma)$.

Ausgehend von einem normalisierten Oberflächenmodell zeigt Abbildung 29 die Strategie des Ansatzes. Das normalisierte Oberflächenmodell $H_n(\bar{x}, \sigma)$ wird zunächst in drei verschiedenen Maßstabsebenen segmentiert. Die Segmentierung zerlegt jede Maßstabsebene in Regionen, die jeweils ein lokales Maximum enthalten, jedes Segment

entspricht einer Hypothese für eine Baumkrone. Anschließend wird durch eine Untersuchung der Kronenform entschieden, welche Hypothese angenommen wird.

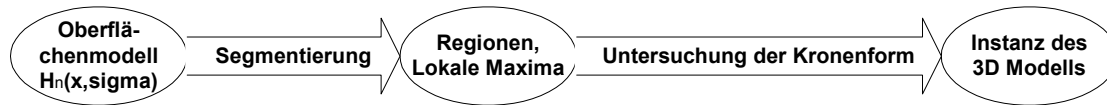


Abbildung 29: Strategie für die Extraktion von Bäumen basierend auf lokalen Maxima in unterschiedlichen Skalen nach (PERSSON ET AL. 2002)

Die Segmentierung basiert auf der Suche lokaler Maxima. Ausgehend von Punkten in 2 m Höhe werden lokale Maxima in Richtung der maximale Steigung gesucht. Diejenigen Pixel, die dabei zum selben Maximum geführt haben, werden zu Segmenten gruppiert.

Die Untersuchung der Kronenform wird durch die Anpassung einer parabolischen Fläche (siehe Abbildung 30) an das Oberflächenmodell durchgeführt. Es werden zwei Fälle, jeweils ausgehend vom groben Maßstab, unterschieden. Entweder in den feineren Maßstäben tritt innerhalb der untersuchten Region ebenfalls nur ein Maximum auf, dann wird die Hypothese als Baumkrone angenommen. Oder innerhalb der Region im groben Maßstab sind mehrere Maxima detektiert worden. Die Ursache dafür ist entweder eine Aufteilung der Baumkrone oder es handelt sich um zwei verschiedene Bäume. Im zweiten Fall wird, durch Anpassung des geometrischen Objektmodells - der parabolischen Fläche - an die jeweiligen Baumkronen eine Entscheidung gefällt. Hierzu wird jeweils verglichen, ob durch die Anpassung des Kronenmodells die Summe der Residuen kleiner wird.

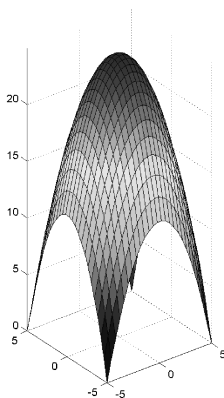


Abbildung 30: Parabolische Fläche $z = ax^2 + by^2 + c$ als geometrisches Modell einer Baumkrone nach (PERSSON ET AL. 2002). Für die Berechnung der Darstellung wurden die Parameter $a = 0.5$, $b = 0.5$ und $c = 0$ verwendet.

Das untersuchte Gebiet umfasst insgesamt 795 Bäume, davon konnten etwa 70% mit dem beschriebenen Verfahren detektiert werden (Vollständigkeit), die Korrektheit wird mit über 99% angegeben. Dabei ist die Vollständigkeit nahezu unabhängig von der Auflösung der Laserscannerdaten, bei der geringsten untersuchten Auflösung von etwa 2 m wurden immer noch 68% der Bäume gefunden.

Die Stärken dieses Ansatzes liegt in der Berücksichtigung verschiedener Maßstabsebenen und der Bewertung der Hypothesen durch den Vergleich mit einer Solloberfläche. Die parabolische Fläche sollte eventuell durch das Pollock-Modell ersetzt werden, da es sich besser an unterschiedliche Baumformen anpassen lässt und rotationssymmetrisch ist. Ein überraschendes Ergebnis der Untersuchungen in (PERSSON ET AL. 2002) ist, dass sich die Auflösung der Laserscannerdaten relativ wenig auf die Anzahl der korrekt detektierten Bäume auswirkt.

Der in (BRANDTBERG & WALTER 1998), (BRANDTBERG & WALTER 1999) dargestellte Ansatz basiert auf der Extraktion von Kanten in der Intensitätskomponente eines Farbinfrarotluftbildes im Maßstab 1:2000. Die Aufnahme erfolgte im August 1995 in Schweden. Der Bereich in der Nähe des Nadirs wurde für die Untersuchungen digitalisiert, die Pixelgröße am Boden beträgt 10 cm. Der Ansatz verwendet mehrere empirisch festgelegte Maßstabsebenen im Linearen Maßstabsraum. Das dem Ansatz zugrundeliegende Modell geht davon aus, dass eine Baumkrone einen kreisförmigen Grundriss besitzt. Die darauf aufbauende Strategie ist in Abbildung 31 dargestellt.

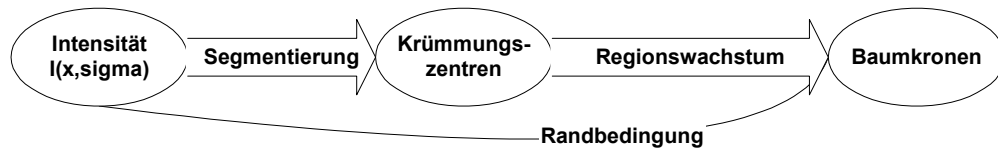


Abbildung 31: Strategie für die Extraktion von einzelnen Bäumen basierend auf Kanten und daraus abgeleiteten Krümmungszentren (BRANDTBERG & WALTER 1998)

Die Krümmungszentren werden wie folgt berechnet. Zunächst werden im Intensitätsbild I die Kanten basierend auf den zweiten partiellen Ableitungen extrahiert, dann wird für jedes Kantenpixel die Krümmung κ_I berechnet:

$$\kappa_I = \frac{I_x^2 I_{yy} + I_y^2 I_{xx} - 2I_x I_y I_{xy}}{(I_x^2 + I_y^2)^{3/2}} \quad (3.1)$$

Die Kantenpixel mit konvexer Krümmung werden zu Kanten gruppiert und für jede Kante wird der Radius eines sich optimal anschmiegenden Kreises berechnet. Den Radius dieses Kreises erhält man durch Mittelbildung aller κ_I entlang einer Kante. Für den Zusammenhang zwischen Radius und Krümmung gilt $r = \kappa_I^{-1}$. Die Krümmungszentren ergeben sich dann durch rechtwinkliges Abtragen der Radien an den Kantenpixeln. Sie liegen im Idealfall im Zentrum der Baumkrone. Die Krümmungszentren der einzelnen Maßstabebenen werden in einem Bild akkumuliert. Die lokalen Maxima dieser Krümmungszentren werden als Kronenmittelpunkte angesehen. Ausgehend von diesen Kronenmittelpunkten werden in einem letzten Schritt mit einem Regionswachstumsverfahren die Baumkronenränder gesucht.

Mit dem beschriebenen Ansatz wurde im Mischwald aus Kiefer, Fichte, Birke und Espe eine Vollständigkeit von etwa 83% und eine Korrektheit von 98% im Vergleich zu einer manuellen Interpretation erreicht. In (BRANDTBERG & WALTER 1998) wird bei der Evaluierung der Ergebnisse unterschieden, wie viele Maxima pro Baumkrone detektiert wurden. Für die hier angegebene Vollständigkeit wurden nur die Baumkronen berücksichtigt, die nicht in mehrere Maxima aufgeteilt waren. Einige weitere Erläuterungen zu dem Ansatz finden sich in (BRANDTBERG 1999A). In (BRANDTBERG 1999B) finden sich Untersuchungen zur texturbasierten Klassifikation einzelner Bäume. Der Ansatz wurde auch an Satellitenbildern und Laserscannerdaten mit guten Ergebnissen getestet (BORGEFORS ET AL. 1999).

Die Stärke des Ansatzes liegt in der durchgehend, mathematisch fundierten Modellierung auf der Basis differentialgeometrischer Eigenschaften der Baumkrone in mehreren Maßstabebenen im Linearen Maßstabsraum. Das Bild der Krümmungszentren stellt eine gute Grundlage für die Extraktion einzelner Bäume dar. Weniger ausgereift erscheint die Segmentierung dieses Bildes mit einem Regionswachstumsverfahren, so wird im Ausblick von (BRANDTBERG & WALTER 1998) als Alternative zum Regionenwachstum vorgeschlagen, das Bild der Krümmungszentren als externes Kraftfeld für eine Snake zu verwenden.

In (ANDERSEN ET AL. 2001) wird die Position einzelner Bäume durch morphologische Operationen bestimmt. Das Verfahren verwendet ein Oberflächenmodell. Die Höhendaten wurden im Juni 1999 mit dem Saab TopEye System aufgenommen. Der Laserscanner war auf einem Hubschrauber montiert. Das Oberflächenmodell wurde erzeugt durch Maximumfilterung der Rohdaten, einer Delaunay Triangulation der gefilterten Punkte und anschließend eine Interpolation in ein rechtwinkliges Raster mit verschiedenen Punktabständen von 0.9 m, 1.2 m und 1.5 m. Es wurden zwei kleinere Testgebiete mit jeweils etwa 150-200 Bäumen im Capital State Forest in Washington, USA aufgenommen. In beiden Fällen handelte es sich dabei um Nadelwaldbestände. Die Dichte des jüngeren Bestandes beträgt 370 Bäume pro Hektar, die Dichte des älteren Bestandes 280 Bäume pro Hektar.

Die Grundidee des Ansatz ist die Detektion der oberen Kuppen der Nadelbäume mit einer Top-Hat Transformation. Als Top-Hat Transformation wird in der morphologischen Bildverarbeitung die folgende Transformation bezeichnet:

$$TH(f(\vec{x})) = f(\vec{x}) - \gamma_{SE}(f(\vec{x})) \quad (3.2)$$

Als strukturierendes Element SE werden Scheiben unterschiedlichen Durchmessers verwendet, dabei werden beim Opening γ_{SE} die Kuppen der Baumkronen zunächst entfernt. Durch die anschließende Subtraktion erhält man ein Bild, in dem die Baumkuppen durch eine Schwellwertbildung extrahiert werden können. Das Rauschen im Ergebnis der Top-Hat Transformation wird durch ein Opening des Binärbildes mit einem geringfügig verkleinerten Strukturierenden Element entfernt. Die Top-Hat Transformation wird mit unterschiedlich großen Scheiben von 0.9 m bis 1.8 m Radius durchgeführt und der Einfluss des Durchmessers auf das Ergebnis wird untersucht.

Als beste Resultate werden für den jungen Bestand eine Vollständigkeit von 83% bei einer Korrektheit von 89% und für den alten Bestand 82% Vollständigkeit bei 84% Korrektheit erreicht. In der Arbeit wird auf den engen Zusammenhang zwischen den beiden Maßen hingewiesen. So sinkt beispielsweise bei einer leichten Änderung der Parameter mit dem Ziel die Korrektheit auf 95% zu steigern die Vollständigkeit auf 60%. Der Scheibendurchmesser des strukturierenden Elementes SE hat einen größeren Einfluss auf die Ergebnisse als die Auflösung der Laserscannerdaten.

Mit diesem recht einfachen Ansatz konnten relativ gute Ergebnisse erreicht werden. Allerdings müssen Baumart und mittlere Kronendurchmesser für die zu prozessierende Region relativ konstant sein. Eine Voraussetzung für die Top-Hat Transformation – die auf viele Nadelbäume zutrifft – sind klar ausgeprägte Kuppen. Eine Schwäche des Ansatzes ist, dass die Ergebnisse der unterschiedlich großen strukturierenden Elemente nicht kombiniert werden. Eine entsprechende Erweiterungsmöglichkeit wäre beispielsweise eine Schätzung der optimalen Maßstabebene im Morphologischen Maßstabsraum (KÖTHE 1996A), (KÖTHE 1996B) mit dem Ziel den Scheibendurchmesser für die Top-Hat Transformation lokal anzupassen.

In (GOUGEON 1995A) ist ein Ansatz beschrieben, der Aufnahmen des kanadischen Zeilenscanners MEIS II (MCCOLL ET AL. 1983) mit einer Auflösung von 0.31 m verwendet. Die Aufnahmen einer Nadelwaldplantage bei Ontario, Kanada wurden im November 1982 erstellt. Ziel des Ansatzes ist die Extraktion der einzelnen Bäume basierend auf den Rändern der Baumkronen. Die Ränder werden als lokale Minima der Bildfunktion durch eine Kombination von Filteroperationen basierend auf der Grauwertmorphologie (SOILLE 1998) hervorgehoben. In einem zweiten Schritt werden die Liniensegmente mit Hilfe einer Anzahl von Regeln auf der Pixelebene vervollständigt. Ziel des Ansatzes ist es, eine geschlossene Umringlinie für jeden einzelnen Baum zu erzeugen und so den Baum eindeutig von seinen Nachbarn abzugrenzen. Im Vergleich zu den Interpretationsergebnissen eines erfahrenen Operateurs wurden mit dem Ansatz 81% der 1288 Bäume detektiert.

Die Ergebnisse des Ansatzes sind vor dem Hintergrund der geringen Auflösung der Daten als gut zu bewerten. Eine Voraussetzung für den Ansatz sind deutliche Schatten zwischen den einzelnen Bäumen, also ein niedriger Sonnenstand bei der Aufnahme. Ein Problem des Ansatzes ist die Vielzahl der Regeln, bei denen nicht immer klar ist inwiefern sie auf andere Situationen übertragbar sind.

Der in (DRALLE & RUDEMO 1996), (DRALLE 1997) beschriebene Ansatz zur Bestimmung von Baumpositionen ist fokussiert auf die Schätzung der Baumkronenanzahl eines homogenen Standes von Norwegischen Fichten. Es werden digitalisierte panchromatische Luftbilder im Maßstab 1:4000 mit einer Bodenpixelgröße von 15 cm verwendet, die im August 1994 etwa 50 km nordwestlich von Kopenhagen, Dänemark aufgenommen wurden.

Die Grundidee des Ansatzes ist die Schätzung der Baumanzahl pro Fläche als Anzahl der Intensitätsmaxima des Bildes in verschiedenen Maßstabsebenen im Linearen Maßstabsraum. Es wird gezeigt, dass die Anzahl der Intensitätsmaxima korreliert ist mit dem σ der Gaußfunktion. Die Intensitätsmaxima werden durch Schwellwertbildung innerhalb der als bekannt angenommen Grenzen eines homogenen Standes extrahiert. Der Schwellwert wird dabei automatisch durch eine Analyse des Histogramms vorgenommen. Die Bestimmung des σ zur Festlegung der optimalen Maßstabebene für den jeweiligen Stand erfolgt durch einen Vergleich einer empirisch ermittelten, sogenannten Externen Funktion für die Anzahl der Bäume pro Flächeneinheit in Abhängigkeit von σ und einer Internen Funktion. Die aus dem Bild abgeleitete Interne Funktion stellt die Anzahl der Helligkeitsmaxima pro Flächeneinheit in Abhängigkeit von σ dar. In Abhängigkeit von der Dichte des Standes beträgt die Abweichung der geschätzten Anzahl Bäume im Mittel etwa 10%. Zur Bestimmung der Baumpositionen wird in (DRALLE 1997) vorgeschlagen, die extrahierten Baumpositionen in Abhängigkeit von deren Position im Bild, der als bekannt angenommenen Baumhöhe und des Sonnenstandes zu korrigieren.

Mit dem Ansatz konnten trotz der sehr einfachen Bildverarbeitungs-komponente gute Ergebnisse erzielt werden. Ein Grund dafür ist, dass die Randbedingungen für den Ansatz bei den Untersuchungen genau definiert wurden. Dies bezieht sich einerseits auf die Baumart - in Fichtenbeständen sind die einzelnen Bäume durch die Schatten zwischen den Bäumen gut voneinander zu trennen - und andererseits durch die Festlegung der Grenzen homogener Bestände. Ein Problem des

Ansatzes ist, dass die Berechnung der optimalen Maßstabsebene nicht auf Bildmerkmalen beruht, sondern von der Annahme ausgeht, dass die empirisch ermittelte Externe Funktion sich auf andere Bestände übertragen lässt.

In (SCHARDT ET AL. 2002) und (ZIEGLER ET AL. 2001) ist der Ansatz des Joanneum Research (Graz, Österreich) dargestellt. Der Ansatz wurde im Rahmen des HIGH-SCAN Projektes (HYYPÄ ET AL. 2001) entwickelt. Im Rahmen dieses Projektes wurde unter anderem ein Testgebiet in der Nähe von Hohentauern in Österreich mit einem TopoSys I Laserscanner aus 800 m über Grund mit etwa 4 – 5 Punkten pro m^2 (first pulse) aufgenommen. Dabei handelt es sich um ein Gebiet in den Alpen in einer Höhe von etwa 1200 – 1700 m, in dem vornehmlich (etwa 94%) Fichten vorkommen.

Der Ansatz basiert auf der Extraktion lokaler Maxima in mehreren Maßstabsebenen im Linearen Maßstabsraum. Diese lokalen Maxima werden in Abbildung 32 als Baumspitzen bezeichnet. In einem zweiten Schritt wird das Wasserscheidenverfahren für die Extraktion der Baumkronen verwendet.

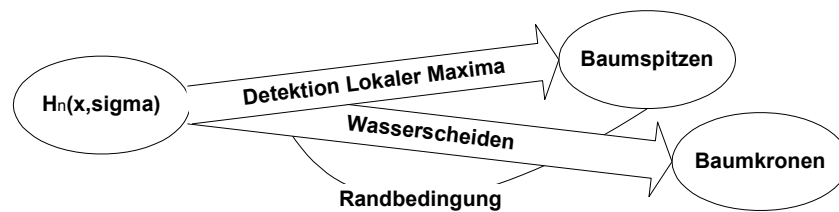


Abbildung 32: Strategie für die Extraktion von einzelnen Bäumen aus Höhendaten nach (HYYPÄ ET AL. 2001)

Die Anwendung des in (LINDEBERG 1994), (LINDEBERG 1998A) dargestellten Verfahrens zur Detektion von hellen Flecken (entsprechend den Maxima, engl. Blobs) wurde erstmals in (PINZ 1999) für die Extraktion lokaler Maxima vorgeschlagen. In (PINZ 1999) finden sich auch erste experimentelle Ergebnisse. Die grundlegende Idee des Verfahrens ist, den Zusammenhang zwischen der Wellenlänge des Signals und der Amplitude der normalisierten Ableitungen im Linearen Maßstabsraum zu verwenden (siehe auch Gleichung (2.10)). Die lokalen Maxima heller Flecken - im Sinne von (LINDEBERG 1994) - entsprechen dabei den Baumspitzen. Der Maßstabsparameter der lokal optimalen Maßstabsebene an der Stelle der jeweiligen Baumspitze wird genutzt, um die Fusion mehrerer lokaler Maxima zu einer Baumspitze zu steuern (SCHARDT ET AL. 2002).

Die sich dabei ergebenden Regionen werden im nächsten Schritt als Markierungsfunktion für die Wasserscheiden-transformation verwendet. Als Markierungsfunktion wird in (SOILLE 1998) ein Bild bezeichnet, in dem definierte Minima eines zu untersuchenden Bildes markiert sind. Die Wasserscheidentransformation wird auf das invertierte Oberflächenmodell im feinsten Maßstab unter Verwendung der Baumspitzen als Markierungsfunktion angewandt. Das Ergebnis dieser markergesteuerten Wasserscheidentransformation sind Regionen, die als Baumkronen angesehen werden.

Mit dem Verfahren wurden in einem Ausschnitt des Testgebietes 98 von 197 Bäumen korrekt segmentiert. Der Vergleich erfolgte mit Bäumen, die terrestrisch erfasst wurden. In 64 Fällen wurden mehrere kleine Bäume zu einem Segment zusammengefasst, weil in den Laserscannerdaten lediglich ein lokales Maximum existierte. Gründe dafür sind die zu geringe Auflösung oder Verdeckungen kleinerer Bäume durch die größeren und höheren Bäume. In 9 Fällen passte die Annahme, dass ein Baum nur einem lokalen Maximum entspricht, nicht zu den gemessenen Daten. Der Rest der Bäume wurde nicht detektiert. Fasst man die 64 verschmolzenen Bäume und die 98 als korrekt bezeichneten Bäume zusammen, ergibt sich eine Vollständigkeit von 83% bei einer Korrektheit von 100%.

Die Stärken des Ansatzes sind die Berücksichtigung mehrerer Maßstabsebenen für die Extraktion der lokalen Maxima und deren Nutzung als Markierungsfunktion. Dadurch wird eine Übersegmentierung des nur leicht geglätteten Oberflächenmodells mit dem Wasserscheidenverfahren vermieden. Die Ergebnisse des Ansatzes sind als sehr gut zu bewerten. Dies gilt gerade vor dem Hintergrund, dass für die Evaluierung terrestrisch erfasste Referenzdaten herangezogen werden. Leider wurde kein Vergleich mit Referenzdaten herangezogen, die ein menschlicher Operateur auf der Basis der Laserscannerdaten durchgeführt hat. Es ist jedoch zu vermuten, dass ein großer Teil der Fehldetektionen eher zu Lasten der zu geringen Auflösung der Laserscannerdaten geht als zu Lasten der Bildverarbeitung.

3.4 Zusammenfassung

Im Mittel wird mit den automatischen Verfahren, die hier betrachtet wurden, eine Vollständigkeit von etwa 80% bei einer Korrektheit der Ergebnisse besser 90% erreicht. Für Waldinventuren kann das ausreichen, da in der Regel die meisten der großen Bäume, die auch den Großteil des Holzvorrats ausmachen, erfasst werden (SCHARDT ET AL. 2002). In nahezu allen Fällen wird für die Extraktion der Bäume von lokalen Maxima der Intensität bei optischen Bildern oder der Höhe bei Oberflächenmodellen ausgegangen. Die Verfahren besitzen in der Regel keine Komponente zur Klassifikation, also zur Unterscheidung in verschiedene Baumarten. Der Grund dafür ist, dass bei allen untersuchten Verfahren davon ausgegangen wird, dass es sich bei der untersuchten Szene um einen eher homogenen Bestand im Wald handelt. In der Regel wird die Klassifikation der Baumart getrennt von der Extraktion der Baumkrone behandelt (BISCHOF & PINZ 1989) und (BRANDTBERG 1999B).

3.4.1 Stärken und Schwächen ausgewählter Ansätze

Eine Gemeinsamkeit der neueren Arbeiten ist die Verwendung eines Oberflächenmodells zur Extraktion der Baumkronen, vgl. Tabelle 3. Dies kann als Hinweis darauf gedeutet werden, dass die 3D Geometrie der Baumkrone für die Extraktion ein primäres Erkennungsmerkmal darstellt. Auch in den Fällen, in denen optische Bilder für die Extraktion verwendet werden, spielt die Geometrie der Baumkrone eine herausragende Rolle bei der Extraktion. Radiometrische Eigenschaften werden hingegen kaum genutzt. Auf die herausragende Bedeutung der Geometrie bei der Verwendung von hochaufgelösten Daten wird auch in (GOUGEON 1995B) und (WROBEL & KRAUTH 1996) hingewiesen.

Name (Erstautor)	Jahr (Erste Publikation)	Daten ¹ H/B	Auflösung [m]	Strategie D/M	Merkmal	Szeneninhalt	Pollock-Modell	Verwendung unterschiedlicher Maßstäbe	Vollständigkeit [%]	Korrektheit	Art der Referenzdaten ² M/T
Pollock	1994	B	0.4	M	Synthetische Muster	Mischwald	X	-	61	85	M
Gougeon	1995	B	0.3	D	Kanten	Nadelwald	-	-	81	100	M
Larsen	1997	B	0.15	H	Synthetische Muster	Nadelwald	X	-	98	100	M
Brandtberg	1998	B	0.1	D	Lokale Maxima akkumulierter Krümmungen	Mischwald	-	X	83	98	M
Quackenbusch	2000	B	1	D	Muster aus Bild	Nadelwald	X	-	83	80	M
Andersen	2001	H	1	D	Baumspitzen	Nadelwald	-	X	83	89	M
Schardt	2001	H	1	D	Lokale Maxima	Nadelwald	-	X	83 50	100 100	M ³ T
Andersen	2002	H	1	M	Synthetisches 3D Modell	Nadelwald	X	-	65	71	M ⁴
Persson	2002	H	1	D	Lokale Maxima	Nadelwald	X ⁵	X	71	100	T

¹ H: Höhendaten, B: Bilddaten

² M: Aus der Basis einer manuell durchgeführten Luftbildinterpretation, T: Terrestrische Erfassung der Referenzdaten

³ siehe entsprechende Bemerkung in Abschnitt 3.3

⁴ aus Luftbildern

⁵ Prinzipiell ähnliche Modellierung der Geometrie

Tabelle 3: Zusammenstellung der wichtigsten in diesem Kapitel dargestellten Ansätze zur Extraktion von Bäumen aus Bildern und Oberflächenmodellen

Das in vielen Arbeiten verwendete Pollock-Modell (vgl. Tabelle 3) wurde für die Extraktion von Bäumen aus optischen Bildern entwickelt (POLLOCK 1994). In (LARSEN & RUDEMO 1997A) wird darauf hingewiesen, dass der geometrische Teil des Pollock-Modells für die Detektion eine größere Bedeutung hat, als der radiometrische Teil.

Dem in (BRANDTBERG & WALTER 1998) beschriebenen Ansatz liegt zwar kein explizites geometrisches Modell im Sinne des Pollock-Modells zugrunde, implizit wird jedoch auch in diesem Ansatz von ähnlichen Voraussetzungen ausgegangen. Man nimmt an, dass einem Baum ein einzelnes Helligkeitsmaximum in den Daten zugeordnet werden kann, und dass eine Baumkrone rotationssymmetrisch in Relation zum Stamm ist. Prinzipiell gilt dieses Modell sowohl für ein Oberflächenmodell als auch für Luftbilder, im Falle von Luftbildern allerdings eher für Nadelbäume als für Laubbäume. Diese Ähnlichkeit des Aussehens in der Intensität und der Höhe ist auch der Grund dafür, dass der in (BRANDTBERG & WALTER 1998) dargestellte Ansatz auch für Oberflächenmodelle mit guten Ergebnissen genutzt werden kann (BORGEFORS ET AL. 1999).

Die in (PERSSON ET AL. 2002) zur Modellierung der Baumkronenform vorgeschlagene Funktion besitzt keine Vorteile gegenüber dem Pollock-Modell. Nachteilig ist allerdings, dass die Parameter der parabolischen Fläche, im Gegensatz zum Pollock-Modell, nicht direkt als Kenngrößen für die Baumkrone verwendet werden können. Insofern sollte bei einem Ansatz, der die Oberflächenform als Merkmal nutzt, das Pollock-Modell verwendet werden, siehe auch (ANDERSEN ET AL. 2002).

Ein wesentliches Problem bei der Extraktion von Bäumen aus Bildern besteht generell darin, dass der Durchmesser der einzelnen Baumkrone in der Regel nicht bekannt ist, jedoch für die Extraktion benötigt wird. Die Größe von Bäumen ist nicht konstant. Sie ändert sich in Abhängigkeit von Alter, Pflegezustand und Standortbedingungen. Auch diese Einflussfaktoren kennt man in aller Regel nicht, oder sie können nur schwer oder gar nicht explizit modelliert und für die Objektextraktion nutzbar gemacht werden.

Zur Lösung dieses Problems verwenden drei der beschriebenen merkmalsbasierten Ansätze unterschiedliche Maßstabebenen. In (BRANDTBERG & WALTER 1998) erfolgt die Extraktion der Baumkronen auf der Basis der über mehrere Maßstabebenen akkumulierten Krümmungszentren der Kanten. Eine Voraussetzung dafür ist, dass die Bäume in mehreren Maßstabebenen bedeutsame Objekte in den Daten darstellen. Dies ist eine grundlegende Idee bei der Verwendung mehrerer Skalen für die Extraktion von Objekten, siehe (MARR 1982), (LINDEBERG 1998A). In (SCHARDT ET AL. 2002) wird vorgeschlagen, die optimale Maßstabebene vor der Segmentierung zu ermitteln. Alternativ dazu kann die Segmentierung in mehreren Maßstabebenen erfolgen, dies wird in (PERSSON ET AL. 2002) vorgeschlagen. Die optimale Maßstabebene ergibt sich dann indirekt nach der Segmentierung. Der Vorteil der zweiten Strategie ist, dass bei der Bewertung der Segmente auch Merkmale herangezogen werden können, die nicht für die Segmentierung genutzt wurden.

Die Grundidee bei der Segmentierung in (SCHARDT ET AL. 2002) und (PERSSON ET AL. 2002) basiert auf der Simulation einer Überflutung, hierzu kann die Wasserscheidentransformation eingesetzt werden (siehe auch Abschnitt 2.3). Dieses Verfahren ist für die Extraktion von einzelnen Bäumen im Wald sehr gut geeignet, wenn es in der richtigen Maßstabebene angewendet wird. Das in (PERSSON ET AL. 2002) vorgeschlagene Verfahren, dass von den lokalen Maxima ausgeht, liefert grundsätzlich ähnliche Ergebnisse wie die Wasserscheidentransformation. In beiden Fällen müssen die Segmente noch einer anschließenden Bewertung unterzogen werden.

Die dargestellten modellgetriebenen Ansätze besitzen konzeptionelle Vorteile, wenn über den Inhalt der untersuchten Szene Information bezüglich der Baumart und Bestandesdichte vorhanden ist. In diesen Fällen können mit relativ einfachen Ansätzen gute Ergebnisse erzielt werden (QUACKENBUSH ET AL. 2000), (LARSEN & RUDEMO 1997A). Je geringer die Vorinformation über den Szeneninhalte ist, desto aufwändiger wird die Vor- und Nachbearbeitung, dies wird vor allem in (POLLOCK 1996) deutlich dargestellt. In (ANDERSEN ET AL. 2002) werden einzelne Bäume aus einer 3D Punktwolke extrahiert, es handelt sich um den einzigen Ansatz, der das Potenzial von Laserscannerdaten wirklich voll ausnutzt. Vor diesem Hintergrund besitzt der Ansatz großes Potenzial, da auch verdeckte, kleinere Bäume detektiert werden können. Es ist allerdings zu vermuten, dass bei diesem Ansatz Vorinformation bezüglich der Anzahl, Form und Verteilung der Bäume notwendig sein werden, um eine kombinatorische Explosion bei der Untersuchung größerer Gebiete zu vermeiden.

3.4.2 **Schlußfolgerungen für diese Arbeit**

Der geometrische Teil des Pollock-Modells hat sich als geeignete Beschreibung der Oberfläche einer Baumkrone herausgestellt. Neben den theoretischen Überlegungen zeigt sich das auch daran, dass es in mehreren Ansätzen verwendet wird bzw. problemlos verwendet werden könnte (PERSSON ET AL. 2002). In dieser Arbeit wird es unter anderem genutzt, um die differentialgeometrischen Eigenschaften einer idealisierten Baumkrone innerhalb einer Gruppe von Baumkronen zu untersuchen (siehe Abschnitt 4.1.2.2).

Ein weiterer wichtiger Aspekt, der bei der Extraktion von Baumkronen außerhalb von Waldgebieten stärker in den Vordergrund tritt, ist die Berücksichtigung des Maßstabsverhaltens für die Extraktion (siehe auch Abschnitt 4.1.3). In Waldgebieten ist dies deswegen von etwas untergeordneter Bedeutung, weil die kleineren Bäumen häufig von den größeren verdeckt werden, und insofern in Luftbildern und Laserscannerdaten kaum zu erkennen sind. In Siedlungsgebieten kommt dies weniger stark zum Tragen, da dort diese Art von Überdeckungen nicht die Regel ist. Entsprechende Überlegungen zur Extraktion von Bäumen in Siedlungsgebieten und in der offenen Landschaft werden in dieser Arbeit in Abschnitt 4.1.4 behandelt.

In (POLLOCK 1996) und auch bei (PERSSON ET AL. 2002) tritt das Problem auf, dass sich Hypothesen für Bäume räumlich überlappen und eine Entscheidung bezüglich Auswahl oder Fusion der Hypothesen erfolgen muss. In dieser Arbeit wird zur Lösung dieses Problems basierend auf (WINTER 1996) ein stärker formalisierter Vorschlag gemacht (siehe Abschnitt 4.2).

Die Anwendung von Snakes für die Extraktion der Baumkronenbegrenzung ist bislang noch nicht untersucht worden. In (BRANDTBERG & WALTER 1998) und in (BACHER & MAYER 2000) finden sich entsprechende Vorschläge im Ausblick, allerdings ist dies bis zum derzeitigen Zeitpunkt nicht realisiert worden. In dieser Arbeit wird eine entsprechende Untersuchung der Anwendbarkeit von Snakes für die Extraktion der Baumkronenbegrenzung durchgeführt.

„Baum, Holzgewächs mit ausgeprägtem Stamm und bevorzugtem Längenwachstum an den Spitzen des Sproßsystems. Nach der Wuchsform unterscheidet man Kronen- oder Wipfelbäume mit mehr oder weniger hohem, unterwärts meist astlos werdendem Stamm, der oberwärts die aus mehrfach verzweigten, Ästen gebildete Krone trägt. Schopf- oder Rosettenbäume haben einen meist unverzweigten Stamm, der an der Spitze einen dichtgedrängten Schopf an Blättern trägt. Nach der Dauer der Beblätterung unterscheidet man laubabwerfende Bäume (Arten, die sämtliche Blätter oder Nadeln zur Vegetationsperiode neu bilden und sie an deren Ende abwerfen) und immergrüne Bäume (Arten, deren jährlich neu gebildete Blätter –häufig Lederblätter oder Nadeln- mehrere Vegetationsperioden überdauern, so daß es bei Abfall nie zu völliger Kahlstellung des B. kommt). Im Verlauf der Erdgeschichte traten Bäume erstmals in den „Steinkohlenwäldern“ des Karbons auf. Als höchstes Lebensalter aus der gegenwärtigen Pflanzenwelt sind für Grannenkiefern (*Pinus aristata*) in der Sierra Nevada Kaliforniens etwa 4600 Jahre nachgewiesen. Hinsichtl. der wirtschaftlichen Bed. der Bäume überwiegt die Holzherzeugung. Daneben erfolgt die Nutzung von Früchten und Samen sowie die Gewinnung von Harzen, Kautschuk, Gerb-, Farb- und Bitterstoffen.“
aus (OHLIG 1995)

4 Modell und Strategie

Bereits im Kapitel 2 wurden die Metaebenen Modell und Strategie für die Objektextraktion eingeführt. Im folgenden Abschnitt wird ein Modell für die automatische Extraktion von Bäumen aus digitalen Bilddaten entwickelt. Es ist aufgeteilt in die Komponenten Funktion, 3D Geometrie und Material, Maßstab und Aggregation sowie Kontext. Basierend auf diesem Modell wird im zweiten Abschnitt des Kapitels eine Strategie zur Extraktion der einzelnen Baumkronen entwickelt.

In Abbildung 33 ist eine kleine Gruppe von drei Bäumen dargestellt, links ein Ausschnitt aus einem Farbinfrarotbild mit einer Auflösung von 0.1 m und rechts der entsprechende Ausschnitt des Oberflächenmodells. Das Oberflächenmodell hat eine Auflösung von 0.2 m. Dieses Beispiel *DREI-BÄUME* wird in diesem und im nächsten Kapitel zur Verdeutlichung herangezogen. Es handelt sich dabei um einen Ausschnitt des Datensatzes Grangemouth, der in Abschnitt 5.3.1 genauer beschrieben ist.



Abbildung 33: Abbildung von drei Bäumen in einem hochauflösenden Farbinfrarotbild (dargestellt ist die Intensitätskomponente) mit einer Auflösung von 0.1 m und im entsprechenden Ausschnitt aus dem Oberflächenmodell. Auf diesen Ausschnitt wird im Text mit dem Namen *DREI-BÄUME* Bezug genommen.

4.1 Modell

Ein Problem bei der Entwicklung eines Modells für die Extraktion von Bäumen ist deren große Vielfalt einerseits und die geringen Regelmäßigkeiten in Form, Struktur, Textur und Farbe andererseits. Trotzdem sind die Komponenten *3D Geometrie & Material* sowie *Maßstab & Aggregation* von großer Bedeutung für die Extraktion. Die Teile *Funktion* und *Kontext* sind vor allem bedeutsam, wenn die Kenntnis der Bäume für die Extraktion anderer Objekte hilfreich oder wichtig ist, oder umgekehrt, die Kenntnis anderer Objekte für die Extraktion von Bäumen.

4.1.1 Funktion

Funktionen, wie die allgemeine Verbesserung der Lebensqualität durch die Existenz von Bäumen in urbanen Räumen oder die Blickführung durch Bäume im Straßenverkehr, haben Einfluss auf Relationen von Bäumen zu anderen Objekten in der offenen Landschaft und in Siedlungsgebieten. Beispiele für solche Relationen werden im Abschnitt 4.1.4 unter der Überschrift Kontext behandelt.

In Siedlungsgebieten stellen Bäume für verschiedenste Anwendungen relevante Objekte dar. Sie helfen bei der Orientierung und dem Wiedererkennen einer Stadtszene oder sind Wirtschaftsfaktor bei der Festlegung von Immobilienpreisen, da die Nähe von Bäumen oder Parks die Wohnqualität und somit den Preis einer Immobilie erhöhen kann. Diese

funktionalen Aspekte von Bäumen liefern zwar eine Motivation für die Extraktion, sind jedoch für die Modellierung kaum verwendbar.

Aus der (forst)wirtschaftlichen Funktion von Bäumen ergeben sich die relevanten Parameter für die Beschreibung eines Baumes. Dies sind der Brusthöhendurchmesser und die Länge des Stammes. Diese Größen, die im Luftbild nicht direkt zu erkennen sind, werden über Regressionsanalysen indirekt abgeleitet (KÄTSCH 1991), (HILDEBRANDT ET AL. 1992), (HYYPÄ ET AL. 2000), (ZIEGLER ET AL. 2001). Als Eingangsgrößen können neben der Baumart die, aus der Luft sichtbaren, geometrischen Merkmale der Baumkrone genutzt werden, wie zum Beispiel der Kronenradius und deren vertikale Krümmung bzw. Konvexität¹⁶. Diese beiden Größen lassen sich aus dem geometrischen Teil des Pollock-Modells ableiten. Der maximale Radius der Krone ist die horizontale Halbachse b , aus dem Parameter n kann auf die Konvexität der Kronenmantelfläche geschlossen werden.

4.1.2 3D Geometrie & Material

In diesem Abschnitt werden die geometrischen und radiometrischen Eigenschaften einer Baumkrone beschrieben. Dabei wird von Aufnahmen ausgegangen, die zur Vegetationsperiode aufgenommen wurden. Die Höhe eines Baumes ist für viele Anwendungen und auch für die Extraktion von Bäumen von großer Bedeutung. Es ist jedoch problematisch die Baumhöhe als Kriterium bei der Extraktion zu verwenden, wenn kein unabhängig gemessenes Geländemodell¹⁷ vorliegt. Deshalb wird hier bewußt darauf verzichtet, die Baumhöhe als Kriterium für die Extraktion zu definieren. Es werden lediglich Merkmale verwendet, die aus der Luft mit Verfahren der Fernerkundung messbar sind.

4.1.2.1 Form, Grob- und Feinstruktur

Man kann die Geometrie einer Baumkrone in Form, Grob- und Feinstruktur aufteilen. In forstlichen Interpretationsschlüsseln wird auch von Gestaltmerkmalen gesprochen. Die Form ist eines der wichtigsten Merkmale für die Baumarten-erkennung (HILDEBRANDT ET AL. 1992).

Im Allgemeinen ist die Geometrie von Baumkronen für eine verbale Beschreibung zu komplex. Deswegen machen forstliche Interpretationsschlüssel häufig Gebrauch von Beispielbildern und Skizzen (SCHNEIDER 1974), (VEREIN DEUTSCHER INGENIEURE 1990), (HILDEBRANDT 1996). Eine Ausnahme ist beispielsweise (FOURNIER ET AL. 1995), der lediglich einige Skizzen zur Charakterisierung verwendet und ansonsten verschiedene Baumarten ohne Beispielbilder verbal beschreibt.

Unter Grobstruktur versteht man die im Luftbild sichtbaren, durch die Primär-Äste verursachten Strukturelemente eines Einzelbaumes. Die Feinstruktur beschreibt Details innerhalb dieser Grobstruktur, zum Beispiel die Ausformung ihrer Ränder sowie die Größe und die Anordnung von Lücken innerhalb der Strukturelemente (HILDEBRANDT ET AL. 1992). In optischen Bildern äußert sich die Grob- und Feinstruktur vor allem durch typische Texturen, die sich in Richtung und Frequenz unterscheiden. Nadelbäume besitzen eine typische sternförmige, rotationssymmetrische Struktur. Im Gegensatz dazu haben die Kronen vieler Laubbäume eine „blumenkohlartige“ Textur. In (STRAUB 2002) wurde die Eignung von Gabor-Filtern zur Differenzierung von Bäumen untersucht. Es zeigte sich, dass mit dem verwendeten Texturextraktionsverfahren nach (MAN RO ET AL. 2001) zwar Bäume von anderen Objekten unterschieden werden können, nicht aber Laubbäume von Nadelbäumen.

Die Form der Baumkrone „erfasst die äußeren Konturen der Baumkrone sowohl im Umriss (Kronenaufsicht), als auch im Aufriss (Seitenansicht)“ (HILDEBRANDT ET AL. 1992). Bei freistehenden Bäumen, niedrigem Sonnenstand und ebenem Gelände kann die Form im Aufriss anhand der Schatten gut ausgemacht werden. Die im Detail sehr komplexe Form einer Baumkrone kann unter bestimmten Umständen durch eine Flächenfunktion näherungsweise beschrieben werden, dafür hat sich der geometrische Teil des Pollock-Modells (vgl. Abschnitt 2.1.1) in vielen Arbeiten bewährt. Die Verwendung des Pollock-Modells als geometrisches Modell einer Baumkrone impliziert jedoch Vereinfachungen der Baumkrone, die vor dem Hintergrund der jeweiligen Anwendung akzeptabel sein sollten.

¹⁶ Im mathematischen Sinne ist eine Funktion *konvex nach oben*, wenn sie *rechtsgekrümmt* ist wie eine nach unten offene Parabel. Auch das Pollock-Modell ist im Reellen eine nach oben konvexe Funktion.

¹⁷ Mit Geländemodell ist ein flächenhaftes Modell des Geländes ohne 3D Objekte wie Gebäude und Bäume gemeint.

Die erste Vereinfachung besteht darin, dass alle horizontalen Schnitte durch die Baumkrone Kreise¹⁸ mit demselben Mittelpunkt sind. Die zweite Vereinfachung besteht darin, dass eine Baumkrone nur einem einzigen Maximum zugeordnet wird, da die verwendete Funktion nur ein Maximum im Reellen besitzt. Grob- und Feinstruktur werden praktisch als Rauschen angesehen, das der Form überlagert ist, nicht als Bestandteil der Form. Die geometrischen Eigenschaften der in diesem Sinne vereinfachten Baumkrone können nicht nur für die Repräsentation in Form der Oberfläche einer Baumkrone, sondern auch für die Extraktion genutzt werden. Nach einer Segmentierung des Oberflächenmodells können bestimmte Merkmale der Segmente, die sich direkt aus dem Pollock-Modell ableiten lassen, für die Detektion von Baumkronen verwendet werden. Dies gilt vor allem für die Merkmale **Kreisförmigkeit** und die **Konvexität**, die im Folgenden mit ihren Zugehörigkeitsfunktionen dargestellt werden. Die **Größe** eines Segmentes liefert ebenfalls einen Hinweis darauf, ob es sich bei einem bestimmten Segment um eine Baumkrone handeln könnte.

Der Wertebereich für den Durchmesser der Baumkrone und die Baumhöhe ist in der Natur eingeschränkt (siehe auch Tabelle 1, Seite 12). Die **Größe** eines Segments a_1 ist demnach ein wichtiger Hinweis darauf, ob es sich bei dem entsprechenden Segment um eine Baumkrone handeln kann oder nicht. Zur Bestimmung der Stützpunkte der Zugehörigkeitsfunktion für die Größe werden die in (GONG ET AL. 2002) angegebenen Radien r herangezogen.

Der Grundriss des Pollock-Modells in der Bildebene ist ein Kreis mit dem Flächeninhalt $F_{KREIS} = r^2 \pi$. Damit ergeben sich die Flächengrößen aus den in Tabelle 1 angegebenen Radien wie in Tabelle 4 dargestellt. Der Grad der Zugehörigkeit wird aufgrund der Segmentflächen festgelegt, da im Gegensatz zur Fläche der Radius in den – in aller Regel nicht genau kreisförmigen – zu bewertenden Segmenten nicht eindeutig zu bestimmen ist.

Die Bezeichnungen „minimal“, „typisch“ und „maximal“ in Tabelle 4 wurden ebenfalls entsprechend Tabelle 1 gewählt. Die typischen Werte legen den Bereich fest, in dem von einem Baum ausgegangen werden kann. Die Transformation der minimalen, typischen und maximalen Werte wird mit Hilfe von Fuzzy-Zugehörigkeitsfunktionen durchgeführt. Die Zugehörigkeit $m(a_1)$ ist an diesen Stellen der Zugehörigkeitsfunktion (Abbildung 34) mit dem Wert **1** maximal. Die maximalen bzw. minimalen Werte sind weniger sichere Indikatoren dafür, dass es sich bei dem untersuchten Segment um einen Baum handelt, demzufolge sind deren Zugehörigkeitswerte etwas kleiner. Grundsätzlich möglich sind auch sehr kleine Bäume, deshalb wird eine Segmentfläche von Null als untere Grenze mit der Bewertung **0** festgelegt. Die obere Grenze von 3850 m² entspricht einem Radius der Baumkrone von 35 m, also einem extrem großen Baum. Für diese obere Grenze könnte beispielsweise der größte bekannte Radius einer Baumkrone angesetzt werden.

Bezeichnung	a_1	$m(a_1)$
Untere Grenze	0.0	0.0
Minimal	20	0.75
Typisch	80-150	1.0
Maximal	700	0.75
Obere Grenze	3850	0.0

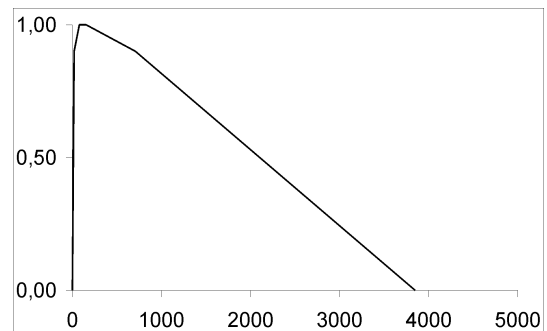


Tabelle 4: Minimale, maximale und typische Flächengrößen für eine Baumkrone in [m²]

Abbildung 34: Zugehörigkeitsfunktion für die Größe einer Baumkrone. Ordinate: Größe des betrachteten Segments in [m²]. Abszisse: Zugehörigkeitswert

Die **Kreisförmigkeit** a_2 eines Segmentes wird hier definiert als Quotient aus der Fläche F des Segmentes und dem Quadrat des maximalen Radius $\max(r)$ multipliziert mit π . Der maximale Radius ist der größte Abstand zwischen dem Schwerpunkt des Segmentes und dem Rand des Segmentes.

$$a_2 = \frac{F}{\max(r)^2 * \pi}, a_2 \leq 1 \quad (4.1)$$

¹⁸ Die Schätzung des Kronenradius mithilfe eines Kreises ist eine traditionelle Vorgehensweise. Im vor-digitalen Zeitalter wurde die Messung unter Zuhilfenahme einer durchsichtigen Folie durchgeführt, auf die Kreise unterschiedlichen Durchmessers gezeichnet waren, vgl. (SCHNEIDER 1974).

Mit Gleichung (4.1) ergibt sich **1** für einen Kreis, und etwa **0.6** für ein Quadrat. Für dieses Merkmal wird davon ausgegangen, dass im Idealfall der Grundriss einer Baumkrone einem Kreis entspricht. Die Werte für die Paare aus Attributwert a_2 und Zugehörigkeit $m(a_2)$ wurden empirisch festgelegt. Als Anhaltspunkte sind bei Bezeichnung in Tabelle 5 die Begriffe Kreis und Quadrat bei den entsprechenden Werten eingetragen. Die Zugehörigkeitsfunktion für die Kreisförmigkeit ist in Abbildung 35 dargestellt.

Bezeichnung	a_2	$m(a_2)$
	0,0	0,0
Quadrat	0.6	0.2
	0.8	0.8
Kreis	1.0	1.0

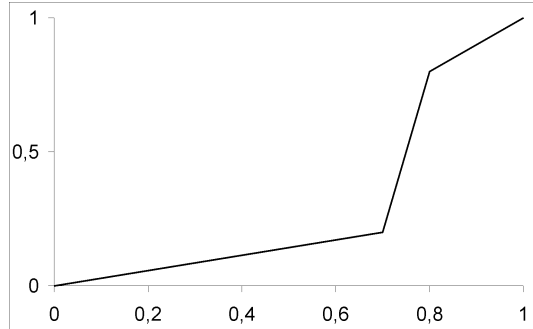


Tabelle 5: Stützpunkte der Zugehörigkeitsfunktion für die Kreisförmigkeit einer Baumkrone.

Abbildung 35: Zugehörigkeitsfunktion für die Kreisförmigkeit einer Baumkrone. Ordinate: Wert für die Kreisförmigkeit. Abszisse: Zugehörigkeitswert.

4.1.2.2 Differentialgeometrische Eigenschaften

Der Ausgangspunkt für die mathematische Darstellung eines Baumes ist eine Idealisierung der Oberfläche einer Baumkrone nach dem Pollock-Modell. Die Funktion $h(\vec{x}, a, b, n)$ ist die nach z aufgelöste Form des geometrischen Teils des Pollock-Modells, vgl. Gleichung (2.2). Die positiven, reellen Lösungen der Funktion $h(\vec{x}, a, b, n)$ formen die idealisierte Oberfläche einer Baumkrone (vgl. Abbildung 4 und Abbildung 5, Seite 12):

$$h(\vec{x}, a, b, n) = \left| a \left(1 - \frac{(x^2 + y^2)^{\frac{n}{2}}}{b^n} \right)^{\frac{1}{n}} \right|, \vec{x} = \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}. \quad (4.2)$$

Die Funktion $h(\vec{x}, a, b, n)$ hat genau ein Maximum im Reellen. Daraus ergibt sich, dass jedes lokale Maximum im gemessenen Oberflächenmodell $H(\vec{x})$ einem Baum entsprechen kann. In der Realität kann eine einzelne Baumkrone – vor allem bei Laubbäumen – auch aus mehreren kleineren Teilkronen bestehen, wobei jede ein eigenes Maximum in den Höhendaten verursachen kann. Für die folgende differentialgeometrische Argumentation, wird dies zunächst vernachlässigt. Es wird allein die durch das Pollock-Modell erfasste Form der Baumkrone betrachtet.

Da ein frei stehender Baum in der realen Welt eher die Ausnahme darstellt, ist es sinnvoll, das Oberflächenmodell für eine Gruppe von Bäumen zu betrachten. Die konvexen Stellen des Oberflächenmodells einer solchen Baumgruppe entsprechen den Baumkronen. Verursacht durch die Form der Baumkrone und den Abstand zwischen zwei Bäumen ergeben sich Täler zwischen den Baumkronen. In Abbildung 36 ist links das Oberflächenmodell $H(\vec{x})$ einer Gruppe von vier gleich großen Pollock-Bäumen dargestellt, es handelt sich dabei um die vier Pollock-Bäume mit den Nummern 12, 13, 14 und 15 aus dem Testbild POLLOCK-BÄUME (vgl. Abbildung 8 und Abbildung 9, Seite 15). Rechts daneben sind die Höhen (dunkelgraue Linie), der Betrag des Gradienten (schwarz) und die Summe der zweiten partiellen Ableitungen des Oberflächenmodells (schwarz) entlang der weißen Linie der linken Abbildung aufgetragen.

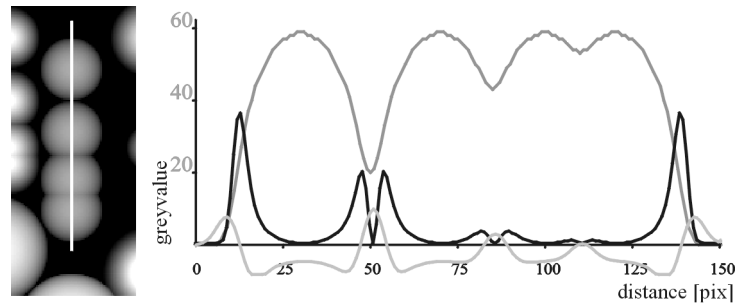


Abbildung 36: Oberflächenmodell von vier Baumkronen nach dem Pollock-Modell. In dunkelgrau dargestellt sind die Höhen entlang der weißen Linie, der Betrag des Gradienten in schwarz und die Summe der zweiten partiellen Ableitungen hellgrau. Abbildung aus (STRAUB 2003)

Notwendige Bedingung für ein lokales Extremum einer Funktion ist, dass alle ersten partiellen Ableitungen dort Null sind, formal kann dies über den Gradienten ausgedrückt werden. Bei konstanten Parametern a , b und n ergibt sich der Nullvektor für den Gradienten des Oberflächenmodells $H(\vec{x})$,

$$\text{grad}(H(\vec{x})) = (H_x, H_y) = \nabla H(\vec{x}) = \vec{0}. \quad (4.3)$$

Für die weitere Analyse wird hier zunächst der Betrag des Gradienten $|\nabla H(\vec{x})|$ betrachtet, da er unabhängig ist von der Orientierung des Koordinatensystems. Der Betrag des Gradienten ist in Abbildung 36 als schwarze Linie dargestellt. Die lokalen Maxima von $|\nabla H(\vec{x})|$ an den Stellen der nach dem Betrage größten Steigungen in $H(\vec{x})$ werden als Baumkronenbegrenzung angesehen. In Abbildung 36 ist auch zu erkennen, dass $|\nabla H(\vec{x})|$ mit der Verringerung des Abstandes zwischen den Bäumen kleiner wird. Zwischen den beiden Pollock-Bäumen ganz links (etwa bei 50 Pixel an der Ordinate) sind die Maxima von $|\nabla H(\vec{x})|$ sehr deutlich ausgeprägt, rechts bei 110 Pixel ist $|\nabla H(\vec{x})|$ sehr klein. Die Minima von $|\nabla H(\vec{x})|$ treten an den jeweils höchsten Punkten der Baumkronen auf, dort sind beide partiellen Ableitungen Null.

Eine Baumkrone ist eine konvexe Stelle des Oberflächenmodells. Diese Stellen im Oberflächenmodell findet man auch durch die Untersuchung der zweiten partiellen Ableitungen. Die Summe der zweiten partiellen Ableitungen $\Delta H(\vec{x})$ ist in Abbildung 36 als hellgraue Linie dargestellt, sie ist negativ da die Oberfläche der Baumkrone in beiden Achsrichtungen konvex ist:

$$H_{xx} < 0 \wedge H_{yy} < 0 \Rightarrow \Delta H(\vec{x}) < 0 \quad (4.4)$$

Zwischen zwei Baumkronen ist das Oberflächenmodell entlang der weißen Linie in Abbildung 36 konkav, die partielle Ableitung in Richtung dieser Linie H_{yy} ist dort positiv. Rechtwinklig dazu ist der Funktionsverlauf konvex, die zweite partielle Ableitung H_{xx} an diesen Stellen ist negativ. Da an der Baumkrone beide partiellen Ableitungen negativ sind, kann man folgern, dass deren Summe $\Delta H(\vec{x})$ zwischen zwei Bäumen immer größer ist als innerhalb der Baumkrone. Dies kann anhand von Abbildung 36 nachvollzogen werden, $\Delta H(\vec{x})$ ist negativ für die Baumkrone selbst, und positiv zwischen den Baumkronen.

Als Maß für die **Konvexität** innerhalb eines untersuchten Segmentes S wird der Mittelwert der innerhalb des Segments liegenden Grauwerte der normalisierten Summe der zweiten Ableitungen verwendet. Nach der Konvertierung des Segmentes S und seines Komplementes \bar{S} mit dem Konvertierungsoperator Bin^o in ein Binärbild mit demselben Definitionsbereich wie $H(\vec{x})$ ergibt sich die Konvexität a_3 zu:

$$a_3 = \frac{1}{n} \sum_1^n (\text{Bin}^o(S) \cdot \sigma^2 \Delta H(\vec{x}, \sigma)_N), \text{ mit } \text{Bin}^o(S) = \begin{cases} 0 \Leftrightarrow \vec{x} \in \bar{S} \\ 1 \Leftrightarrow \vec{x} \in S \end{cases}, \quad n = \text{Anzahl Pixel in } S \quad (4.5)$$

Damit ergeben sich die in Tabelle 6 angegebenen Zugehörigkeitswerte $m(a_3)$ für die Zugehörigkeitsfunktion für die Konvexität der Baumkronenoberfläche (Abbildung 37).

Bezeichnung	a_3	$m(a_3)$
Konvex	$-\infty$	1.0
	0.0	0.0
Konkav	$+\infty$	0.0

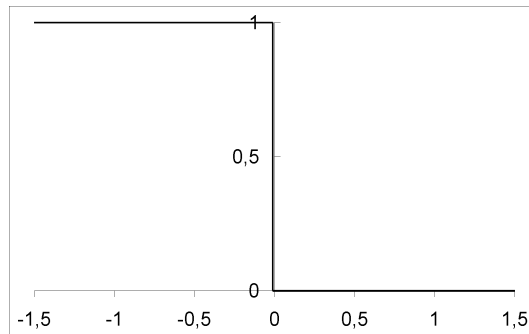


Tabelle 6: Stützpunkte der Zugehörigkeitsfunktion für eine Baumkrone basierend auf der Krümmung im Oberflächenmodell.

Abbildung 37: Zugehörigkeitsfunktion für die Konvexität im Oberflächenmodell. Ordinate: Wert für die Konvexität. Abszisse: Zugehörigkeitswert.

Der von der konkreten Krümmung der Oberfläche abhängige Wert von $\Delta H(\bar{x})$ wird hier verwendet, ohne dass ein Übergangsbereich definiert wurde. Ein Grund dafür ist, dass die Kronen von Laubbäumen im oberen Bereich nur eine sehr geringe Krümmung mit großer Streuung aufweisen. Deswegen wird hier lediglich das Vorzeichen genutzt um konvexe von konkaven Oberflächen zu unterscheiden.

Die hier ausgeführten differentialgeometrischen Eigenschaften der Baumkrone sind unabhängig von der Höhe des individuellen Baumes. Eine Beschränkung auf diese Eigenschaften hat für die Extraktion der einzelnen Baumkronen den Vorteil, dass keine impliziten Annahmen über den – oft nicht sichtbaren – Verlauf der Geländeoberfläche verwendet werden müssen, wie dies etwa in (HAALA & BRENNER 1999) und (STRAUB & HEIPKE 2001) der Fall ist.

4.1.2.3 Reflexionseigenschaften

Die spektrale Zusammensetzung der von Objekten reflektierten Strahlung in Bildern hängt unter anderem von deren Material und der einfallenden Strahlung ab. Teile des einfallenden Lichtes werden von den Objekten absorbiert, andere Teile passieren das Objekt (Transmission), der Rest wird reflektiert und kann von einem Sensor aufgezeichnet werden. Zusätzlich ist die spektrale Empfindlichkeit des verwendeten Sensors¹⁹ maßgeblich für das Aussehen der abgebildeten Objekte. Dieser Teil des Modells hat für die Erkennung von Bäumen in optischen Bildaufzeichnungen eine große Bedeutung, da die Reflexionseigenschaften vitaler Vegetation im Gegensatz zu Gebäuden oder Straßen als objektspezifisch angesehen werden können.

Es besteht auch ein Zusammenhang zwischen dem Gesundheitszustand eines Baumes und seinem Aussehen in optischen Bildern (HILDEBRANDT ET AL. 1992). Mit zunehmender Schädigung des Baumes ändert sich in Luftbildern zunächst die Farbe der Baumkrone und bei starker Schädigung auch die Textur. Die geometrischen Parameter, wie die Form der Krone, deren Höhe und Durchmesser bleiben dagegen relativ konstant, da in erster Linie die Blätter bzw. Nadeln des Baumes von der Schädigung betroffen sind. Daher sollte die Detektion von Bäumen möglichst unabhängig von der Farbe sein, zumindest, wenn mit einem hohen Anteil geschädigter Bäume in der untersuchten Region zu rechnen ist. In diesem Fall sollten bei der Detektion einzelner Bäume primär charakteristische geometrische Merkmale verwendet werden, beispielsweise die Form der Krone.

Pflanzen reflektieren innerhalb gewisser Grenzen, verglichen mit nicht vitalen Reflektoren, unter verschiedenen Einstrahlbedingungen ähnlich oder sogar gleich, siehe Abbildung 38. Die Reflexion des Sonnenlichtes ist abhängig vom phänologischen Zustand der Pflanzen, jedoch immer geprägt von deren Blättern und Nadeln (Blattorgane). Im Wald ist neben der Art und dem phänologischen Zustand der Pflanze auch die Dichte und die Oberfläche eines Bestandes, sowie dessen vertikale Gliederung von Bedeutung für die Reflexion. Ein für Vegetation typisches Reflexionsspektrum weist ein lokales

¹⁹ Unabhängig davon, ob Filmmaterial oder ein elektronischer Sensor für die Messung der Rückstrahlung verwendet wird.

²⁰ Austrieb, Blüte, Früchte, Laubverfärbungen

Maximum im grünen Bereich des optischen Spektrums auf, ein lokales Minimum im Roten und ein breites Maximum im nahen Infrarot (Abbildung 38).

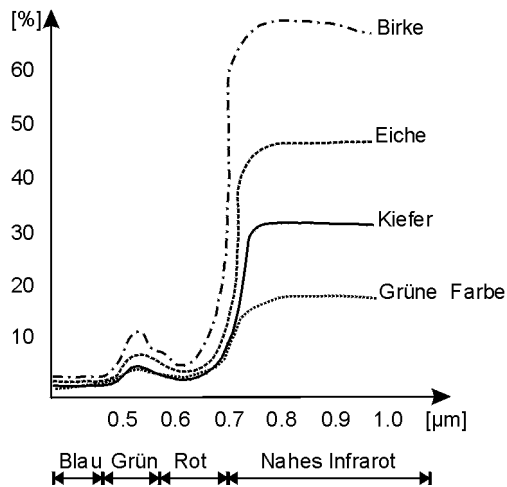


Abbildung 38: Typische spektrale Reflexion solarer Einstrahlung für die drei Baumarten Birke, Eiche und Kiefer. Im Vergleich dazu ist das Spektrum eines grünen Farbflecks dargestellt. Die Werte für das Diagramm wurden aus (SCHNEIDER 1974) übernommen.

Im physikalischen und biologischen Sinne ist das Reflexionsverhalten von Blättern und Nadeln noch nicht umfassend verstanden (HILDEBRANDT 1996). Man leitet das Reflexionsverhalten von Pflanzen mit Spektrometernmessungen im Labor oder in der freien Natur ab. Im Bereich des sichtbaren Lichtes (etwa 0,4 bis 0,6 μm Wellenlänge) beeinflussen vor allem die Blattpigmente (Chlorophylle²¹) die Reflexion. Im nahen Infrarot (NIR, etwa 0,7 bis 1,3 μm Wellenlänge) ist die Reflexion vor allem von den Zell- und Gewebestrukturen der Blattorgane abhängig und innerhalb der Vegetation sehr variabel. Deswegen ist dieser Spektralbereich für die Interpretation von Vegetationsarten und -zuständen von großer Bedeutung.

Das ist auch der Grund für die Verwendung von Farbinfrarotfilm in Projekten, bei denen die Interpretation von Vegetation von Relevanz ist (SCHNEIDER 1974), (HILDEBRANDT 1996). In (LILLESAND & KIEFER 1994) wird betont, dass „erfolgreiche Projekte“²² Farbinfrarotfilm verwenden; für „Vegetationskartierungen unbedingt für nahes Infrarot sensibilisierte Filme zu verwenden“, wird in (KRAUS & SCHNEIDER 1988) empfohlen.

Die charakteristischen Reflexionseigenschaften grüner Vegetation und die sich daraus ergebenden Spektren haben zu der Entwicklung von *Vegetationsindizes* geführt, mit deren Hilfe vegetationsbedeckte Gebiete von anderen Gebieten unterschieden werden können. Für die Unterscheidung von Vegetation und Oberflächen ohne Vegetation ist vor allem wichtig, dass vitale Pflanzen im nahen Infrarot Bereich des Spektrums in der Regel mehr und im Roten fast immer weniger als Oberflächen ohne Vegetation reflektieren. Diese Tatsache macht man sich bei der Berechnung der Vegetationsindizes zu nutze (HILDEBRANDT 1996).

Der Ratio-Vegetationsindex *RVI*, ist definiert als Verhältnis zwischen dem Reflexionswert im nahen Infrarot *NIR* und dem Reflexionswert im roten Kanal *RED*. Der *RVI* nimmt Werte zwischen 0 und $+\infty$ an. Große Werte sind ein Hinweis auf Vegetation. Am häufigsten wird der *Normalized Difference Vegetation Index NDVI* verwendet:

$$NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED} \quad (4.6)$$

Der *NDVI* besitzt bei kleineren Differenzen der Signale eine höhere Trennschärfe und ist damit auch für spärliche Vegetation geeignet. Der *NDVI* nimmt Werte bis zu $+1$ für den Fall an, dass die Reflexion im nahen Infraroten sehr hoch und im Roten sehr gering ist. Im umgekehrten Fall, bei geringer Reflexion im nahen Infraroten, ergibt sich -1 . Der *NDVI* ist typischerweise negativ für Oberflächen ohne Vegetation und positiv für vegetationsbedeckte Oberflächen in den Bildern. In Abbildung 39 ist links der *NDVI* für das Testbild DREI-BÄUME dargestellt, negative Werte sind dunkel, positive Werte hell.

²¹ Die Absorptionsmaxima der Chlorophylle liegen zwischen 0,43 und 0,45 μm (α -Karotin und Xanthophyll) und um 0,5 μm beim Phycocyan (HILDEBRANDT 1996).

²² Damit sind Projekte gemeint, deren primäres Ziel die Interpretation von Vegetation ist.

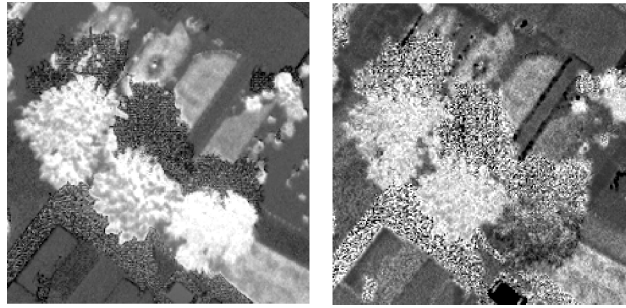


Abbildung 39: Beispiele für unterschiedliche Vegetationsindizes. Links: NDVI. Rechts: DoA

In der Vergangenheit sind für die Orthobildprodukte der Landesvermessungsbehörden und für die Aufnahme von 3D Stadtmodellen vielfach Bildflüge mit Farbpositivfilm durchgeführt worden. In diesen Fällen ist die Verwendung des Index *Degree of Artificiality* (*DoA*), siehe (NIEDERÖST 2000) und (NIEDERÖST 2001), eine Alternative zu den bisher beschriebenen Vegetationsindizes (vgl. Abbildung 39 rechts). Hierbei handelt es sich um eine Kombination der Rückstrahlung im roten und im grünen Kanal. Der Rückstrahlwert im grünen Kanal ist relativ hoch für Vegetation, so dass er als Ersatz für den nahen infraroten Kanal herangezogen werden kann. Der *DoA* berechnet sich wie folgt:

$$DoA = \frac{GREEN - RED}{GREEN + RED} \quad (4.7)$$

Die Ergebnisse von *RVI* und *NDVI* unterscheiden sich vor dem Hintergrund der Anwendung „Unterscheidung von Vegetation von Nicht-Vegetation“ nur geringfügig. Die Differenzierbarkeit ist in beiden Fällen ausreichend. Der Vorteil des *NDVI* gegenüber dem *RVI* ist der feste Wertebereich zwischen -1 und $+1$. Der *DoA* rauscht stärker und somit besteht eine größere Unsicherheit bei der Detektion von Vegetation. Es ist eine Verringerung der Vollständigkeit des Extraktionsergebnisses zu erwarten, wie man anhand von Abbildung 39 erkennen kann: Der Baum rechts unten lässt sich kaum vom Hintergrund unterscheiden. Der *DoA* sollte daher nur verwendet werden, wenn kein nahes Infrarot aufgezeichnet wurde.

Um die Detektion von Baumkronen zuverlässiger zu machen, ist es sinnvoll, einen solchen Vegetationsindex zu verwenden. Dies gilt besonders für Siedlungsgebiete und die offene Landschaft, dort können auch Segmente, die ein Gebäude oder ein großes Automobil enthalten, die hier aufgestellten geometrischen Kriterien für Baumkronen erfüllen. In Waldgebieten kann eventuell auf die Verwendung dieser Information verzichtet werden, wenn die Anzahl der durch Gebäude oder Automobile verursachten fehlerhaft detektierten Bäume vernachlässigt werden kann (vgl. Abschnitt 5.3.2). Alternativ dazu kann auch die durch die typische Grob- und Feinstruktur von Baumkronen verursachte Textur verwendet werden, siehe (STRAUB 2002) für eine diesbezügliche Untersuchung. Die entsprechende Kennzahl wird hier als **Vitalität** bezeichnet, sie dient primär der Unterscheidung zwischen Vegetation und Nicht-Vegetation. Als Beispiel wird der normalisierte Vegetationsindex $NDVI(\bar{x}, \sigma)$ zur Ermittlung der Vitalität verwendet. Die Berechnung des Attributwertes a_4 für die mittlere Vitalität erfolgt in der einem betrachteten Segment S entsprechenden Skalenebene im Linearen Maßstabsraum:

$$a_4 = \frac{1}{n} \sum_1^n (Bin^o(S) \cdot NDVI(\bar{x}, \sigma)_N) \quad (4.8)$$

Der Wertebereich hängt stark vom verwendeten Sensor bzw. dessen Kalibrierung ab, kann also im Allgemeinen nicht angegeben werden²³. Die in Tabelle 7 angegebenen Werte können deshalb nur einen beispielhaften Verlauf der Zugehörigkeitsfunktion (Abbildung 40) darstellen. Generell gilt aber, dass Baumkronen einen relativ hohen Vegetationsindex haben, deswegen ist es sinnvoll, die Bewertung im oberen Bereich anzuheben (vgl. *Hinweis auf Bäume* in Tabelle 7).

²³ Das gilt verstärkt für analoge Aufnahmen, vor allem wegen der chemischen Prozesse der Entwicklung des Films.

Bezeichnung	a_4	$m(a_4)$
Nicht vitale Oberflächen	-1	0
	0	0.0
Hinweis auf Bäume	0.5	0.8
	1	1

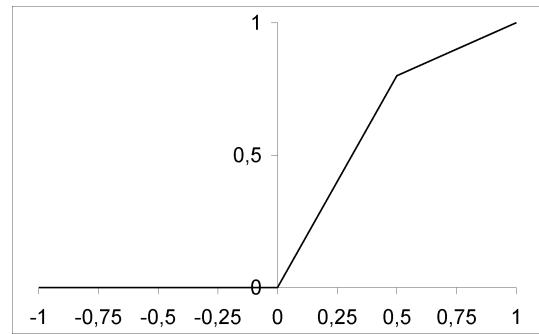


Tabelle 7: Stützpunkte der Zugehörigkeitsfunktion für die Vitalität basierend auf NDVI Werten.

Abbildung 40: Zugehörigkeitsfunktion für die Vitalität. Ordinate: Wert für die Vitalität. Abszisse: Zugehörigkeitswert.

4.1.3 Maßstab & Aggregation

Bei der Diskussion um den Maßstab im Zusammenhang mit der Extraktion von Merkmalen oder Objekten aus Bildern geht es unter anderem darum, ob man „*die Blätter, den Baum oder den Wald sehen*“ möchte (sinngemäß aus (LINDEBERG 1994), Zitat am Anfang von Kapitel 1). Ist der Maßstab zu fein, dann machen die Grob- und Feinstrukturen (Blätter) eine Extraktion unnötig schwierig. Ist der Maßstab dagegen zu grob, dann verschmelzen die Blätter und die Bäume, und lediglich der Wald wird zu erkennen sein. Der letztgenannte Aspekt wird hier unter eher semantischen Gesichtspunkten auf einer konzeptionellen Ebene verschiedener Aggregationsstufen von Objekten diskutiert.

4.1.3.1 Maßstab

Die Auswahl des optimalen Maßstabes ist eines der Kernprobleme bei der Extraktion von Bäumen. Dies zeigen auch die in (BRANDTBERG & WALTER 1998), (PERSSON ET AL. 2002) und (SCHARDT ET AL. 2002) beschriebenen Arbeiten. Mit „optimaler“ Maßstabsebene wird in diesem Zusammenhang diejenige Ebene im Maßstabsraum bezeichnet, in der die Grob- und Feinstrukturen der Baumkronen unterdrückt werden und die Form gut erkennbar ist. Durch die Transformation im Maßstabsraum werden mit wachsendem σ die Grob- und Feinstrukturen unterdrückt, und als Folge davon wird die Form der Baumkrone hervorgehoben. In Abhängigkeit von der Größe der Baumkrone ist der Effekt der Hervorhebung in unterschiedlichen Maßstabsebenen mehr oder weniger stark ausgeprägt.

Den zu untersuchenden Bereich des Maßstabsraums kann man grob abschätzen, indem man die Impulsantworten eines Gaußschen Kerns im eindimensionalen Fall betrachtet. Man kann zeigen, dass die Verschmelzung zweier Impulsantworten frühestens dann auftritt, wenn das σ der Gaußfunktion größer ist als der halbe Abstand zwischen den Impulsen, siehe beispielsweise (SESTER 1990). Der halbe Abstand entspricht in etwa dem Radius der Baumkrone, wenn man davon ausgeht, dass zwischen zwei Bäumen kein Zwischenraum ist. Das kleinste σ sollte also in jedem Fall kleiner sein, als der kleinste Radius einer Baumkrone. Das größte σ wird durch den größten möglichen Radius definiert.

Im Abschnitt 4.1.2.2 wurden die differentialgeometrischen Eigenschaften einer Baumkrone auf der Basis des Pollock-Modells diskutiert. Es wurde gezeigt, dass die Summe der partiellen Ableitungen innerhalb einer Baumkrone, die dem Pollock-Modell entspricht, immer kleiner Null ist. Diese Eigenschaft gilt in der optimalen Maßstabsebene auch für echte Baumkronen, zur Veranschaulichung sind in Abbildung 41 zwei Maßstabsebenen des Testbilds DREI-BÄUME dargestellt. Im Vordergrund sind die jeweiligen Höhenprofile, Beträge der Gradienten und die Summe der beiden partiellen Ableitungen entlang der gestrichelten Linien abgebildet.

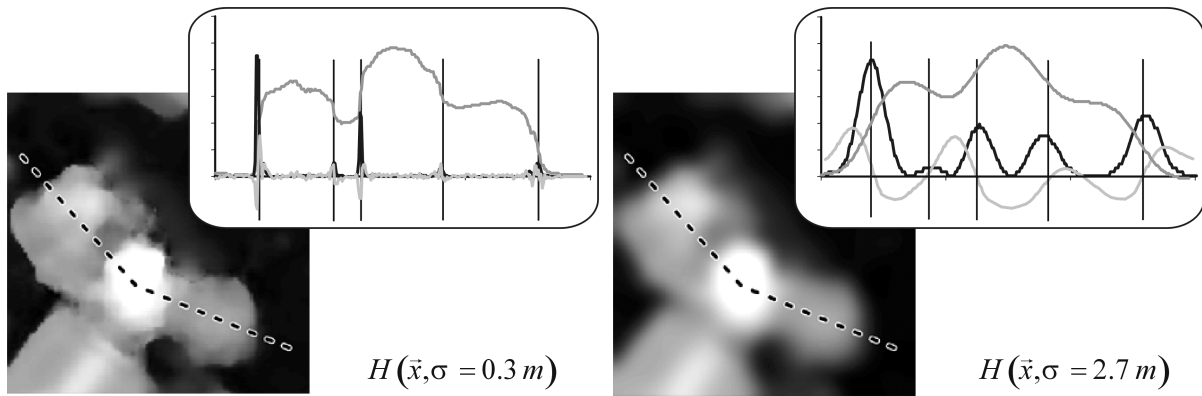


Abbildung 41: Das Oberflächenmodell DREI-BÄUME als Beispiel für das Verhalten der ersten und zweiten Ableitungen im Linearen Maßstabsraum. Dargestellt sind die Höhen entlang der punktierten Linie in dunkelgrau, der Betrag des Gradienten in schwarz und die Summe der zweiten partiellen Ableitungen in hellgrau für zwei Maßstabsebenen.

Man erkennt, dass im linken Teil von Abbildung 41 bei einem σ von etwa 0.3 m die ersten und zweiten Ableitungen noch vom Rauschen des Signals überlagert sind. Im rechten Teil, bei einem σ von 2.7 m, wird anhand der Summe der zweiten Ableitungen deutlich, dass die Baumkronen die konvexen Regionen sind und mit dem Pollock-Modell - in der entsprechenden Maßstabsebene - diesbezüglich übereinstimmen.

Zur Verdeutlichung sind in Abbildung 42 die konvexen Regionen im Oberflächenmodell, für die $\Delta H(\bar{x}, \sigma) < 0$ gilt, bei sich vergrößerndem Maßstabsparameter in schwarz dargestellt. Auch anhand dieser Darstellung wird deutlich, dass bei zu kleinem Maßstabsparameter nicht die Baumkrone, sondern die von Ästen und Blättern verursachten Feinstrukturen extrahiert werden, die hier noch zusätzlich vom Signalrauschen überlagert sind. Bei Vergrößerung des Maßstabsparameter bilden die Maxima der Kronen einheitliche Vordergrundregionen.



Abbildung 42: Konvexe Stellen des Höhenmodells aus dem Testdatensatz DREI-BÄUME in drei unterschiedlichen Maßstabsebenen $\sigma = 0.1, 1.0, 1.4 \text{ m}$

Die Bilder verdeutlichen, dass die Extraktion der Baumkronen in der „richtigen“ Maßstabsebene einfacher wird, als in den anderen Ebenen. Die Frage nach dieser richtigen Maßstabsebene lässt sich jedoch nicht auf der Basis des Modells beantworten, da davon ausgegangen werden muss, dass weder der Durchmesser und die Form einzelner Baumkronen noch die räumliche Anordnung mehrerer Baumkronen in der Szene vorab bekannt sind. Erschwerend kommt hinzu, dass auch die Grob- und Feinstruktur der Kronen den für die Extraktion optimalen Maßstabsparameter beeinflusst. Dieses Problem ist nur durch eine geeignete Strategie zu lösen, nicht durch eine Festlegung eines bestimmten Wertebereiches. Eine solche Strategie wird in Abschnitt 4.2 entwickelt.

4.1.3.2 Aggregation

Der Begriff Maßstab impliziert neben der oben beispielhaft dargestellten Reduktion von Details auch eine Abstraktion von Objekten durch eine Aggregation. Diese eher konzeptionelle Ebene ist vergleichbar mit der Aggregation von Objekten in topographischen Karten: In einer kleinmaßstäbigen Karte erwartet man keine einzelnen Bäume, sondern Waldgebiete, keine einzelnen Gebäude, sondern Gebäudeblöcke oder Siedlungsregionen. Eine wichtige Rolle spielt hierbei die Größe der Teil-

strukturen von Objekten, kleine Teile von Objekten verschwinden bei der Verkleinerung des Maßstabs meist sehr bald. Dies gilt zum Beispiel für die Feinstruktur der Baumkronen und die Fahrbahnmarkierungen in Abbildung 6 auf Seite 14.

Dabei entstehen zum Teil „automatisch“ neue Objekte, die auch semantisch einer anderen Auflösung zugeordnet werden können. Durch das Verschwinden von Gebäuden, Straßen und anderen Objekten bei genügender Verringerung des (Bild)Maßstabes in Siedlungsgebieten entsteht eine einheitliche Textur, die im groben Maßstab auf ein Siedlungsgebiet schließen lässt, (HEIPKE & STRAUB 1999). Ein anderes Beispiel ist das „Entstehen“ eines Waldes aus einzelnen Bäumen bei einer Reduktion der Auflösung auf etwa 5 m (JÄGER 2002), (LORKE 2000). Auf der semantischen Ebene entsprechen die aggregierten Objekte einer Hierarchie, bei der die (geometrisch) kleinen Objekte, zu (geometrisch) größeren Objekten, die auch eine abstraktere Bedeutung haben, in einer *Teil von* Beziehung stehen (Abbildung 43).

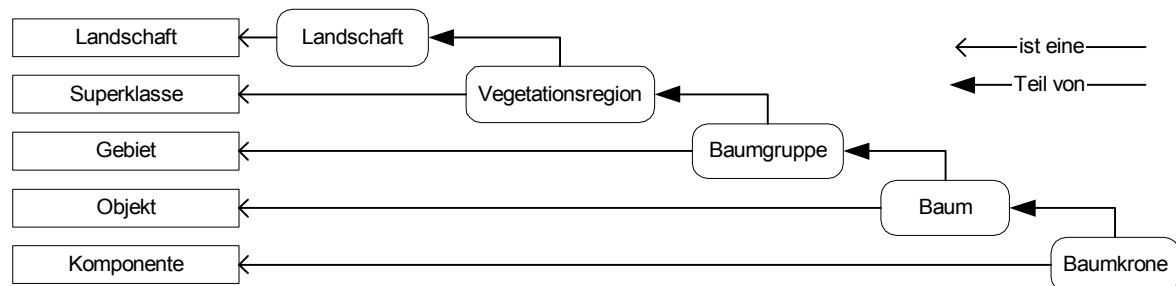


Abbildung 43: Aggregation einer Baumkrone in einem hierarchischen Modell der Landschaft. Die Abstraktionsebenen bilden den Rahmen für eine hierarchische Gliederung der Landschaft in die abstrakten Konzepte²⁴ Superklasse, Gebiet, Objekt, Komponente.

Die abstrakten Konzepte, mit denen die einzelnen Ebenen der Hierarchie bezeichnet sind, wurden in (STRAUB & HEIPKE 2001) vorgeschlagen. Auch die im Luftbild sichtbare Baumkrone ist ein zusammengesetztes Objekt. Die Feinstruktur der Baumkrone führt zu den entsprechenden typischen Texturen von Bäumen im Luftbild. Das Pollock-Modell (siehe Gleichung ((2.2), Seite 11) ist bereits eine Vereinfachung, denn ein einzelner Baum kann auch aus zwei oder mehr dieser Kronenmodelle bestehen. Da die Feinstruktur im Luftbild bzw. im Oberflächenmodell nur sehr schwer zu verifizieren ist, wird sie hier jedoch nicht berücksichtigt. Als untergeordnetes Objekt in einer Hierarchie können Bäume als Teil einer Baumgruppe oder als Teil des Waldes auftreten.

4.1.4 Kontext

Bei der Betrachtung des Kontextes von Objekten wird hier zwischen dem sogenannten *Lokalen* und dem *Globalen Kontext* unterschieden. Diese Differenzierung wurde in (BAUMGARTNER ET AL. 1997) für die Extraktion von Straßen aus Luftbildern eingeführt. Eine ähnliche Unterscheidung treffen auch (BORDES ET AL. 1997). Der *Lokale Kontext* beschreibt das Wissen über die Existenz anderer Objekte, die bei der Extraktion der eigentlich interessierenden Objekte helfen oder stören könnten. Beispiele dafür sind Störungen durch Gebäude oder Bäume bzw. durch deren Schattenwurf bei der Extraktion von Straßen. Das Wissen um die Unterschiede im Erscheinungsbild von Objekten in Relation zu den sogenannten *Kontextregionen* (siehe Abbildung 44) *Siedlung, Wald* und *Offene Landschaft* wird als *Globaler Kontext* bezeichnet. In der Kontextregion Wald ist eine Straße im Bild, wenn überhaupt, oftmals lediglich als dunkle Linie erkennbar. Im Gegensatz dazu ist eine Straße als helle Linie in einer etwas dunkleren Umgebung in der offenen Landschaft meist gut zu erkennen. In Siedlungsgebieten herrschen Störungen durch Verdeckungen vor und es ist mit einer höheren Dichte von Fahrzeugen auf den Straßen zu rechnen (HINZ ET AL. 2001B). Mit den in (STRAUB & HEIPKE 2001) eingeführten Abstraktionsebenen (Abbildung 43) können die Begriffe Lokaler und Globaler Kontext wie folgt verallgemeinert werden:

- Lokaler Kontext bezieht sich auf die räumlich/topologischen Relationen von Objekten, die der gleichen Abstraktionsebene zugeordnet werden können.
- Globaler Kontext bezieht sich auf die räumlich/topologischen Relationen von Objekten zu anderen Objekten, die einer höheren Abstraktionsebene, in der Regel einer Superklasse, zugeordnet sind.

²⁴ Ein solches abstraktes Konzept hat auch eine Entsprechung bei der Implementierung. Abstrakte Klassen können nicht instanziiert werden, um eine Instanz zu erzeugen muss eine solche Klasse konkretisiert (abgeleitet) werden (STROUSTRUP 1998).

Der Globale Kontext für die Interpretation kann grob in Kontextgebiete und Netze unterteilt werden (Abbildung 44). Die Kontextgebiete stellen eine Grobgliederung der Landschaft dar. Die Begrenzungen zwischen den Instanzen der Kontextgebiete oder auch die Objekte selbst sind häufig Kanten der Netze. Eine ähnliche Grobgliederung wird auch beim ATKIS BasisDLM auf der obersten Abstraktionsebene der Objektarten verwendet (ADV 2001). Eine feinere Unterteilung der Kontextgebiete für die automatische Extraktion von Straßen aus Luftbildern wurde in (BUTENUTH 2003), (BUTENUTH ET AL. 2003) untersucht.

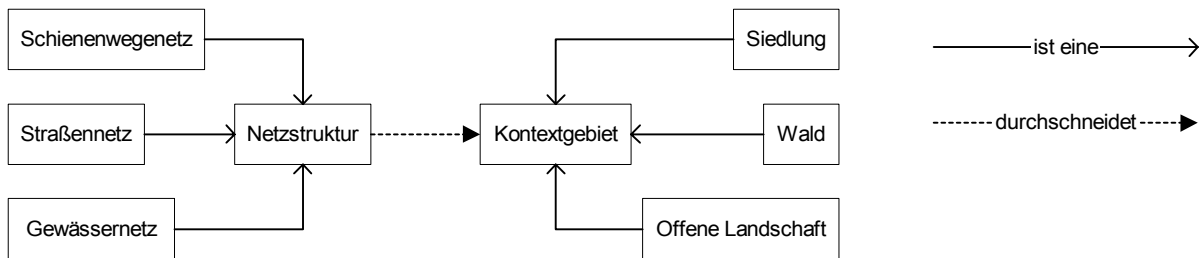


Abbildung 44: Globalstruktur für topographische Objekte, nach (MAYER 1998)

Bäume haben einerseits lokale Kontextbeziehungen zu Objekten mit netzartigem Charakter. Beispiele hierfür sind Baumreihen an Straßen oder Flüssen. Andererseits treten Bäume auch als eigenständiges Objekt oder als Teile einer Gruppe innerhalb von Globalen Kontextgebieten auf.

In den folgenden beiden Abschnitten werden sowohl die Kontextbeziehungen von Bäumen zu anderen Objekten als auch deren Verwendung für die Extraktion anhand von Beispielen dargestellt.

4.1.4.1 Globaler Kontext

Das Erscheinungsbild eines einzelnen gesunden Baumes ist primär abhängig von seinem phänologischen Zustand. Dieser zeitlich/regionale Aspekt sollte durch die entsprechende Auswahl des Zeitpunkts der Befliegung berücksichtigt werden. Die globalen Kontextregionen Wald, Offene Landschaft und Siedlung haben Auswirkungen auf die lokalen Kontextbeziehungen zwischen Bäumen und anderen topographischen Objekten. Farbe und Form des einzelnen Baumes sind dagegen relativ unabhängig von der globalen Kontextregion.

Im Wald stehen die Bäume in der Regel dicht zusammen, so dass sich teilweise eine nahezu geschlossene Kronenoberfläche ergibt. Der Kronenrand ist in optischen Daten kaum zu erkennen (vgl. Abbildung 20) und in dichten Laubwaldgebieten können die einzelnen Bäume nur sehr schwer aufgrund ihrer Farbe und Textur voneinander separiert werden. Dagegen ist die Trennung einzelner Bäume in Nadelwäldern aufgrund der dunklen Schatten zwischen den einzelnen Kronen gut möglich. In Höhendaten ist in der Regel die Abgrenzung zwischen einzelnen Bäumen besser erkennbar. Dies ist auch ein Grund dafür, für Forstinventuren im Stereomodell zu arbeiten. Demzufolge sollten im Wald Höhendaten für die Extraktion von einzelnen Bäumen herangezogen werden.

Auch in Siedlungsgebieten sollten Höhendaten für die Extraktion von einzelnen Bäumen genutzt werden. In Siedlungsgebieten treten Bäume häufig einzeln oder in kleineren Gruppen auf. Anders als im Wald werden kleinere Bäume nicht zwangsläufig von den größeren verdeckt und sind demnach auch im Luftbild erkennbar. Verschieden große Bäume können in unmittelbarer Nachbarschaft zueinander auftreten. Die Unterscheidung von Gebäuden und Bäumen in Siedlungsgebieten erfolgt vorzugsweise unter Verwendung der typischen Reflexionseigenschaften von Vegetation, siehe z.B. (HAALA & BRENNER 1999) oder (GERKE ET AL. 2001), oder durch geeignete Texturparameter, wie in (ZHANG 2001) oder (STRAUB 2002). Anders als in der Offenen Landschaft können die Schatten nur in sehr wenigen Fällen genutzt werden um Bäume zu erkennen. In der Regel muss davon ausgegangen werden, dass der Schatten auf ein Gebäude oder einen anderen Baum fällt. Die sehr komplexe Form, die sich für den Schatten dadurch ergibt, ist für die Detektion des Baumes nicht sinnvoll einsetzbar.

In der Offenen Landschaft heben sich Bäume deutlich vom Hintergrund ab und lassen sich daher relativ einfach detektieren (STRAUB ET AL. 2001B). Wegen ihres - gemessen an der Fläche - relativ seltenen Vorkommens kann die Detektion zum Teil aufgrund von Farbe und Schatten erfolgen. Es kann unter Umständen auf die Verwendung von Höhendaten verzichtet werden, wenn die Schatten auf eine ebene Fläche fallen und für die Detektion mitgenutzt werden können. Aus der Existenz und der Form des Schattens kann man auf dreidimensionale Objekte schließen. In der Offenen Landschaft treten Bäume häufig in Form von *Baumreihen* entlang von Straßen, Wegen und Gewässern, aber auch entlang

von Schlaggrenzen auf. Ein Beispiel für die Extraktion von Baumreihen in der Offenen Landschaft aufgrund von Farbe und Kreisförmigkeit unter Verwendung von Farbinfrarotbildern ist in (STRAUB ET AL. 2000) dargestellt.

In einigen Fällen kann auf die Farbe als Information für die Detektion verzichtet werden, die Detektion wird dann allerdings sehr unsicher und die Verwendung von Kontextrelationen wird unabdingbar. Ein Beispiel für die Extraktion von Bäumen allein aufgrund der Texturinformation im panchromatischen Orthobild findet sich in (BUTENUTH ET AL. 2003). Hier dienen die extrahierten Baumhypothesen dazu, mögliche Lücken im Straßennetzwerk aufzudecken und zu schließen. Umgekehrt wird die Existenz der Straße als Hinweis auf die Gültigkeit der Baumhypothesen angesehen.

Der globale Kontext hat demnach in erster Linie Auswirkungen auf die Nachbarschaftsbeziehungen von Bäumen untereinander und zu anderen Objekten. Die geometrischen und radiometrischen Parameter des Modells sind weitestgehend unabhängig von der jeweiligen Kontextregion, da sich das Aussehen von Bäumen in Bildern in Abhängigkeit von den betrachteten Kontextregionen nur geringfügig ändert. In den Kontextregionen Siedlung und Wald ist die Verwendung von Höhen-daten nahezu unverzichtbar.

4.1.4.2 Lokaler Kontext

Bei der Betrachtung lokaler Kontextbeziehungen von Bäumen zu anderen Objekten kann zwischen dreidimensionalen Objekten, die ein Volumen umschließen, und „flachen“ - also im Wesentlichen zweidimensionalen²⁵ - Objekten unterschieden werden. Verdeckungen durch Bäume und deren Schattenwurf sind von wesentlicher Bedeutung für diese zweidimensionalen Objekte, wie zum Beispiel Straßen, Acker- oder Rasenflächen. Die Änderung der Form der Baumkrone ist ein Problem, das in unmittelbarer Nähe zu anderen dreidimensionalen Objekten auftritt. Diese räumliche Nähe kann eine starke Änderung der Kronenform zur Folge haben. Je stärker das Kronenwachstum aus einer bestimmten Richtung behindert wird, desto mehr weicht das Kronenbild von einem Kreis ab, der sich bei ungestörtem Wachstum der Baumkrone ergäbe (siehe zum Beispiel die Baumkronen in Abbildung 6). Diesen Zusammenhang kann man sich bei der Bewertung von Hypothesen zunutze machen: Der Mangel an Rundheit wird durch die Nähe anderer dreidimensionaler Objekte erklärt und demzufolge ist die Gewichtung dieses Parameters bei der Bewertung der entsprechenden Hypothese zu verringern.

Die Kenntnis um die Existenz und die Ausdehnungen eines oder mehrerer Bäume kann beispielsweise genutzt werden, um eventuelle Lücken in den Abgrenzungen von Objekten zu schließen. Ein Beispiel dafür ist die Gruppierung von Bäumen zu Baumreihen und deren Verwendung als mögliches Straßensegment beim Aufbau des Straßennetzwerks (STRAUB ET AL. 2000). Zur Verdeutlichung dieses Beispiels ist ein Ausschnitt eines Testgebiets²⁶ in Abbildung 45, links, und das Ergebnis der Straßenextraktion mittels des in (WIEDEMANN 2002) vorgestellten Ansatzes in der Mitte der Abbildung dargestellt.



Abbildung 45: Lokale Kontextrelationen zwischen Bäumen und Straßen

Links: Ausschnitt aus einem Luftbild, im oberen und unteren Teil des Bildes sind Waldgebiete zu erkennen, oben rechts eine Siedlungsregion. Mitte: Ergebnisse der automatisierten Straßenextraktion (graue Linien) und Globale Kontextregionen (dunkelgrau: *Wald*, hellgrau: *Siedlungsregion*, weiß: *Offene Landschaft*). Rechts: Komplettiertes Straßennetzwerk nach der Kombination mit Baumreihen, schwarze Linien: Baumreihen mit Verbindung zum Straßennetzwerk. Abbildungen aus (STRAUB ET AL. 2000).

²⁵ Vergleichbar mit einer Folie, auf der beispielsweise Straßen dargestellt sind und die dann auf das Oberflächenmodell der Landschaft gelegt wurde.

²⁶ Das Bild wurde im Rahmen des MOMS/PRIRODA Projektes im Sommer 1997 mit der DPA (Digital Photogrammetric Assembly, siehe (FRITSCH 1997) in der Nähe von Göttingen (Deutschland) aufgenommen.

Durch die Integration der detektierten Baumreihen (siehe Abbildung 45 rechts) konnte das Ergebnis der Straßenextraktion an einigen Stellen verbessert werden. Insgesamt ergab sich durch die Integration eine Verbesserung von 1% gemessen an der Länge der extrahierten Straßen. Zur Bewertung der in diesem Zusammenhang sehr wichtigen Qualität des Netzwerkes wurden später in (WIEDEMANN 2002) Qualitätsmaße für die *Topologische Vollständigkeit* und *Korrektheit* eingeführt. Eine Begründung für die geringe Verbesserung der auf die Länge bezogenen Ergebnisse ist darin zu suchen, dass während der Netzbildung kleinere Lücken zwischen einzelnen Straßenstücken bereits ohne die explizite Kenntnis von Bäumen geschlossen werden.

In einer späteren Untersuchung zeigte sich, dass durch die Kombination der Verfahren nicht nur das Straßennetzwerk vervollständigt werden kann, sondern dass auch schwache Hypothesen für Baumreihen gestärkt werden, weil sie eine sinnvolle Ergänzung des Straßennetzwerkes bilden (BUTENUTH ET AL. 2003).

Der Schatten von Bäumen kann nur in wenigen Fällen für deren Extraktion herangezogen werden, beispielsweise am Waldrand oder am Rand von Straßen. Eine Voraussetzung dafür ist, dass der Schatten nicht auf eine kompliziert geformte Oberfläche, sondern auf eine im Wesentlichen ebene Fläche fällt. In diesem Fall kann basierend auf dem Schatten eine Abschätzung der Baumhöhe und des Profils der Krone vorgenommen werden. Dieser Schritt kann erst nach der vollständigen Interpretation der gesamten Szene durchgeführt werden, da die unmittelbare Nachbarschaft des Baumes bekannt sein muss. Aus diesen Gründen ist es in der Regel für die Detektion von Bäumen nicht sinnvoll die Schatten zu betrachten.

4.2 Strategie

Die Strategie ist der „*Plan zur Erkennung von Objekten in Bildern*“ (MAYER 1998). Sie ergibt sich hier im Wesentlichen aus dem Modell des Baumes. Die für die Erkennung und Rekonstruktion wichtigen Eigenschaften werden durch Verarbeitungsschritte aus den Bilddaten extrahiert, bewertet und verknüpft.

Die Form der Baumkrone weist einige typische und somit für die automatische Extraktion relevante Parameter auf. Der Rand einer Baumkrone ist in der Sicht von oben mehr oder weniger kreisförmig, die Oberfläche der Baumkrone ist eher konvex als konkav und der Bereich möglicher Radien des Grundrisses der Baumkrone ist eingeschränkt.

Die im Abschnitt 4.1.2.2 diskutierten differentialgeometrischen Eigenschaften der Baumkrone basieren auf ihrer Form und vernachlässigen die Grob- und Feinstruktur der Baumkrone. Um die Form der Baumkrone hervorzuheben, können Grob- und Feinstruktur durch eine Transformation der Bilddaten im Linearen Maßstabsraum unterdrückt werden.

Das Reflexionsverhalten der Baumkrone bzw. der Blattoorgane ändert sich in Abhängigkeit von Standortfaktoren und Jahreszeit. Im Gegensatz dazu ändert sich die Form der Baumkrone kaum, deswegen werden hier für die Extraktion primär die geometrischen Formeigenschaften genutzt. Bei der Entwicklung der Strategie wird davon ausgegangen, dass für die Extraktion keine Daten aus unterschiedlichen Jahreszeiten zur Verfügung stehen.

Da die Form, anders als Farbe und Feinstruktur, weitestgehend unabhängig vom Zustand des Baumes ist, bietet sich das Oberflächenmodell als primäre Quelle für die Extraktion einzelner Bäume an. Die Variation von Farbe und Textur sollte vorzugsweise für die Klassifikation extrahierter Baumkronen in unterschiedliche Baumarten, Altersstufen und Zustandsklassen verwendet werden, nicht für die Extraktion.

Die Funktion von Bäumen wird hier für die Extraktion einzelner Bäume nicht genutzt, dasselbe gilt für den Kontext. Beide Aspekte der Metaebene Modell haben nur geringen Einfluss auf das Aussehen eines Baumes und liefern nur in Ausnahmefällen einen Hinweis auf die Existenz von Bäumen. Auch die Aggregation von einzelnen Bäumen zu Baumgruppen oder Waldgebieten wird in dieser Arbeit nicht für die Extraktion einzelner Bäume genutzt.

Die grundlegende Idee der in dieser Arbeit entwickelten Strategie zur Extraktion von Bäumen aus Bildern besteht darin, datengetrieben vorzugehen. Der Grund dafür ist, dass Aussehen und Vorkommen von einzelnen Bäume zumeist unabhängig von anderen Objekten sind. Dies ist von Bedeutung, wenn ein System entwickelt werden soll, mit dessen Hilfe auch andere topographische Objekte, bei deren Extraktion man stark vom Kontext profitieren kann, extrahiert werden sollen. Dann ist es sinnvoll, zuerst die vom Kontext unabhängigen Objekte zu extrahieren und dann die kontextabhängigen.

Bei der Auswahl der Methoden zur Extraktion von Merkmalen sollte demnach berücksichtigt werden, keine impliziten Annahmen über den Szeneninhalt zu treffen.

Die im Folgenden vorgestellte Strategie für die Extraktion von Bäumen besteht darin, zunächst das Oberflächenmodell in mehreren Maßstabsebenen zu segmentieren, und in jeder dieser Segmentierungen diejenigen Segmente auszuwählen, die am ehesten einem Baum entsprechen. Damit wird der Verbindung eines bestimmten Maßstabs mit dem Objekt „Baum“ bei der Segmentierung des Oberflächenmodells aus dem Weg gegangen. Dies ist deswegen wichtig, weil die Größe des Baumes vorab nicht bekannt ist, und es ist auch nicht sinnvoll anzunehmen, sie wäre im Bereich der Szene konstant. Auf einer Maßstabsebene, in der die Feinstrukturen einer sehr großen Baumkrone unterdrückt werden, können kleine Bäume bereits ausgelöscht sein. Deshalb wird eine Reihe von Maßstabsebenen untersucht. Nach der Bewertung aller Hypothesen in allen Maßstäben werden die jeweils besten Hypothesen ausgewählt.

In Abbildung 46 ist ein Überblick über die Strategie dargestellt. Ausgehend von einer Maßstabsraum-Repräsentation $H(\bar{x}, \sigma)$ des Oberflächenmodells wird in jeder Maßstabsebene eine Segmentierung durchgeführt. Für jedes dabei entstandene Segment S werden Zugehörigkeitswerte, basierend auf den Merkmalen Größe, Konvexität, Kreisförmigkeit und Vitalität (vgl. Abschnitt 4.1.2), berechnet. Bei der Berechnung der Zugehörigkeitswerte wird auch auf die Information im optischen Bild $I(\bar{x}, \sigma)$ zurückgegriffen, und zwar zur Ermittlung des $NDVI$ -Wertes innerhalb eines Segmentes. Die Bewertung der Segmente basiert auf deren Zugehörigkeitswerten. Segmente mit hohen Zugehörigkeitswerten stellen Baumkronen B dar. In einem letzten Schritt wird ausgehend von jedem B eine Snake zur erneuten, unabhängigen Bestimmung der Baumkronenbegrenzung initiiert. Da der Rand eines Segmentes S bereits eine Realisierung der gesuchten Baumkronenbegrenzung darstellt, kann die Snake als unabhängiges Messverfahren zur Extraktion der Baumkronenbegrenzung angesehen werden.

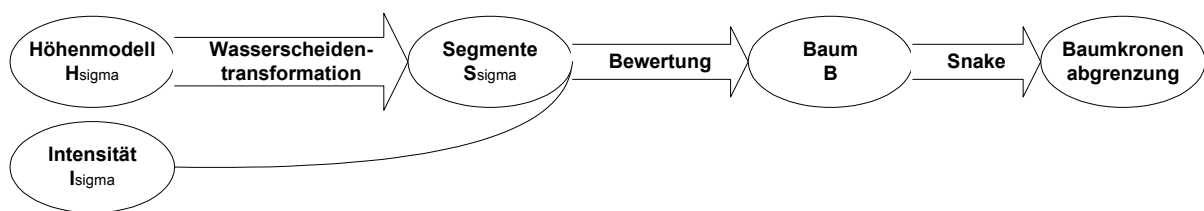


Abbildung 46: Strategie zur Extraktion von Bäumen

Durch die Segmentierung des Oberflächenmodells auf mehreren Maßstabsebenen entstehen an einer Position in der Bildebene mehrere sich eventuell überlappende Segmente. Die Abbildung 47 zeigt beispielhaft die Ergebnisse einer Segmentierung auf vier unterschiedliche Maßstabsebenen. Im Vordergrund sind die Ränder der Auffangbecken der Wasserscheidentransformation in der jeweiligen Maßstabsebene abgebildet, diese Auffangbecken sind die Segmente S .

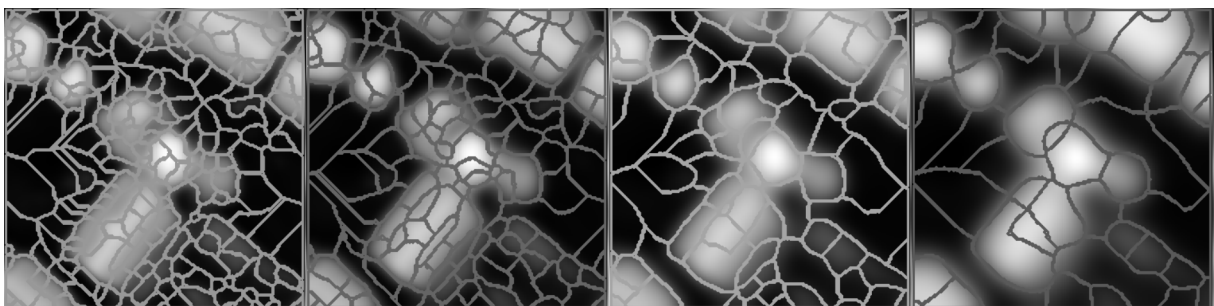


Abbildung 47: Segmentierungsergebnis des Oberflächenmodells in vier Maßstabsebenen $\sigma = 1, 2, 4, 8$ [Pixel]

Im Folgenden wird eine Maßstabsebene der Maßstabsraum-Repräsentation $H(\bar{x}, \sigma)$ des Oberflächenmodells mit $H_i, 0 \leq i \leq n$ bezeichnet, wobei der Index i auf ein entsprechendes σ verweist. Der Index $i=0$ verweist immer auf $\sigma=0$, und es gilt $\sigma_i < \sigma_{i+1}$ für alle σ_i . Ein Segment $S_{ij}, 0 \leq j \leq m_i$ ist durch die Segmentierung von H_i entstanden, der Index j dient zur Identifizierung des Segments, die Anzahl der Segmente m_i kann für jede Maßstabsebene H_i unterschiedlich große Werte annehmen.

In Abbildung 48 sind die Maßstabsebenen H_i mit ihren Segmenten schematisch dargestellt. Zusätzlich sind für das Segment S_{n0} einige topologische Relationen zu Segmenten in anderen Maßstabsebenen dargestellt. Zunächst werden die topologischen Relationen zwischen allen Segmenten untersucht und in die zwei Relationengruppen C_1 und C_2 eingeteilt (siehe Abschnitt 2.5). Anhand der Zugehörigkeit der jeweiligen topologischen Relation zu einer der beiden Relationengruppen wird entschieden, ob Segmente aus verschiedenen Maßstabsebenen Hypothesen für denselben Baum in der realen Welt darstellen. Dadurch werden die einzelnen Maßstabsebenen wieder zusammengeführt. Aus einer Gruppe von Segmenten, die untereinander topologische Relationen aus C_2 haben, stellt das Segment mit der besten Bewertung das vorläufige Extraktionsergebnis B für einen Baum dar.

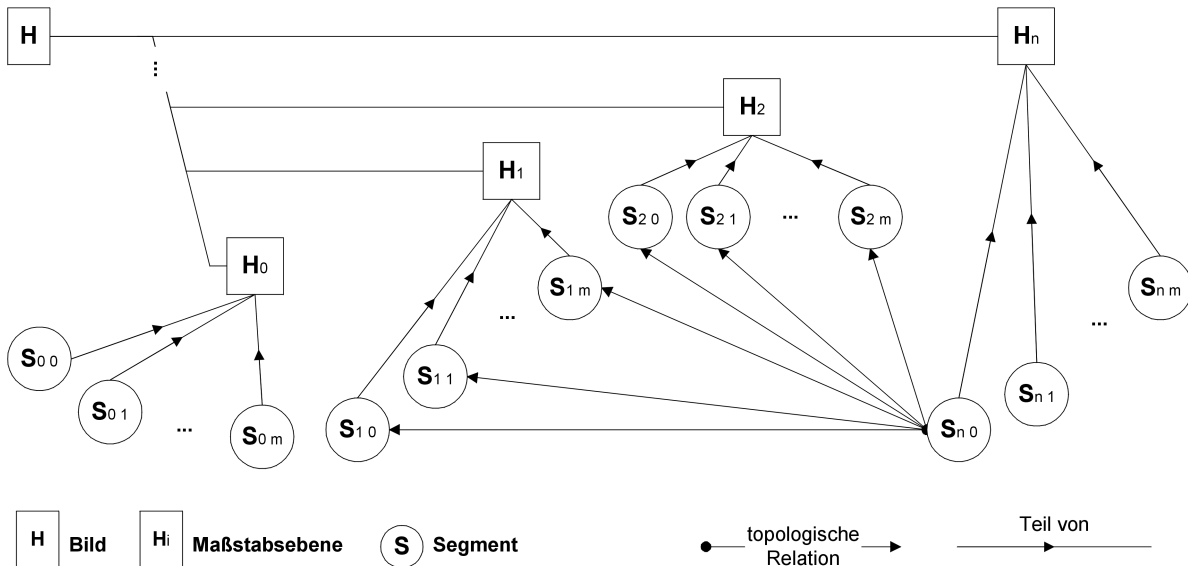


Abbildung 48: Darstellung der Segmente S in den verschiedenen Ebenen $H(\bar{x}, \sigma)$ im Maßstabsraum; für das Segment $S_{n,0}$ sind die topologischen Relationen zu anderen Segmenten dargestellt.

In einem letzten Schritt erfolgt die Bestimmung der endgültigen Baumkronenbegrenzung mittels einer Snake in Form eines geschlossenen Polygons. Dabei kann sich neben der Geometrie der einzelnen Baumkrone auch die topologische Relation zwischen den Baumkronen verändern. Aus diesem Grund erfolgt eine abschließende interne Bewertung der extrahierten Bäume B nach der Feinmessung der Baumkronenbegrenzung, siehe Abschnitt 4.2.4. Zur Unterscheidung werden die Bäume nach der internen Bewertung mit einem oberen Index '+' als B^+ gekennzeichnet.

Nach dieser Übersicht über die Strategie zur Baumextraktion wird in den folgenden Abschnitten auf Details der Segmentierung, der Bewertung und der Feinmessung der Baumkronenbegrenzung mit Snakes eingegangen.

4.2.1 Segmentierung

Die Segmentierung erfolgt mit der Wasserscheidentransformation. Die Wasserscheidentransformation segmentiert das Bild ausgehend von den lokalen Minima des Bildes, die resultierenden Auffangbecken enthalten jeweils ein lokales Minimum (vgl. Abschnitt 2.3).

In der Praxis führt die Anwendung der Wasserscheidentransformation auf ein Oberflächenmodell wegen der vielen Nebenminima, die durch Rauschen und kleinere Objekte verursacht werden, zu einer Übersegmentierung (vgl. Abbildung 49). Zur Vermeidung dieser Übersegmentierung wird das Oberflächenmodell so vorverarbeitet, dass die lokalen Maxima den Objektgrenzen und die lokalen Minima möglichst den gesuchten Objekten entsprechen. Das so transformierte Bild wird auch als Segmentierungsfunktion bezeichnet (SOILLE 1998). Durch eine Vergrößerung des Maßstabsparameters kann diese Übersegmentierung vermieden werden, siehe Abbildung 49 rechts. Durch die Vergrößerung des Maßstabsparameters verschwinden die Nebenminima und die Auffangbecken enthalten die einzelnen Baumkronen.

Eine Segmentierungsfunktion für die Extraktion der Baumkronen kann durch die Invertierung $I^o(f(\vec{x})) = |f - \max(f(\vec{x}))|$ des Oberflächenmodells erzeugt werden. Hierdurch werden aus lokalen Minima lokale Maxima und umgekehrt (siehe Abbildung 49 links). Die Auffangbecken des invertierten Oberflächenmodells sind im zweiten Bild von links in Abbildung 49 dargestellt, ohne eine entsprechende Tiefpassfilterung tritt hier die angesprochene Übersegmentierung auf.

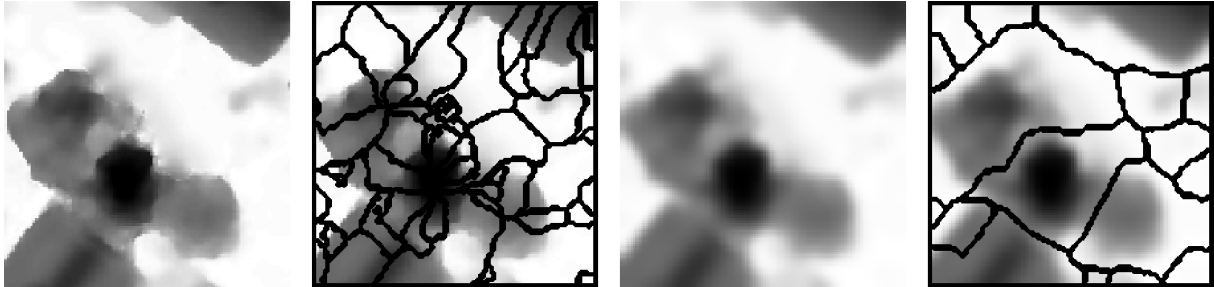


Abbildung 49: Ergebnisse der Wasserscheidentransformation für das Oberflächenmodell des Testdatensatzes DREI-BÄUME.

Von links nach rechts:

- Ausschnitt aus dem Oberflächenmodell (feiner Maßstab)
- Begrenzungen der Auffangbecken nach der Wasserscheidentransformation des Oberflächenmodells
- Oberflächenmodell im groben Maßstab
- Begrenzungen der Auffangbecken nach der Wasserscheidentransformation des Oberflächenmodells im groben Maßstab

Allerdings enthalten die Auffangbecken nicht nur die einzelnen Baumkronen, sondern auch größere Bereiche der Umgebung, vgl. Abbildung 49 rechts. Das ist dann der Fall, wenn die Bäume nicht in kompakten Gruppen stehen wie im Wald, sondern eher in Reihen oder einzeln, wie in der Offenen Landschaft oder in Siedlungen (siehe auch Abschnitt 4.1.4).

In Waldgebieten befinden sich zwischen Bäumen normalerweise keine größeren Lücken. Dann genügt es, das invertierte Oberflächenmodell in einer geeigneten Maßstabsebene als Segmentierungsfunktion zu verwenden. Dies lässt sich anhand von Abbildung 49 (rechts) nachvollziehen, dort entsprechen die Auffangbecken den Baumkronen. Im Allgemeinen ist es günstiger, eine Segmentierungsfunktion zu verwenden, die direkt an den Baumkronenbegrenzungen lokale Maxima besitzt. Eine solche Segmentierungsfunktion lässt sich durch die Differentiation des Oberflächenmodells erzeugen. Die Stellen an denen der Gradient des Oberflächenmodells an einer Baumkrone maximal ist, werden als Begrenzung der Baumkrone angesehen (vgl. Abbildung 36 und Abbildung 41).

In Abbildung 50 ist links der Betrag des Gradienten $|\nabla H(\vec{x}, \sigma)|$ für das Testbild DREI-BÄUME dargestellt, rechts daneben das Ergebnis der darauf angewandten Wasserscheidentransformation. Der Maßstabsparameter von $\sigma = 10$ Pixel, entsprechend 2 m bei einer Pixelgröße von 0.2 m des Oberflächenmodells, wurde für diese Darstellung so gewählt, dass die Auffangbecken nach der Wasserscheidentransformation den Baumkronen entsprechen.

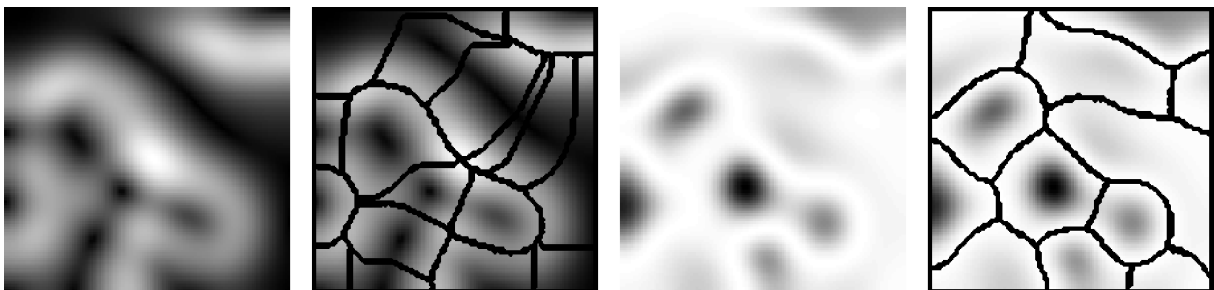


Abbildung 50: Ergebnisse der Wasserscheidentransformation basierend auf Ableitungen erster und zweiter Ordnung des Oberflächenmodells des Testdatensatzes DREI-BÄUME.

Von links nach rechts:

- Betrag des Gradienten $|\nabla H(\vec{x}, \sigma)|$
- Auffangbecken nach der Wasserscheidentransformation von $|\nabla H(\vec{x}, \sigma)|$
- Invertierte, quadrierte Summe der zweiten partiellen Ableitungen in Zeilen- und in Spaltenrichtung $I^o((\Delta H(\vec{x}, \sigma))^2)$
- Auffangbecken nach der Wasserscheidentransformation von $I^o((\Delta H(\vec{x}, \sigma))^2)$.

Auch der Wechsel der Krümmungsrichtung kann als Segmentierungsfunktion herangezogen werden. Im eindimensionalen Fall entsprechen die Nulldurchgänge der zweiten Ableitung den Maxima der ersten Ableitung. Für die Wasserscheidentransformation werden lokale Maxima an den Kanten der zu extrahierenden Objekte benötigt. Dies wird hier durch das Quadrieren der Grauwerte von $\Delta H(\bar{x}, \sigma)$ erreicht, dadurch ergeben sich Minima an den Kanten und Maxima an den konvexen und konkaven Stellen der Bildfunktion, vgl. Abbildung 36, Seite 45. Durch anschließendes Invertieren von $(\Delta H(\bar{x}, \sigma))^2$ erhält man eine Segmentierungsfunktion, die sich für die Extraktion der Baumkronen gut eignet. Ein entsprechendes Beispiel ist in Abbildung 50 dargestellt, die zweite Abbildung von rechts zeigt die Segmentierungsfunktion $I^o((\Delta H(\bar{x}, \sigma))^2)$, die entsprechenden Auffangbecken nach der Wasserscheidentransformation sind ganz rechts in Abbildung 50 dargestellt. Die Segmente, die sich bei der Verwendung von $I^o((\Delta H(\bar{x}, \sigma))^2)$ als Segmentierungsfunktion ergeben, entsprechen hier eher dem Modell als die Segmente, die sich basierend auf dem Betrag der Gradienten $|\nabla H(\bar{x}, \sigma)|$ ergeben. Die Segmente erscheinen runder und eher dem Verlauf der Baumkronenbegrenzung folgend, vgl. Abbildung 50.

Für die Segmentierung von Baumkronen mit dem Wasserscheidenverfahren hat es sich als günstig erwiesen, die Summe der zweiten partiellen Ableitungen als Segmentierungsfunktion zu verwenden. Eine theoretisch fundierte Begründung hierfür ist schwierig zu geben, da die Situationen im Detail nur sehr schwer zu interpretieren sind²⁷. Eine auf dem Bild POLLOCK-BÄUME basierende quantitative Untersuchung hierzu ist im Abschnitt 5.2 ab Seite 66 dargestellt.

Zusammenfassend kann man sagen, dass bei richtiger Wahl des Maßstabsparameters und der Segmentierungsfunktion ein Auffangbecken der Wasserscheidentransformation einer Baumkrone entspricht. Durch die Verwendung von $I^o((\Delta H(\bar{x}, \sigma))^2)$ als Segmentierungsfunktion grenzen die Wasserscheiden die Objekte voneinander und vom Bildhintergrund auch dann gut ab, wenn die einzelnen Bäume nicht in unmittelbarer Nachbarschaft zueinander stehen. Die Wasserscheidentransformation kann demzufolge nicht nur in Waldgebieten, sondern auch im Siedlungsgebiet und in der Offenen Landschaft zur Extraktion einzelner Baumkronen verwendet werden.

4.2.2 Segmentweise Bewertung und Hypothesenauswahl

Die Bewertung kann in drei Schritte eingeteilt werden. Zunächst wird für jedes Segment die Zugehörigkeit zur Menge der runden, „baumgroßen“, konvexen und vitalen Objekte innerhalb der untersuchten Szene berechnet. Hierzu werden die entsprechenden Zugehörigkeitswerte mit einem logischen UND aus der Fuzzy-Theorie (vgl. Abschnitt 2.4) verknüpft. In einem zweiten Schritt wird untersucht, ob mehrere Hypothesen für ein und denselben Baum in der realen Welt existieren. In dem Fall wird diejenige Hypothese mit der besten Bewertung ausgewählt. In der abschließenden internen Bewertung - dem dritten Schritt - werden nach der Bestimmung der Baumkronenbegrenzung mit dem Snake-Algorithmus, zunächst die Zugehörigkeitswerte neu berechnet und die Klassifikation der topologischen Relationen wiederholt. Die Entscheidung, ob es sich bei dem betrachteten Segment um einen Baum handelt oder nicht, wird auf Basis des arithmetischen Mittelwertes der Zugehörigkeitswerte nach deren Neuberechnung getroffen.

4.2.2.1 Segmentweise Bewertung

Die Attribute $a_i, i = 1, 2, 3, 4$ stellen gemäß dem Modell (Abschnitt 4.1) die maßgeblichen Indikatoren dafür dar, ob es sich bei einem Segment um eine Baumkrone handelt. Die Berechnung der einzelnen Attributwerte und der entsprechenden Zugehörigkeitswerte $m(a_i)$ ist im Abschnitt 4.1 beschrieben, eine Zusammenstellung mit entsprechenden Verweisen findet sich in Tabelle 8.

²⁷ Untersuchungen bezüglich der Unterschiede im Kantenverlauf bei der Verwendung der Maxima von der ersten Ableitungen und der Nulldurchgänge der zweiten Ableitungen wurden unter anderem für die Extraktion von Eckpunkten durchgeführt, beispielsweise in (DERICHE & GIRAUDON 1993). Es zeigte sich, dass bei Verwendung der Maxima der ersten Ableitungen die Kanten in unmittelbarer Nähe einer Ecke innerhalb des aufgespannten Winkels verlaufen. Dagegen verläuft eine Kante, die basierend auf den Nulldurchgängen der zweiten Ableitungen extrahiert wurde, direkt durch die Ecke. Der Kantenverlauf folgt jedoch weniger lange der „wahren“ Kante, als bei der Verwendung der ersten Ableitungen.

	Bezeichnung	Bedeutung	Verweis	Seite
a_1	Größe	Die Fläche der Projektion einer Baumkrone in die Bildebene hat eine nach oben und unten beschränkte Größe.	Tabelle 4	43
a_2	Kreisförmigkeit	Die Projektion der Baumkrone auf die Bildebene ist kreisförmig.	Tabelle 5	44
a_3	Konvexität	Ein Baumkronensegment ist konvex im Oberflächenmodell.	Tabelle 6	46
a_4	Vitalität	Eine Baumkrone besitzt einen hohen Vegetationsindex.	Tabelle 7	49

Tabelle 8: Bedeutung der Attribute zur Bewertung eines Segmentes

Einen beispielhaften Überblick über die Baumhypothesen nach der segmentweisen Bewertung gibt Abbildung 51. Die Abbildung zeigt alle Segmente in vier Maßstabsebenen, deren Zugehörigkeitswert $m_{\gamma_a}(a_i)$ im Intervall von Null bis Eins größer als **0.75** ist.

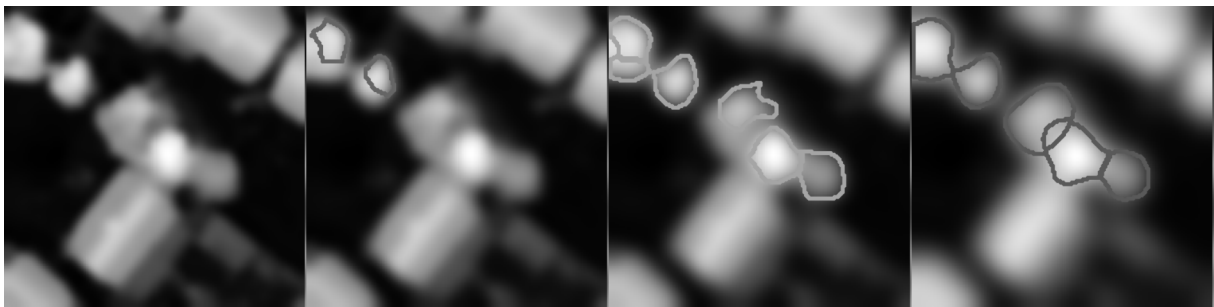


Abbildung 51: Baumhypothesen in vier unterschiedlichen Maßstabsebenen (von links nach rechts: $\sigma = 1, 2, 4, 8$ [Pixel]) nach der segmentweisen Bewertung (vgl. auch Abbildung 47). Die Segmente sind in Abhängigkeit von der Maßstabsebene in verschiedenen Grautönen dargestellt.

Die einzelnen Zugehörigkeitswerte $m(a_i)$, die sich aus den Attributwerten a_i und den entsprechenden Zugehörigkeitsfunktionen ergeben, werden mit einem UND verknüpft (siehe auch Abschnitt 2.4). Damit ergibt sich der Zugehörigkeitswert $m_{\gamma_a}(a_i)$ nach Gleichung (2.13). Der Wert $m_{\gamma_a}(a_i)$ gibt demzufolge – im Sinne der Fuzzy-Theorie – den Wahrheitsgehalt der Aussage „das Segment ist ein Baum“ an. Alle Segmente S , deren Zugehörigkeitswert $m_{\gamma_a}(a_i)$ einen Mindestwert überschreitet, stellen Hypothesen für einzelne Baumkronen dar. Dieser vom Anwender vorzugebende Mindestwert ist für alle Segmente gleich groß.

4.2.2.2 Auswahl der besten Hypothesen im Maßstabsraum

Dominierende Objekte in einem Bild treten mit einer gewissen Konstanz in mehreren Maßstabsebenen auf. Dies wurde bereits in (MARR 1982) für den Aufbau der „ersten rohen Skizze“ verwendet. In (LINDBERG 1998A) und (LINDBERG 1998B) stellt diese Konstanz die Basis für die Entwicklung einer vom Maßstab unabhängigen Extraktion von Bildmerkmalen dar.

Hier werden die einzelnen Segmente unabhängig voneinander betrachtet. Dies führt dazu, dass einzelne Segmente aus verschiedenen Maßstabsebenen an derselben Position in der Bildebene als gültige Hypothesen bewertet werden. Für die weitere Analyse werden zunächst die topologischen Relationen zwischen den einzelnen Segmenten analysiert und in die beiden Relationengruppen C_1 und C_2 eingeteilt. Die erste Gruppe C_1 fasst die eher disjunkten Relationen zusammen, und C_2 umfasst die Relationen, die darauf schließen lassen, dass es sich um identische Regionen an derselben Stelle \bar{x} handelt (vgl. Abschnitt 2.5). Für das weitere Vorgehen sind lediglich die Relationen aus C_2 von Bedeutung.

Ausgehend von der größten Auflösung lassen sich folgende Fälle mit Hilfe der topologischen Relationen zwischen den Segmenten unterscheiden: Anhand des Überlappungsfaktors (Gleichung (2.14)) kann für die nicht eindeutig disjunkten Regionen festgestellt werden, ob es sich um eine Relation aus C_1 oder aus C_2 handelt. In der folgenden Betrachtung möglicher topologischer Relationen aus C_2 ist das fragliche Segment A1 ein beliebiges S_{ij} , und das Segment A2 ein anderes S_{kl} , mit $i > k$. Die den drei dargestellten Fällen zugrundeliegenden topologischen Relationen sind aus der Relationengruppe C_2 .

Fall 1: Ein Segment $A1$ ist durch Verschmelzung aus mehreren anderen Segmenten einer feineren Auflösung hervorgegangen, in dem Fall überlappt das Segment $A1$ ein Segmente $A2$ ($OVERLAP(A1, A2)$ oder $CONTAINS(A2, A1)$).

Fall 2: Ein Segment $A1$ hat sich durch die Transformation im Maßstabsraum kaum verändert, es existiert ein nahezu identisches Segment $A2$ in der feineren Auflösung ($EQUAL(A1, A2)$).

Fall 3: Ein Segment $A1$ ist durch Teilung eines Segmentes $A2$ der feineren Auflösung hervorgegangen, in diesem Fall wird $A1$ von $A2$ überlappt ($COVERED BY(A1, A2)$, $CONTAINED BY(A1, A2)$).

Die Auswahl der besten Hypothesen im Maßstabsraum (*BHiM*) erfolgt nach der Feststellung der topologischen Relation zwischen allen S_{ij} . Falls zwischen zwei betrachteten Segmenten eine topologische Relation aus C_2 detektiert wird, dann wird davon ausgegangen, dass es sich bei den Segmenten um gültige Hypothesen für denselben Baum in der realen Welt handelt. Aus denjenigen Segmenten, die durch eine topologische Relation aus C_2 miteinander verbunden sind, wird das mit dem höchsten Zugehörigkeitswert $m_{\cup a}(a_i)$ als Baum B an der entsprechenden Stelle im Bild ausgewählt. Diese besten Hypothesen für Bäume B im Maßstabsraum sind in den entsprechenden Maßstabsebenen in Abbildung 52 dargestellt.



Abbildung 52: Baumhypothesen in vier unterschiedlichen Maßstabsebenen ($\sigma = 1, 2, 4, 8$ [Pixel]) nach der Selektion der besten Hypothesen im Maßstabsraum (vgl. Abbildung 47 und Abbildung 51)

Praktisch wird nach dem folgendem Schema zur Berechnung der topologischen Relationen zwischen den Segmenten im Skalenraum vorgegangen: Ausgehend von einem Segment S_{ij} in der größten Auflösung werden entweder die Segmente der feineren Maßstabsebenen als ungültig markiert, oder das Segment S_{ij} selbst, je nachdem, welches die schlechtere Bewertung besitzt. Ungültige Segmente werden beim nächsten Schritt nicht mehr betrachtet, dieselbe Auswertung wird sukzessive für die jeweils nächstfeineren Maßstabsebenen durchgeführt. Als Ergebnis erhält man die Segmente mit den jeweils besten Bewertungen im Maßstabsraum. Diese besten Hypothesen im Maßstabsraum haben untereinander nur noch topologische Beziehungen aus C_1 , sie sind alle disjunkt entsprechend der Definition des Überlappungsfaktors.

4.2.3 Bestimmung der Baumkronbegrenzung

Die grundlegende Idee und der Algorithmus für die Berechnung des Gleichgewichtszustandes zwischen den internen und externen Kräften, die auf eine Snake einwirken, wurde in Abschnitt 2.6 dargestellt. In diesem Abschnitt wird, ähnlich wie im Abschnitt 4.2.1 für die Wasserscheidentransformation, die Anwendung von Snakes zur Bestimmung der Baumkronbegrenzung unter Verwendung des Oberflächenmodells als Externe Energie beschrieben.

Merkmale der Baumkronbegrenzung sind die Geschlossenheit der Kontur und deren Rundheit. Als geometrische Repräsentation der Snake wird demzufolge ein geschlossenes Polygon als Funktion $v(s, t)$ verwendet. Die Rundheit der Baumkrone wird durch eine hohe Gewichtung des Parameters β (Ableitungsterm 2. Ordnung) berücksichtigt.

Ein Problem bei der Verwendung von Snakes ist häufig die eingeschränkte „Reichweite“ der externen Kräfte. Die Initialisierung der Snake muss in der Nähe der gesuchten Bildmerkmale erfolgen, damit von den externen Kräften Einfluss auf die Snake ausgeübt werden kann.

Grundsätzlich gibt es zwei Möglichkeiten zur Lösung dieses Problems. Eine Möglichkeit ist es, die Reichweite des Gradientenfeldes zu vergrößern. Alternativ dazu kann durch eine zusätzliche Kraft, die sich allein aus der Geometrie von $v(s,t)$ berechnen lässt, eine Bewegung der Snake in Richtung der Bildmerkmale erzeugt werden. Ein Beispiel hierfür sind die *Balloon-Snakes* (COHEN 1991). Diese Möglichkeiten werden in den folgenden beiden Abschnitten kurz diskutiert. Schließlich wird im letzten der drei folgenden Abschnitte auf die Einstellung der Parameter zur Steuerung der Snake eingegangen.

4.2.3.1 Externe Energie

Eine Möglichkeit zur Vergrößerung der Reichweite des Gradientenfeldes, ist die Transformation des zu untersuchenden Bildes im Maßstabsraum (KASS ET AL. 1988). Dies kann als dynamischer Prozess aufgefasst werden. Dazu ist ein Zusammenhang zwischen dem Maßstabsparameter σ und dem Zeitparameter t aufzustellen, mit dem festgelegt wird, wann die Maßstabsebene gewechselt werden. Dabei ist es sinnvoll, den Maßstabsparameter mit der Zeit zu verkleinern.

Die schwarze Linie in Abbildung 53 stellt eine Talsohle dar, in die sich die Snake nach der Initialisierung bewegen soll (vgl. Abschnitt 2.6). Die Gradientenvektoren des externen Kraftfeldes sind als Pfeile dargestellt. Das linke Bild stellt das Gradientenvektorfeld der Talsohle im Linearen Maßstabsraum in einer feinen Auflösung dar, das rechte in einer größeren Auflösung. Es ist gut zu erkennen, dass sich durch die Vergrößerung des Maßstabsparameters die Reichweite des Kraftfeldes vergrößern lässt.

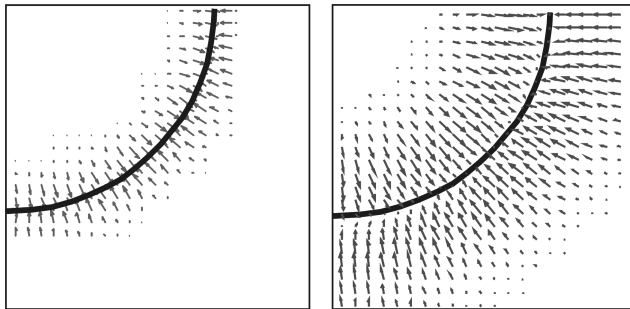


Abbildung 53: Vergrößerung des Einzugsbereiches eines Gradientenfeldes durch die Vergrößerung des Maßstabsparameters im Linearen Maßstabsraum

Snakes werden häufig zur Detektion der Begrenzung von Objekten verwendet. Das Problem bei der Extraktion der Baumkronenbegrenzung ist, dass die Kanten zwischen zwei Bäumen oftmals nur sehr schwach ausgeprägt sind, besonders, wenn die Bäume dicht zusammenstehen, vgl. Abbildung 36 auf Seite 45. Dann ist die den Kantenextraktionsverfahren in der Regel zugrundeliegende Annahme „starke Gradienten“ nicht erfüllt und es ist sinnvoller, direkt auf die Gradienten zurückzugehen.

Bei deutlich ausgeprägten Kanten liefern Kantenextraktionsverfahren, zum Beispiel nach (CANNY 1986) oder (DERICHE 1990), sehr gute Ergebnisse und sind beispielsweise für die Extraktion der Dachkontur eines Gebäudes gut geeignet, siehe (LINTEL 2001).

Ein weiterer Grund, der für die Verwendung der Gradienten im Linearen Maßstabsraum spricht, ist der, dass ein externes Verfahren zusätzliche Parameter in die Strategie einbringen würde, die nicht unbedingt notwendig sind. Es wurden gute Ergebnisse bei der Extraktion der Baumkronenbegrenzung erzielt, wenn die Beträge aller Gradienten, in den für die Segmentierung genutzten Maßstabsebenen im Linearen Maßstabsraum, aufsummiert und als externes Kraftfeld verwendet wurden:

$$D^\circ(f(\vec{x})) = \sum_0^{\sigma \max} |\nabla H(\vec{x}, \sigma)| \quad (4.9)$$

Damit werden die Gradienten aller Maßstabsebenen berücksichtigt, die deutlichen Kanten werden durch die Aufsummierung verstärkt, da sie in mehreren Maßstabsebenen auftreten. Schwächere Kanten bleiben jedoch erhalten. Zugleich wird das Problem der Maßstabsabhängigkeit der Kantenextraktion umgangen. Zur Verdeutlichung ist in Abbildung 54 links der Betrag des Gradienten $|\nabla H(\vec{x}, \sigma)|$ bei einem σ von 1.4 Pixel im Vergleich zum für die Extraktion der Baumkronenbegrenzung verwendeten externen Kraftfeld $\sum |\nabla H(\vec{x}, \sigma)|$ abgebildet.

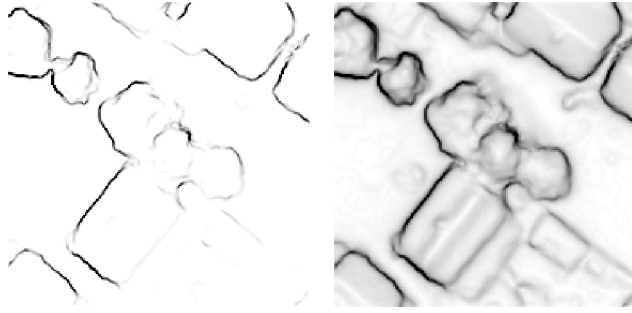


Abbildung 54: Links Stärke des Gradienten bei einem σ von 1.4 Pixel. Rechts: Summe der Gradientenbeträge über alle Maßstabsebenen. Beide Abbildungen wurden für den Druck skaliert.

4.2.3.2 Interne Energie und Druck

Ist die Snake als geschlossenes Polygon modelliert, ergibt sich mit den sogenannten Balloon-Snakes eine weitere Möglichkeit die Reichweite zu vergrößern. Die Grundidee der Balloon-Snake ist es, eine zusätzliche gerichtete Kraft aus dem Inneren der Snake anzubringen. Diese zusätzliche (Druck)Kraft lässt sich mit dem Aufblasen eines Ballons vergleichen, daher der Name. Balloon-Snakes wurden in (COHEN 1991) erstmals vorgestellt, die folgende Darstellung des Prinzips der Berechnung der Druckvektoren wurde aus (LINTEL 2001) übernommen.

Die Druckvektoren lassen sich aus den benachbarten Stützpunkten der Funktion $v(s, t)$ (Geometrie der Snake) berechnen. Der in Abbildung 55 dargestellte Richtungsvektor $\{dx, dy\}$ wird in jedem Stützpunkt berechnet und normiert. Durch die Normierung ist der Druck unabhängig vom Abstand der beiden für seine Berechnung verwendeten Stützpunkte.

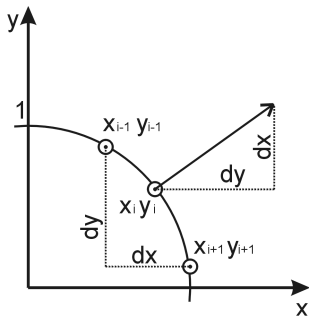


Abbildung 55: Zur Verdeutlichung der Berechnung der Druckkraft bei Balloon-Snakes

Die beiden mit dem Index P (pressure) gekennzeichneten, normierten Koordinatenkomponenten x_1^P und x_2^P der Druckkraft ergeben sich aus $\{dx, dy\}$ für den Punkt $P(x_i, y_i)$ damit wie folgt (vgl. Abbildung 55):

$$\begin{aligned} x_1^P &= \frac{1}{\sqrt{dx^2 + dy^2}} dy \\ x_2^P &= \frac{1}{\sqrt{dx^2 + dy^2}} dx \end{aligned} \quad (4.10)$$

Damit kann Gleichung (2.25) um die beiden Koordinatenkomponenten $x_u^P, u=1,2$ der Druckkraft erweitert werden. Mit dem Parameter κ^P zur Regulierung der Stärke der Druckkraft ergibt sich der folgende Ausdruck für die Balloon-Snake:

$$x_u(s, t) = \left(A_{\alpha, \beta} + I\gamma \right)^{-1} \left(\gamma x_u(s, t-1) + \kappa^P x_u^P - \kappa \frac{\partial E_{D^0(f(\bar{x}))}}{\partial x_u(s, t-1)} \right), \quad u=1,2, \quad I: \text{Einheitsmatrix} \quad (4.11)$$

Für die Bestimmung der Baumkronbegrenzung werden in dieser Arbeit Balloon-Snakes verwendet. Die Druckkraft wird dabei so eingestellt, dass sie in der Regel kleiner ist als die vom verwendeten Kraftfeld auf die Snake einwirkenden Kräfte. In den Fällen, in denen die Näherungslösung zu klein ist, wird die Snake von der Druckkraft, die von innen nach außen gerichtet ist, zu der Baumkronbegrenzung hin bewegt. Ist die Näherungslösung jedoch zu groß, würde sich die Snake von der Baumkronbegrenzung weg bewegen. Deswegen ist es sinnvoll, die Druckkraft nach einigen Iterationen stark zu reduzieren. Ohne Einfluss der externen Energie zieht sich die Snake dann aufgrund der internen Energie wieder zusammen und bewegt sich dadurch auf die Baumkronbegrenzung zu.

4.2.3.3 Einstellung der Parameter

Ein weiteres Problem bei der Verwendung von Snakes, neben der Reichweite und guten Näherungswerten, ist die Einstellung der freien Parameter. Dabei handelt es sich um die Gewichtsparameter α und β , mit denen das Verhalten der Snake gesteuert werden kann, die Viskosität des Mediums γ , sowie die Gewichtsparameter für die externe Energie κ und die Druckkraft κ^p , siehe Gleichung (4.11) und Abschnitt 2.6. Beim Einsatz für die Baumextraktion haben sich die folgenden Überlegungen als hilfreich bei der Einstellung der Parameter herausgestellt.

Bezüglich der inneren Energie der Snakes ist es sinnvoll, den Parameter α klein (etwa 0.25) zu wählen und den Parameter β demgegenüber sehr groß. Das hat zur Folge, dass sich die Snake wie ein Stahlseil verhält, ohne die Tendenz sich stark zu verkürzen. Der Vorteil dabei ist, dass die Snake damit grundsätzlich die Tendenz hat, eine Kreisform beizubehalten. Ein Verhältnis von 1:200 führt zu dem geschilderten Verhalten der Snake.

Die Druckkraft wird so eingestellt, dass sie zu einer geringen Expansion der Snake führt. Dadurch wird der Einzugsbereich vergrößert, in einigen Fällen können so Teile von Baumkronen zu einer Baumkrone integriert werden (vgl. Abschnitt 5.3.1). Ein $\alpha : \kappa^p$ Verhältnis von etwa 3:2 hat sich bei der vorliegenden Implementierung bewährt. Günstig ist, die Druckkraft nach etwa 30% der Iterationen so stark zu reduzieren, dass sich die Snake ohne Einfluss des externen Kraftfeldes zusammenzieht, allein auf Grund der durch α gesteuerten Neigung, sich zu verkürzen. Damit wird verhindert, dass die Snake sich bei zu großen Startwerten vom Rand der Baumkrone zu weit entfernt, ohne von der externen Energie beeinflusst zu werden.

Ein weiterer Parameter ist der Stützpunktabstand, der hier auf ein Pixel gesetzt wird. Mit diesem Stützpunktabstand und einem Wert für γ von etwa 3 reagiert die Snake erwartungsgemäß auf die im Oberflächenmodell enthaltene Information.

Ein anderes Problem ist die Frage nach der Beendigung des Optimierungsvorganges. Grundsätzlich ist es sinnvoll, die Änderung von $v(s,t)$ zu verfolgen und im Gleichgewichtszustand zwischen internen und externen Kräften, also wenn sich $v(s,t)$ nicht mehr mit t ändert, die Optimierung abzubrechen. Darauf wurde in dieser Arbeit verzichtet, hier wurde eine feste Anzahl Iterationen (500) verwendet, die in den meisten Fällen zum Erreichen des Gleichgewichtszustandes ausreichte. Damit konnte in vielen Fällen auch bei weniger guten Näherungswerten die Baumkronenbegrenzung korrekt bestimmt werden, vgl. auch Kapitel 5. Im Falle einer guten Näherungslösung reichen einige wenige Iterationen aus, und die folgenden Iterationen verändern an der Geometrie der Snake nichts mehr. Der dann durch die feste Anzahl Iterationen auftretende Zeitverlust bei der Berechnung wurde im Rahmen dieser Arbeit in Kauf genommen.

Der Optimierungsvorgang einer Snake ist in Abbildung 56 dargestellt. Der schwarze Kreis entspricht der Initialisierung der Snake auf der Basis einer Baumhypothese B . Ausgangspunkt für die Initialisierung ist der Schwerpunkt des entsprechenden Segments und der Radius, der aus dem Flächeninhalt berechnet wurde. Die hellgrauen Polygone stellen die Snake zu verschiedenen Zeitpunkten dar. Die Initialisierung ist mit t_0 gekennzeichnet, ein Zeitpunkt während der Optimierung mit t_i und die Lösung nach einer vorgegebenen Anzahl Iterationen mit t_e .

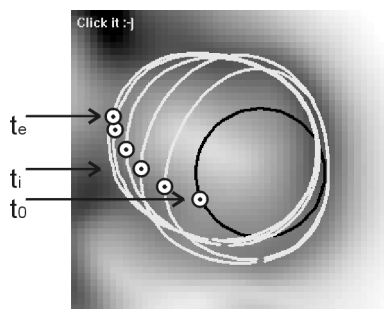


Abbildung 56: Optimierungsprozess einer Snake: t_0 Initialisierung als Kreis. t_i Zwischenlösungen. t_e Endzustand.

4.2.4 Interne Bewertung

Eine abschließende interne Bewertung, erfolgt nach der Extraktion der einzelnen Baumkronenbegrenzungen mit dem Snake-Algorithmus. Die Extraktion der Baumkronenbegrenzung kann neben der Wasserscheidentransformation als zweites, unabhängiges Verfahren zur Extraktion der Baumkronenbegrenzung angesehen werden.

Die Rundheit der Baumkrone wird durch eine entsprechende Steuerung der Snake explizit modelliert, siehe Abschnitt 4.2.3. In einigen Fällen kann das zu einer Veränderung der Baumkronenbegrenzung führen, die nicht nur Änderungen von Schwerpunkt und Radius des einzelnen Baumes B zur Folge hat, sondern auch die topologischen Relationen zwischen den extrahierten Bäumen beeinflusst. Aus diesem Grund wird die segmentweise Bewertung – basierend auf der Geometrie des jeweiligen Segmentes nach der Anwendung der Snakes – ebenso wie die Auswertung der topologischen Relationen aller Bäume B – erneut durchgeführt. Nach dieser segmentweisen Bewertung werden die Bäume mit einem zusätzlichen oberen Index ‚+‘ gekennzeichnet.

Die endgültige Entscheidung ob es sich bei einem extrahierten Baum B^+ um einen gültigen Baum handelt, wird mit einem einseitigen Hypothesentest durchgeführt. Es wird untersucht ob der Zugehörigkeitswert einer bestimmten Baumhypothese B_i^+ kleiner ist als der Mittelwert $\overline{m_{\cup a}}$ aller Baumhypothesen in der untersuchten Szene. Ist dies der Fall, wird B_i^+ verworfen. Als Testgröße dienen der Mittelwert $\overline{m_{\cap a}}$ aller Zugehörigkeitswerte $m_{\cap a}(a_i)$ der Bäume B^+ und die empirische Standardabweichung s_m des Einzelwertes. Die Zugehörigkeitswerte der Baumhypothesen B^+ in der Szene werden als normalverteilt angenommen. Die Nullhypothese H_0 lautet demnach $H_0: \overline{m_{\cap a}} = m_{\cap a}(a_i)$, die Alternativhypothese $H_A: \overline{m_{\cap a}} > m_{\cap a}(a_i)$.

Bei den in Kapitel 5 dargestellten Ergebnissen wurde in allen Fällen ein Konfidenzniveau von 95% verwendet.

4.3 Zusammenfassung

In diesem Kapitel wurde zunächst ein Modell zur Extraktion von Bäumen aus Bildern entwickelt. Es ergaben sich drei objektspezifische, sensorunabhängige Merkmale einer Baumkrone: Die Größe in einem bestimmten Bereich, die Kreisförmigkeit eines Segmentes und die Konvexität der dem Segment entsprechenden Region im Oberflächenmodell. Konkrete Werte für diese Parameter können unabhängig von der Geländeoberfläche allein aus einem Oberflächenmodell abgeleitet werden. Deswegen können sowohl Laserscannerdaten als auch Oberflächenmodelle, die durch Verfahren der Bildzuordnung entstanden sind, für die Extraktion verwendet werden. Zur Differenzierung zwischen Baumkronen und geometrisch ähnlichen, nicht vitalen Objekten wird als viertes Merkmal ein Vegetationsindex verwendet, der aus dem roten und dem nahen infraroten Spektralkanal berechnet wird.

Die oben genannten Merkmale werden genutzt, um einzelne Baumkronen zu extrahieren. Die vorab nicht bekannte Größe der in der Szene zu erwartenden Bäume kann dabei als das Hauptproblem bei der Baumextraktion angesehen werden. Es wurde eine Strategie entwickelt, die frei ist von Annahmen über die Größe der Bäume in der untersuchten Szene. Die einzelnen Prozesse der Strategie sind parameterfrei, das heißt, durch die einzelnen Verfahren werden keine zusätzlichen – oftmals nur schwer zu interpretierende – Parameter eingeführt. Diese Aussage gilt nicht für die Bestimmung der Baumkronenbegrenzung mit Snakes, deren Einstellung ist recht aufwendig und benötigt Erfahrung.

5 Ergebnisse

Um die in diesem Kapitel dargestellten Ergebnisse quantifizieren zu können, wurde ein Schema für eine externe Bewertung entwickelt. Diese basiert auf einem Vergleich zwischen den Bäumen, die ein menschlicher Interpret extrahiert hat, und denen, die automatisch extrahiert worden sind. In beiden Fällen wurde auf dieselben Bilddaten zurückgegriffen. Die daraus abgeleiteten Qualitäts- und Genauigkeitsmaße sind in Abschnitt 5.1 kurz dargestellt. Im darauf folgenden Abschnitt ist die Untersuchung zur Auswahl der Segmentierungsfunktion für die Wasserscheidentransformation beschrieben (siehe auch Abschnitt 4.2.1). Schließlich werden im letzten Abschnitt dieses Kapitels mehrere kleinere Projekte und deren Ergebnisse dargestellt und diskutiert. Zunächst werden die einzelnen Szenen und die zur Verfügung stehenden Daten beschrieben, anschließend werden die Probleme des Ansatzes anhand von ausgewählten Beispielen dargestellt. Eine Zusammenstellung aller Ergebnisse erfolgt am Ende dieses Kapitels.

5.1 Externe Bewertung

Die Erfassung der Referenzdaten für die externe Bewertung wurde hier folgendermaßen durchgeführt. Ein Operateur erfasste auf dem Bild und dem Oberflächenmodell jeden einzelnen Baum als Kreis (siehe zum Beispiel Abbildung 62, Seite 75). In aller Regel wurden dabei die einzelnen Bäume auf der Basis des Oberflächenmodells erfasst, die optische Information wurde nur in Zweifelsfällen herangezogen. Die Messung erfolgte mit einer im Durchmesser variablen kreisförmigen Messmarke, durch die Anpassung des Durchmessers dieser Messmarke an die abgebildete Baumkrone wird der Kronendurchmesser gemessen. Die Koordinaten des Mittelpunkts der Messmarke entsprechen dann der Referenzposition des Baumes. Mittelpunkt und Radius der kreisförmigen Messmarke werden zur Berechnung der kreisförmigen Region B^R verwendet, die als Referenzregion für den jeweiligen Baum angesehen wird.

Die Korrespondenz zwischen einem Baum B^R aus der Referenz und einem automatisch extrahierten Baum B^E wurde wie folgt realisiert: Die Position eines extrahierten Baumes B^E wird als Flächenschwerpunkt $B^E_{Schwerpunkt}$ des Segments B bzw. der von der Snake eingeschlossenen Fläche (bei B^+) berechnet, bei der späteren Evaluierung werden diese beiden Fälle getrennt betrachtet. Der Radius B^E_{Radius} ergibt sich ebenfalls aus der Fläche des jeweiligen Segmentes, die als Kreisfläche angenommen wird, sodass sich B^E_{Radius} aus der Flächenformel für den Kreis ergibt. Zwischen einem Baum B^R und einem Baum B^E im Extraktionsergebnis wird zunächst die topologische Relation bestimmt und entschieden, ob es sich eher um gleiche (Relationengruppe C_2) oder um disjunkte Regionen handelt (Relationengruppe C_1 , vgl. auch Abschnitt 2.5). Tritt zwischen B^R und B^E eine Relation aus C_2 auf, wird angenommen, dass es sich um einen korrekt extrahierten Baum handelt und der entsprechende Baum B^R im Referenzdatensatz wird markiert und im Weiteren nicht mehr betrachtet. Befinden sich im Extraktionsergebnis mehrere Teile einer Baumkrone, die genau einem Baum B^R aus der Referenz zugeordnet werden könnten, wird demnach nur genau eine der Teilkronen als korrektes Extraktionsergebnis gewertet, die anderen werden als FP (False Positive) gezählt (vgl. Abschnitt 2.7).

Eine Folge davon ist, dass die Genauigkeit der Position und des Radius grundsätzlich zu pessimistisch abgeschätzt wird, da nicht zwangsläufig die bestmögliche Übereinstimmung zwischen der Referenz und dem Extraktionsergebnis gefunden wird. Im Extremfall kann das zu Abweichungen einzelner Positionen in der Größenordnung des Radius eines Baumes führen. Dieses Problem kann gelöst werden, indem zunächst 1:n Beziehungen zwischen Referenz und automatisch extrahierten Bäumen zugelassen werden, und von den n Kandidaten der beste ausgewählt wird. Im Rahmen dieser Arbeit wurde auf eine entsprechende Implementierung verzichtet.

Jede Übereinstimmung zwischen Referenz und Extraktionsergebnis wird als TP (True Positive) gezählt. Unter Berücksichtigung der Anzahl der Bäume in der Referenz und den Bäumen im Extraktionsergebnis, die nicht zugeordnet werden konnten, ergeben sich daraus Werte für die Vollständigkeit und die Korrektheit des Extraktionsergebnisses (siehe auch Abschnitt 2.7).

Die Genauigkeit des Extraktionsergebnisses setzt sich zusammen aus der Richtigkeit und der Präzision (WELSCH ET AL. 2000). Als ausschlaggebend für die Richtigkeit der Extraktionsergebnisse werden hier die Positionen der extrahierten Bäume $B_{\text{Schwerpunkt}}^E$ und deren Radien B_{Radius}^E im Vergleich zu den Positionen $B_{\text{Schwerpunkt}}^R$ und Radien B_{Radius}^R der Bäume in der Referenz angesehen. Die Richtigkeit der Position wird abgeschätzt als arithmetisches Mittel der Euklidischen Abstände zwischen den einander zugeordneten Bäumen aus Referenz und Extraktionsergebnis. Präzision ist die Bezeichnung für das Ausmaß der Streuung von Messwerten (WELSCH ET AL. 2000), zur Quantifizierung werden hier die empirischen Standardabweichungen s der Abstände und der Radien angegeben.

Zur Berechnung des Abstandes werden die Mittelpunkte der Kreise im Falle der Referenzbäume $B_{\text{Schwerpunkt}}^R$ und die Flächenschwerpunkte der entsprechenden Segmente im Falle der Extraktionsergebnisse $B_{\text{Schwerpunkt}}^E$ herangezogen. Der Mittelwert \bar{d} der Abstände und die empirische Standardabweichung s_d eines Abstandes ergeben sich damit zu:

$$\begin{aligned}\bar{d} &= \frac{1}{n} \sum_{i=0}^n d_i, \text{ mit } d_i = \left| B_{\text{Schwerpunkt}}^R - B_{\text{Schwerpunkt}}^E \right|, B_{\text{Schwerpunkt}}^{R,E} \in \mathbb{R}^2 \\ s_d &= \frac{1}{n-1} \sum_{i=0}^n (\bar{d} - d_i)^2\end{aligned}\tag{5.1}$$

Entsprechend wird der Mittelwert \bar{r} der Radiusdifferenzen und die zugehörige empirische Standardabweichung s_r abgeschätzt:

$$\begin{aligned}\bar{r} &= \frac{1}{n} \sum_{i=0}^n r_i, \text{ mit } r_i = \left(B_{\text{Radius}}^R - B_{\text{Radius}}^E \right)_i, B_{\text{Radius}}^{R,E} \in \mathbb{R} \\ s_r &= \frac{1}{n-1} \sum_{i=0}^n (\bar{r} - r_i)^2\end{aligned}\tag{5.2}$$

Ein Nachteil des hier angewandten Verfahrens zur Feststellung der Korrespondenz zwischen einem Baum aus der Referenz und einem Baum aus dem Extraktionsergebnis ist die Abhängigkeit von der Reihenfolge der zu vergleichenden Objekte. Ein großer Vorteil ist, dass das Verfahren parameterfrei ist, und grundsätzlich keine Annahmen bezüglich der Genauigkeit der einzelnen Extraktionsergebnisse notwendig sind.

5.2 Auswahl der Segmentierungsfunktion

Zum Vergleich von Segmentierungsfunktionen werden die Ergebnisse, die bei der Anwendung des Verfahrens auf das Testbild *POLLOCK_BÄUME* erreicht werden, miteinander verglichen (vgl. Abbildung 57). Im Rahmen dieser Untersuchung werden als Segmentierungsfunktionen der Betrag des Gradienten $|\nabla H(\bar{x}, \sigma)|$, die Summe der zweiten Ableitungen $\Delta H(\bar{x}, \sigma)$ und die quadrierte und invertierte Summe der zweiten Ableitungen $I^o \left((\Delta H(\bar{x}, \sigma))^2 \right)$ gewählt (vgl. auch Abschnitt 4.2.1). In Tabelle 9 sind die Werte gegenübergestellt, die sich für das Testbild *POLLOCK_BÄUME* ergeben. In den mit BHiM überschriebenen Spalten sind die Ergebnisse für die besten Hypothesen im Maßstabsraum (BHiM) angegeben, in den mit IB überschriebenen Spalten die Ergebnisse nach der Bestimmung der Baumkronbegrenzung mit Snakes und der anschließenden internen Bewertung (IB), zur Berechnung und Bedeutung der Qualitätsmaße siehe Abschnitt 2.7.

Projekt	BHiM		IB		BHiM				IB			
	V [%]	K [%]	V [%]	K [%]	\bar{d} [pix]	s_d [pix]	\bar{r} [pix]	s_r [pix]	\bar{d} [pix]	s_d [pix]	\bar{r} [pix]	s_r [pix]
$ \nabla H(\bar{x}, \sigma) $	87	96	55	100	3.6	5.6	3.0	4.6	3.0	4.6	3.9	3.1
$\Delta H(\bar{x}, \sigma)$	97	100	46	100	7.6	7.8	4.5	8.7	6.7	7.2	3.7	7.7
$I^o \left((\Delta H(\bar{x}, \sigma))^2 \right)$	100	100	73	100	2.6	3.3	6.5	5.3	2.9	3.3	4.7	5.3

Tabelle 9: Gegenüberstellung der Ergebnisse für das Testbild POLLOCK-BÄUME. BHiM: Beste Hypothesen im Maßstabsraum.

IB: Ergebnisse nach der Bestimmung der Baumkronbegrenzung mit Snakes und der anschließenden internen Bewertung.

V: Vollständigkeit. K: Korrektheit.

Die Zahlen für die BHiM stellen nicht allein das Genauigkeitspotenzial der Wasserscheidentransformation dar, sondern sie sind überlagert von den Fehlern, die sich durch die Bewertung der Segmente ergeben haben. So ist bei der Verwendung von $|\nabla H(\vec{x}, \sigma)|$ als Segmentierungsfunktion zwar die Genauigkeit des Radius am besten, aber die Vollständigkeit beträgt nur 87% Prozent im Gegensatz zu 97% und 100% bei Verwendung der Segmentierungsfunktion, die auf der zweiten Ableitung basiert. Die besten Ergebnisse werden bei der Verwendung von $I^o(\Delta H(\vec{x}, \sigma)^2)$ als Segmentierungsfunktion erzielt. Die Differenzen in den Positionen sind kleiner als bei der Verwendung des Gradienten und die Radiusdifferenzen nur geringfügig größer.

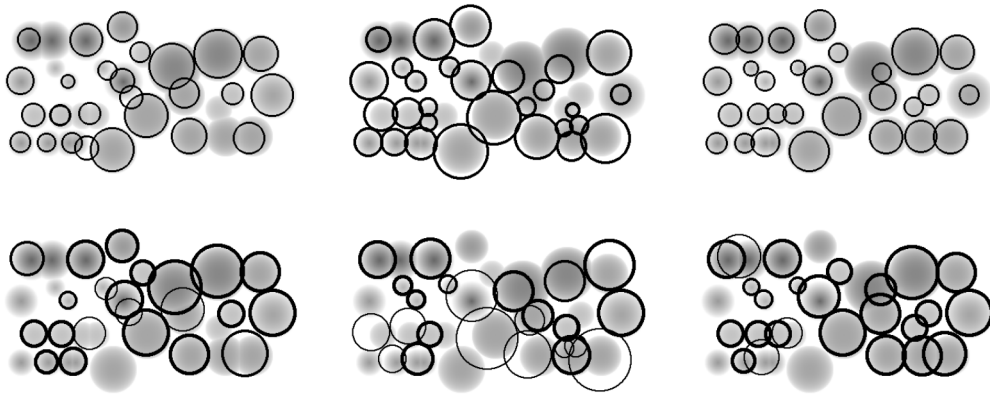


Abbildung 57: In der ersten Zeile sind die Hypothesen für Baumkronen als Kreise dargestellt, und in der zweiten Zeile die endgültigen Ergebnisse nach der Optimierung des Baumkronenrandes mit Snakes. Für die linke Spalte wurde der Betrag des Gradienten als Segmentierungsfunktion verwendet, in der mittleren $\Delta H(\vec{x}, \sigma)$ und rechts $I^o\left(\left(\Delta H(\vec{x}, \sigma)^2\right)\right)$. Im Hintergrund ist das invertierte Oberflächenmodell $I^o(H(\vec{x}, \sigma))$ dargestellt.

Im Vergleich zu den BHiM Ergebnissen zeigt sich, dass die Genauigkeit des Extraktionsergebnisse durch Verwendung der Snake im Mittel über alle Extraktionsergebnisse kaum verbessert werden kann. In einigen Fällen ergab sich zwar eine Korrektur der Ergebnisse, wie man in Abbildung 57 erkennen kann. Es gibt jedoch auch Fälle bei denen das Extraktionsergebnis durch die Anwendung der Snake verschlechtert wird. Insgesamt wird die Vollständigkeit schlechter, sie verringert sich im besten Fall von 100% auf 73%.

Die Vollständigkeit der Ergebnisse nach der internen Bewertung ist am schlechtesten bei der Verwendung von $\Delta H(\vec{x}, \sigma)$ als Segmentierungsfunktion. Es zeigt sich die Wichtigkeit guter Näherungswerte für die Initialisierung der Snakes, in diesem Fall ist nämlich auch die Genauigkeit der BHiM am schlechtesten. Auch bei den Auswertungen, die mit echten Daten durchgeführt wurden, wird dies bestätigt. Tendenziell waren die Segmentierungsergebnisse mit dem Wasserscheidenverfahren immer am besten, wenn $I^o\left(\left(\Delta H(\vec{x}, \sigma)^2\right)\right)$ als Segmentierungsfunktion verwendet wurde. Dementsprechend wird bei den im folgenden Abschnitt dargestellten Beispielprojekten auf eine diesbezügliche Diskussion verzichtet, wie bereits angedeutet (siehe auch Abschnitt 4.2.1) wird $I^o\left(\left(\Delta H(\vec{x}, \sigma)^2\right)\right)$ als Segmentierungsfunktion für die Wasserscheidentransformation verwendet.

5.3 Beispielhafte Auswertungen

In diesem Abschnitt wird anhand von vier Projekten demonstriert, dass mit dem im Rahmen dieser Arbeit entwickelten Verfahren Bäume unabhängig vom Kontext extrahiert werden können. Für die Untersuchungen standen insgesamt fünf verschiedene Datensätze mit unterschiedlichem Szeneninhalte und von verschiedenen Sensoren zur Verfügung. Ein Überblick über die jeweils verwendeten Datenquellen bzw. Aufnahmesensoren und den Szeneninhalte gibt Tabelle 10.

Als optische Daten standen digitalisierte analoge Luftbilder, digitale Aufnahmen des Drei-Zeilenscanners HRSC und digitale Daten des optischen Zeilenscanners des TopoSys II Systems zur Verfügung. Bezüglich des Oberflächenmodells wird hier lediglich in zwei Kategorien unterschieden, in Oberflächenmodelle, die mit einem Verfahren der digitalen Bildzuordnung aus den Luftbildern abgeleitet wurden, und Oberflächenmodelle in Rasterform, die auf den First-Pulse Entfernungsmessungen eines Laserscanners basieren.

Die Ausschnitte für die Darstellung der Ergebnisse in diesem Abschnitt wurden so gewählt, dass innerhalb des jeweiligen Ausschnitts unterschiedliche Situationen bezüglich der Nachbarschaftsbeziehungen der Bäume untereinander auftreten. Basierend auf den Ausführungen von (BRANDTBERG 1999A) werden die folgenden drei Fälle unterschieden:

- a.) frei stehende Bäume,
- b.) sich leicht berührende Bäume,
- c.) sehr nahe beieinander stehende und miteinander konkurrierende Bäume.

Problematisch ist vor allem der Fall c.), da hier die Grenze zwischen zwei Bäumen oftmals nur sehr schwer zu erkennen ist (vgl. auch Abbildung 20, Seite 27 und Abschnitt 4.1.2.2). Im Kern geht es bei diesen Unterscheidungskriterien um den Abstand zwischen zwei Bäumen, weniger um topologische Beziehungen oder um eine Charakterisierung von Gruppen. Deswegen werden die oben beschriebenen drei Fälle im Folgenden als *Abstandsklassen* bezeichnet.

Betrachtet man die Form möglicher Gruppierungen von Bäumen (vgl. Abbildung 58), kann man ebenfalls drei Fälle unterscheiden:

- a.) einzeln stehende Bäume,
- b.) reihenförmige Anordnungen von Bäumen,
- c.) kompakte, nicht reihenförmige, Anordnungen von Bäumen.

Diese *Gruppierungsklassen* können zusammen mit den Abstandsklassen zur Charakterisierung der jeweiligen Situation herangezogen werden. Im Folgenden werden die Situationen mit $[Abstandsklasse-Gruppierungsklasse]$ bzw. den oben verwendeten Buchstaben bezeichnet. Ein einzeln stehender Baum wird danach als $[a-a]$ bezeichnet, eine Allee wie in Abbildung 45 auf Seite 53 mit $[a-b]$, und ein junger Buchenbestand (Abbildung 20, Seite 27) als $[c-c]$. Für die Extraktion von einzelnen Bäumen ist $[a-a]$ der am wenigsten problematische Fall und $[c-c]$ der schwierigste.

Eine kurze Beschreibung des Szeneninhaltes der einzelnen Projekte und den dazugehörigen Datensätzen ist in der rechten Spalte von Tabelle 10 zu finden, es wurden Siedlungsgebiete mit eher kleinstädtischem bzw. dörflichem Charakter, eine Großstadtszene und ein reines Waldgebiet untersucht. Eine ausführlichere Beschreibung der Datensätze erfolgt in den Abschnitten, die in der Spalte Bezeichnung der Tabelle 10 in Klammern angegeben sind.

Bezeichnung (Abschnitt)	Optische Daten		Oberflächen- modell		Beschreibung des Szeneninhalts
	Typ	Auflösung[m]	Typ	Auflösung[m]	
Grangemouth (Abschnitt 5.3.1)	A	0.1	B	0.2	Wohngebiet mit kleinstädtischem bzw. dörflichem Charakter; vorwiegend kleinere Einfamilienhäuser und Laubbäume <i>[a-a] [b-b] [b-c] [c-b]</i>
Hohentauern (Abschnitt 5.3.2)	-	-	L	1.0	Waldgebiet mit verschiedenen großen Nadelbäumen <i>[a-a] [b-c] [c-c]</i>
Paris (Abschnitt 5.3.3)	D	0.5	B	1.0	Städtisches Wohngebiet mit mehrgeschossigen Wohnhäusern; vorwiegend Laubbäume, die in der gesamten Szene verteilt und in einer größeren Gruppe auftreten <i>[b-b] [c-b] [b-c] [c-c]</i>
Ravensburg (Abschnitt 5.3.4)	D	0.5	L	1.0	Wohngebiet mit kleinstädtischen, bzw. dörflichem Charakter, an das sich ein kleines Waldgebiet anschließt; vorwiegend kleinere Einfamilienhäuser und vereinzelt auftretende Laubbäume im Wohngebiet; Waldgebiet gemischt Nadel- und Laubbäume <i>[a-a] [b-c] [c-c]</i>

A: Digitalisierte Analoge Farbinfrarotluftbilder

D: Digitale Farbinfrarotluftbilder

L: Oberflächenmodell in Rasterform basierend auf den direkten Entfernungsmessungen eines Laserscanners

B: Oberflächenmodell in Rasterform, abgeleitet aus Bildern mit Verfahren der digitalen Bildzuordnung

Tabelle 10: Charakterisierung der untersuchten Testgebiete nach Datenquelle und Szeneninhalt

Zur geometrischen Auflösung der verwendeten Oberflächenmodelle ist zu sagen, dass eine Auflösung von 1 m im Grunde etwas zu niedrig für den hier dargestellten Ansatz ist. Lediglich der Grangemouth Datensatz besitzt eine höhere Auflösung. In diesem Fall wurden bereits bei der Planung des Bildfluges die Anforderungen der automatischen Extraktion von Bäumen berücksichtigt. Durch die hohe Auflösung, die hohe Längs- und Querüberdeckung, die u.a. daraus resultierende hohe Qualität des Oberflächenmodells und den Befliegungszeitpunkt im Sommer ist dieser Datensatz ideal für die automatische Extraktion von Bäumen. Die anderen hier verwendeten Datensätze weisen eine wesentlich schlechtere geometrische Auflösung auf und sind vor allem aus diesem Grund weniger gut geeignet für die automatische Extraktion von einzelnen Bäumen. Sie werden hier dennoch für die Evaluierung herangezogen, um zu zeigen, dass der vorgestellte Ansatz grundsätzlich auch bei der Verwendung von weniger hochauflösenden Daten und in anderen Kontextregionen verwertbare Ergebnisse liefert.

Die Ergebnisse der automatischen Baumextraktion und die dabei aufgetretenen Probleme werden anhand von beispielhaften Ausschnitten aus dem Grangemouth Datensatz detailliert diskutiert, auf die Ergebnisse der anderen Datensätze wird weniger detailliert eingegangen.

Zur Stützung der Behauptung, dass es sich bei den Zugehörigkeitsfunktionen für die Größe, die Kreisförmigkeit und die Konvexität (vgl. Tabelle 8, Seite 59) um (bild)datenunabhängige Objekteigenschaften handelt, wurde auf deren Anpassung an die einzelnen Datensätze verzichtet. Die Zugehörigkeitsfunktionen entsprechen in allen Fällen genau denjenigen, die in Abschnitt 4.1 angegeben sind. Lediglich beim Wert für die Vitalität war es notwendig, die Stützpunkte der entsprechenden

Zugehörigkeitsfunktionen jeweils an die Bilddaten anzupassen. Die Einstellungen für die Snakes haben sich ebenfalls als relativ stabil herausgestellt, kritisch ist hier vor allem die Einstellung der Druckkraft.

Im Folgenden werden alle Ergebnisse jeweils mit und ohne die Anwendung der Snakes dargestellt, bei der abschließenden internen Bewertung nach der Bestimmung der Baumkronbegrenzung mit Snakes wird ein Konfidenzniveau von 95% angesetzt (vgl. Abschnitt 4.2.4). Ein Grund dafür, beides darzustellen, ist, dass sich in allen Fällen durch die unabhängige Messung mit der Snake die Korrektheit der Ergebnisse deutlich verbessert hat, dies jedoch immer zu Lasten der Vollständigkeit erfolgte. Insofern ist es sinnvoll, beides anzugeben, je nachdem, ob vor dem Hintergrund der jeweiligen Anwendung die Vollständigkeit oder die Korrektheit der Ergebnisse die höhere Priorität besitzt.

5.3.1 Projekt Grangemouth

Die Stadt Grangemouth in der Nähe von Edinburgh, Schottland wurde im Sommer 2000 im Rahmen des CROSSES Projektes (CROSSES 2002) befliegen. Eines der Ziele dieses Projektes war die automatische Erstellung eines 3D Stadtmodells auf der Basis von Luftbildern.

Die französische Firma ISTAR führte die photogrammetrische Verarbeitungskette von der Befliegung, über das Digitalisieren der analogen Luftbilder bis hin zur Berechnung des Oberflächenmodells und des Wahren Orthobilds durch. Der Bildflug wurde für einen Bildmaßstab von etwa 1:5000 mit einer Längs- und Querüberdeckung von 80% durchgeführt. Die Farbinfrarotaufnahmen wurden mit 21 μm digitalisiert, entsprechend einer Auflösung von 10 cm in der Natur. Bemerkenswert ist zum einen die hohe Qualität des Oberflächenmodells der Bäume, die in den Orthobildern anhand der Schatten visuell überprüft werden kann (siehe Abbildung 62 und Abbildung 64), und zum anderen die Tatsache, dass die Feinstrukturen der Baumkronen trotz des Resamplings im Wahren Orthobild nahezu vollkommen erhalten geblieben sind. Im gesamten Orthobild sind nur sehr wenige Artefakte zu finden, so dass selbst für die Extraktion von Texturparametern auf die Verwendung der Originaldaten verzichtet werden konnte, vgl. (STRAUB 2002). Das verwendete Verfahren der digitalen Bildzuordnung ist in (GABET ET AL. 1994) beschrieben. Das Orthobild hat eine Auflösung von 10 cm (Oberflächenmodell 20 cm).

Im Datensatz Grangemouth (Abbildung 59) lassen sich praktisch alle möglichen Baumgruppierungen beobachten. Es treten einzeln stehende Bäume, kompakte Gruppen und reihenförmige Anordnungen auf. In einem ungefähr 60000 m² großen Gebiet in Grangemouth wurden manuell 160 Bäume erfasst. Diese Szene ist in Abbildung 59 dargestellt, oben die Intensitätskomponente des Farbinfrarotbildes, in der Mitte der NDVI und unten das Oberflächenmodell. Die den Bildern überlagerten weißen Rahmen kennzeichnen die zwei Ausschnitte, die in den folgenden beiden Unterabschnitten näher diskutiert werden.

In der gesamten in Abbildung 59 dargestellten Szene ergab sich für die besten Hypothesen im Maßstabsraum eine Vollständigkeit von 91% bei einer Korrektheit von nur 54% (vgl. Abbildung 60, oben). Nach der Anwendung der Snakes und der abschließenden internen Bewertung ergab sich eine Vollständigkeit von 72%, die Korrektheit stieg auf 78% an (vgl. Abbildung 60, Mitte). Die zum Vergleich herangezogenen Referenzbäume sind in Abbildung 60 unten dargestellt. Die Referenzdaten der gesamten Szene wurden unabhängig von denen für die beiden Ausschnitte 1 und 2 (Abschnitt 5.3.1.1 und 5.3.1.2) erfasst. Die geringfügigen Unterschiede der Ergebnisse dieser beiden manuellen Erfassungen haben keinen großen Einfluss auf die Ergebnisse der Evaluierung.

Die Erfassung der Referenzdaten erfolgte, wie in Abschnitt 5.1 beschrieben, durch Aufziehen eines Kreises über einem Baum im Orthobild bzw. Oberflächenmodell. Im Folgenden werden zwei Ausschnitte dieses Testgebietes näher betrachtet.

Im linken Teil des in Abbildung 58 dargestellten *Ausschnitt 1* (weiteres in Abschnitt 5.3.1.1) ist eine kompakte Gruppe mit einer Ellipse markiert. Beim genauen Hinsehen erkennt man am linken Rand der Ellipse, dass auch in dieser eher lockeren Anordnung einzelne Bäume von anderen überragt werden. Diese Situation ist in Tabelle 10 als $[b-c]$ charakterisiert. Die mit einem Rechteck markierte Baumreihe in Abbildung 58 kann als $[b-b]$ eingestuft werden. Der Kreis markiert einen einzeln stehenden Baum $[a-a]$. Im rechten Teil der Abbildung ist in *Ausschnitt 2* (weiteres in Abschnitt 5.3.1.2) eine reihenförmige Anordnung von Bäumen dargestellt, die im oberen Teil eher als $[b-b]$ und im unteren Teil als $[c-b]$ eingestuft wurde. In diesem unteren $[c-b]$ Abschnitt sind Baumkronen zu erkennen, die wegen der Konkurrenzsituation sehr stark von der runden Kronenform abweichen.



Abbildung 58: Beispiele für verschiedene Anordnungen von Bäumen in Siedlungsgebieten. Die Ellipse markiert eine kompakte Gruppe, der Kreis einen einzeln stehenden Baum und das Rechteck eine Baumreihe. Der rechte Ausschnitt zeigt eine Baumreihe, deren einzelne Bäume im unteren Teil sehr dicht stehen.

An diesem Beispiel zeigt sich auch, dass eine zusätzliche Modellierung von Kontextinformation im Siedlungsbereich, beispielsweise durch die Berücksichtigung von Baumreihen, nur wenig zur Erkennung von einzelnen Bäumen beitragen kann. Allerdings ergeben sich aus den Abstandsklassen Möglichkeiten zur Steuerung der Snake, die im Ausblick (Kapitel 7) näher diskutiert werden.

Die Ergebnisse von Ausschnitt 1 sind in Abbildung 62 dargestellt und die Ergebnisse für Ausschnitts 2 in Abbildung 64, beide Abbildungen sind gleich strukturiert: In der obersten Reihe ist links das Oberflächenmodell und rechts das Orthobild dargestellt, in der darunterliegenden Reihe sind diesen beiden Bildern die Baumhypothesen nach der Selektion der besten Hypothesen im Maßstabsraum überlagert (vgl. Abschnitt 4.2.2.2). Da die Segmentierung allein auf der Basis des Oberflächenmodells erfolgte, kann anhand dieser beiden Abbildungen auch die gute Korrespondenz zwischen Oberflächenmodell und wahren Orthobild nachvollzogen werden. Schließlich sind in der unteren Reihe von Abbildung 62 und Abbildung 64 links die Referenzdaten für diese Untersuchung und rechts die endgültigen Ergebnisse der automatischen Extraktion dargestellt. Die Nummern in den Abbildungen kennzeichnen verschiedene Problembereiche, die im Folgenden detailliert angesprochen werden sollen.

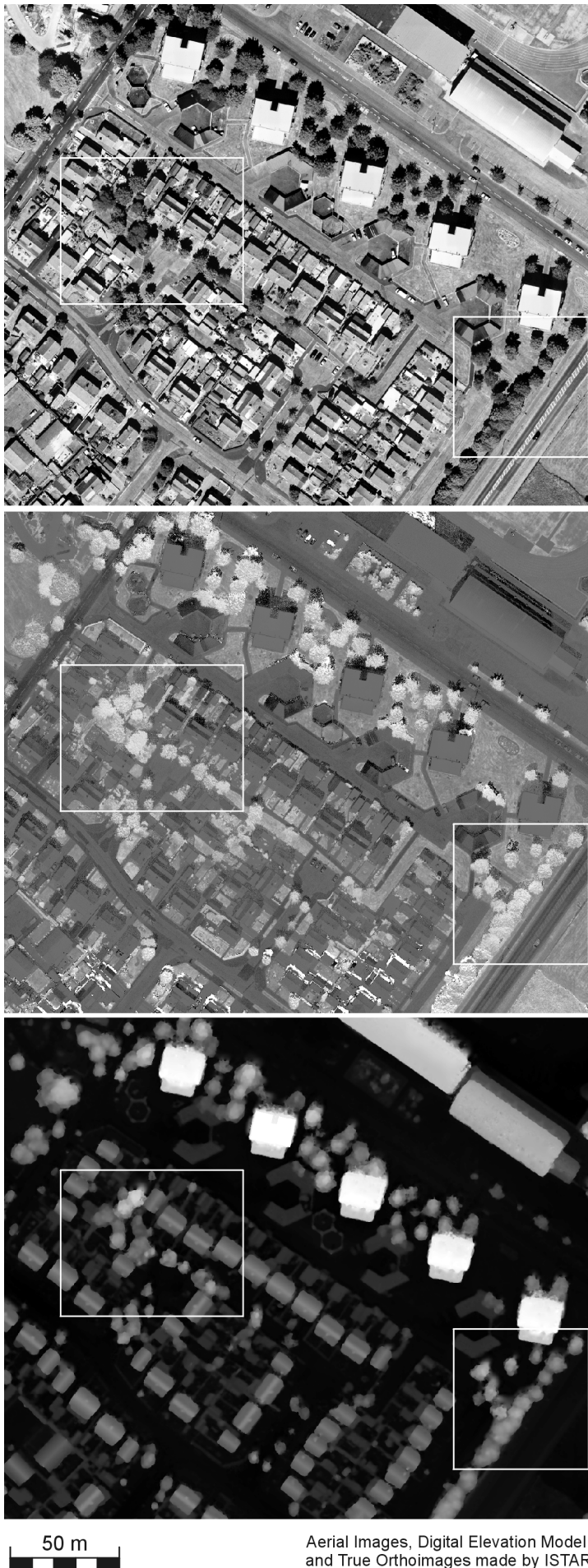


Abbildung 59: Datensatz Grangemouth

Oben: Intensitätskomponente des Farbinfrarotbildes

Mitte: NDVI

Unten: Oberflächenmodell

Die den einzelnen Bildern überlagerten weißen Rahmen markieren die beiden Ausschnitte 1 (links oberhalb der Bildmitte) und 2 (rechts unterhalb der Bildmitte), auf die im Text näher eingegangen wird.

50 m

Aerial Images, Digital Elevation Model
and True Orthoimages made by ISTAR



50 m

Aerial Images, Digital Elevation Model
and True Orthoimages made by ISTAR

Abbildung 60: Datensatz Grangemouth

Oben: Beste Hypothesen im Maßstabsraum

Mitte: Ergebnisse nach der Anwendung der
Snakes und der internen Bewertung

Unten: Manuell erfaßter Referenzdatensatz

Als Hintergrund ist in allen drei Fällen die
Intensitätskomponente des Farbinfrarotbildes
dargestellt.

5.3.1.1 Ausschnitt 1

Im Ausschnitt 1 des Testgebietes Grangemouth (siehe Abbildung 62) wurde ohne die Anwendung der Snakes eine Vollständigkeit von 93% und eine Korrektheit von 75% erreicht. Die Bestimmung der Baumkronen mit Snakes hatte eine Verschlechterung der Vollständigkeit auf 78% zur Folge. Die Korrektheit verbesserte sich auf 85%.

Die extrahierten Baumkronenbegrenzungen sind in Abbildung 61 dem verwendeten externen Kraftfeld überlagert worden. Probleme treten bei der Extraktion der Baumkronenbegrenzung an den Stellen auf, an denen der Betrag des Gradienten in allen Maßstabsebenen des Oberflächenmodells sehr klein ist. Kleinere Lücken werden durch die internen Kräfte der Snake überbrückt, doch bei größeren Lücken werden die Ergebnisse zusehends schlechter. Dies ist einer der Gründe dafür, dass die mittlere Genauigkeit des Extraktionsergebnisses für die Position und den Radius sich durch die Anwendung der Snakes nicht signifikant verbessert.

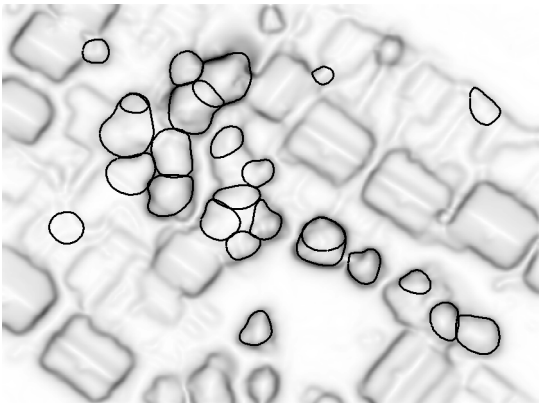


Abbildung 61: Ergebnisse der Bestimmung der Baumkronenbegrenzung: In der Darstellung sind die Snakes dem externen Kraftfeld überlagert.

Die Nummern in Abbildung 62 markieren Situationen, die im Folgenden zur Erläuterung der Auswirkungen der Bestimmung der Baumkronenbegrenzung mit Snakes (Abschnitt 4.2.3) und der internen Bewertung (Abschnitt 4.2.4) auf das Gesamtergebnis herangezogen werden.

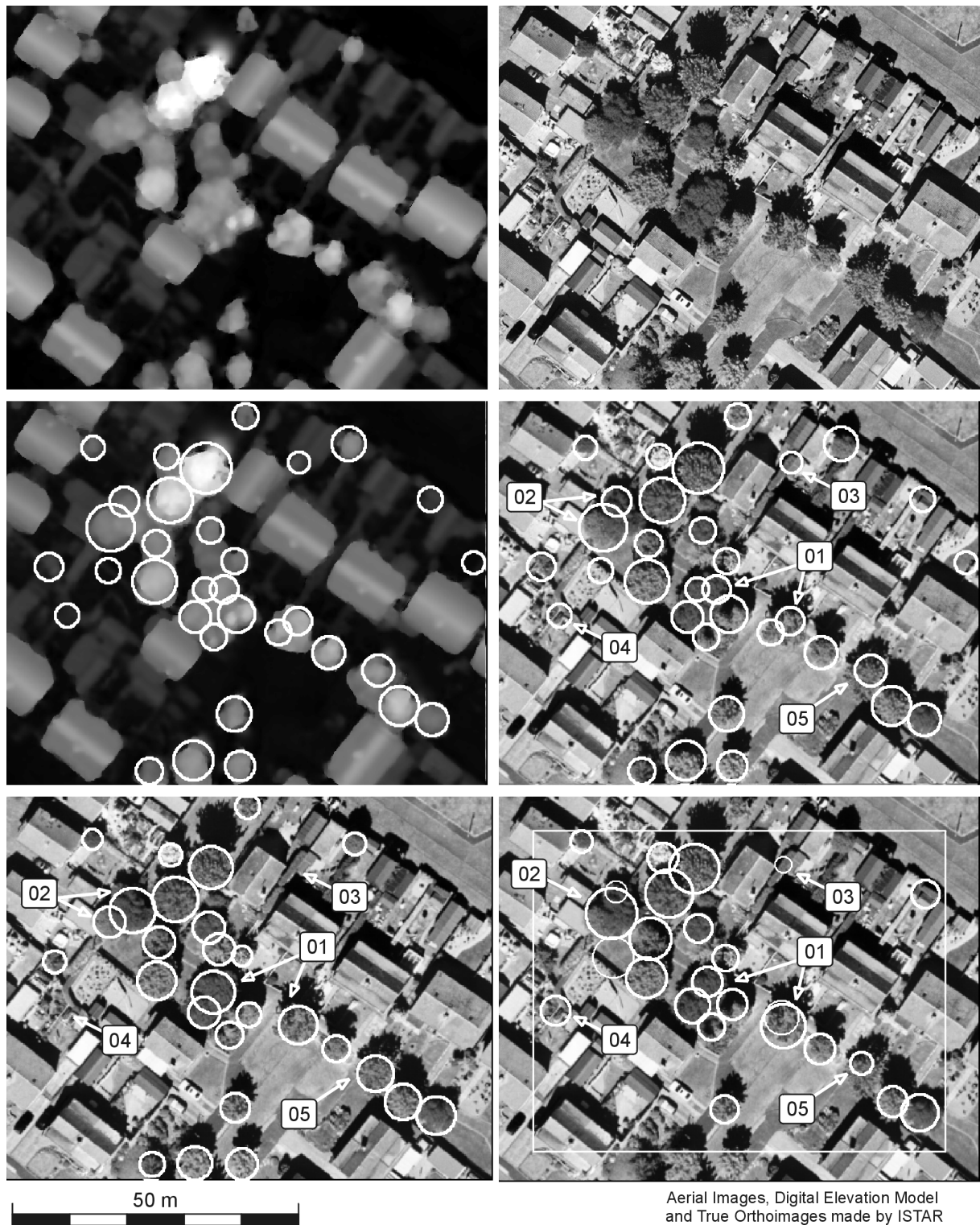
[01] in Abbildung 62: In den beiden markierten Fällen hat die Auswahl der besten Hypothesen im Maßstabsraum zwei Baumhypothesen B_1 und B_2 ergeben, die Teile eines Baumes sind. In beiden Fällen wurde bei der Extraktion der Baumkronenbegrenzung durch die Snake die korrekte Baumkrone ermittelt. Bei der erneuten Berechnung der topologischen Relationen wird die entstandene C_2 Relation aufgedeckt, und die Hypothese mit der schlechteren Bewertung wird gelöscht.

[02] in Abbildung 62: Ähnlich wie in der zuvor beschriebenen Situation haben sich auch in diesem Falle Geometrie und topologische Relation zwischen zwei Baumhypothesen B_1 und B_2 durch die Anwendung der Snake verändert. Der halb verdeckte untere Baum (vgl. Referenz) wurde nicht korrekt detektiert, so dass sich die Anzahl der korrekt detektierten Bäume in diesem Fall reduziert hat. Das endgültige Ergebnis repräsentiert zwar nur einen der beiden Bäume, ist dadurch jedoch nicht unbedingt schlechter geworden. Der extrahierte Baum entspricht eher der Realität als die beiden ursprünglichen Hypothesen, die weder dem größeren Baum noch dem verdeckten, kleineren der Referenz entsprechen. Beispielsweise ist das lokale Maximum des größeren Baumes enthalten, in diesem Fall ließe sich also die Höhe des Baumes, als größter Wert innerhalb des Segmentes, korrekt ermitteln.

[03] in Abbildung 62: Bei der Hypothese B handelt es sich nicht um einen Baum, sondern um einen Teil einer Hecke, also um eine falsche Hypothese. In diesem Fall hat die Veränderung der Geometrie durch die Snake zu einer Verschlechterung der Bewertung von B^+ im Vergleich zu B und letztendlich zum Verwerfen der falschen Hypothese geführt.

[04] in Abbildung 62: Anders als bei **[03]** konnte in diesem Fall die falsche Hypothese nicht aufgedeckt werden. Verursacht durch Kanten in der unmittelbaren Umgebung trat keine Kontraktion der Snake ein, und die im Rahmen der internen Bewertung neu berechneten Attributwerte liegen ebenfalls innerhalb normaler Parameter.

[05] in Abbildung 62: Hierbei handelt es sich um ein Beispiel für die Verschlechterung der Position und des Radius des Endergebnisses B^+ gegenüber B . Dieser Fall kann auftreten, wenn innerhalb des Suchbereichs der Snake keine signifikanten Kanten im Oberflächenmodell auftreten. Ausgehend von einer zu kleinen Hypothese B , wurde durch das „Aufpumpen“ der Einzugsbereich der Baumkronenbegrenzung nicht erreicht. Die Druckkraft wurde zu früh verringert und als Folge hat sich die Snake zusammengezogen. Die Kontraktion wurde durch Kanten im Innern der Baumkrone gestoppt, allerdings enthält das Endergebnis lediglich einen Teil der Baumkrone.



Aerial Images, Digital Elevation Model
and True Orthoimages made by ISTAR

Abbildung 62: Ausschnitt 1 aus dem Testgebiet Grangemouth.

In der ersten Bildreihe ist links das Oberflächenmodell und rechts die Intensitätskomponente des Farbinfrarotbildes dargestellt. Die zweite Bildreihe zeigt die mit der Wasserscheidentransformation extrahierten Bäume, in der linken Spalte mit dem Oberflächenmodell und rechts mit der Intensitätskomponente des Farbinfrarotbildes als Hintergrund dargestellt. Die Nummern in den Abbildungen kennzeichnen verschiedene Situationen, die in Abschnitt 5.3.1.1 detailliert angesprochen werden. In der letzten Bildreihe ist links der manuell erfasste Referenzdatensatz und rechts das Endergebnis der automatischen Extraktion dargestellt. Bäume, die nach der abschließenden Bewertung verworfen wurden, sind mit einer dünneren Linie gekennzeichnet. Bei der Prozessierung der Snakes wird aus technischen Gründen ein Rand ausgespart, dieser ist in der untersten rechten Darstellung zu sehen. Die Bäume, die von diesem Rand geschnitten werden, werden bei der Prozessierung der Snakes nicht berücksichtigt.

5.3.1.2 Ausschnitt 2

Im Ausschnitt 2 des Testgebietes Grangemouth (Abbildung 64) wurde eine Vollständigkeit von 81% und eine Korrektheit von 100% nach der internen Bewertung erreicht. Die besten Hypothesen im Maßstabsraum, also die Ergebnisse vor der Anwendung der Snakes, ergaben in diesem Fall eine Vollständigkeit von 89% und eine Korrektheit von 84%.

Die mit den Snakes ermittelten Baumkronbegrenzungen sind in Abbildung 63 dargestellt. Ähnlich wie im Ausschnitt 1 führt die Anwendung der Snakes auch hier nicht immer zu einer Verbesserung der Ergebnisse. Im unteren Teil der Baumreihe, der als $[c-b]$ charakterisiert ist, sind im Oberflächenmodell zwischen den entstehenden Laubbäumen kaum Täler auszumachen. Die Snake wird hier hauptsächlich aufgrund der internen Energie in Form gehalten, von einer Messung der Baumkronbegrenzung kann in diesen Fällen nicht gesprochen werden. Gute Ergebnisse werden für die anderen beiden, von vornherein als unkritisch angesehenen, Abstandsklassen a und b erzielt.

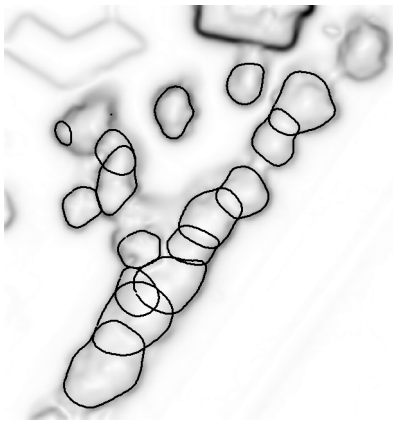


Abbildung 63: Ergebnisse der Bestimmung der Baumkronbegrenzung. In der Darstellung sind die Snakes dem externen Kraftfeld überlagert.

Das Oberflächenmodell, die Intensitätskomponente und die Ergebnisse für den Ausschnitt 2 sind in Abbildung 64 zusammengefasst.

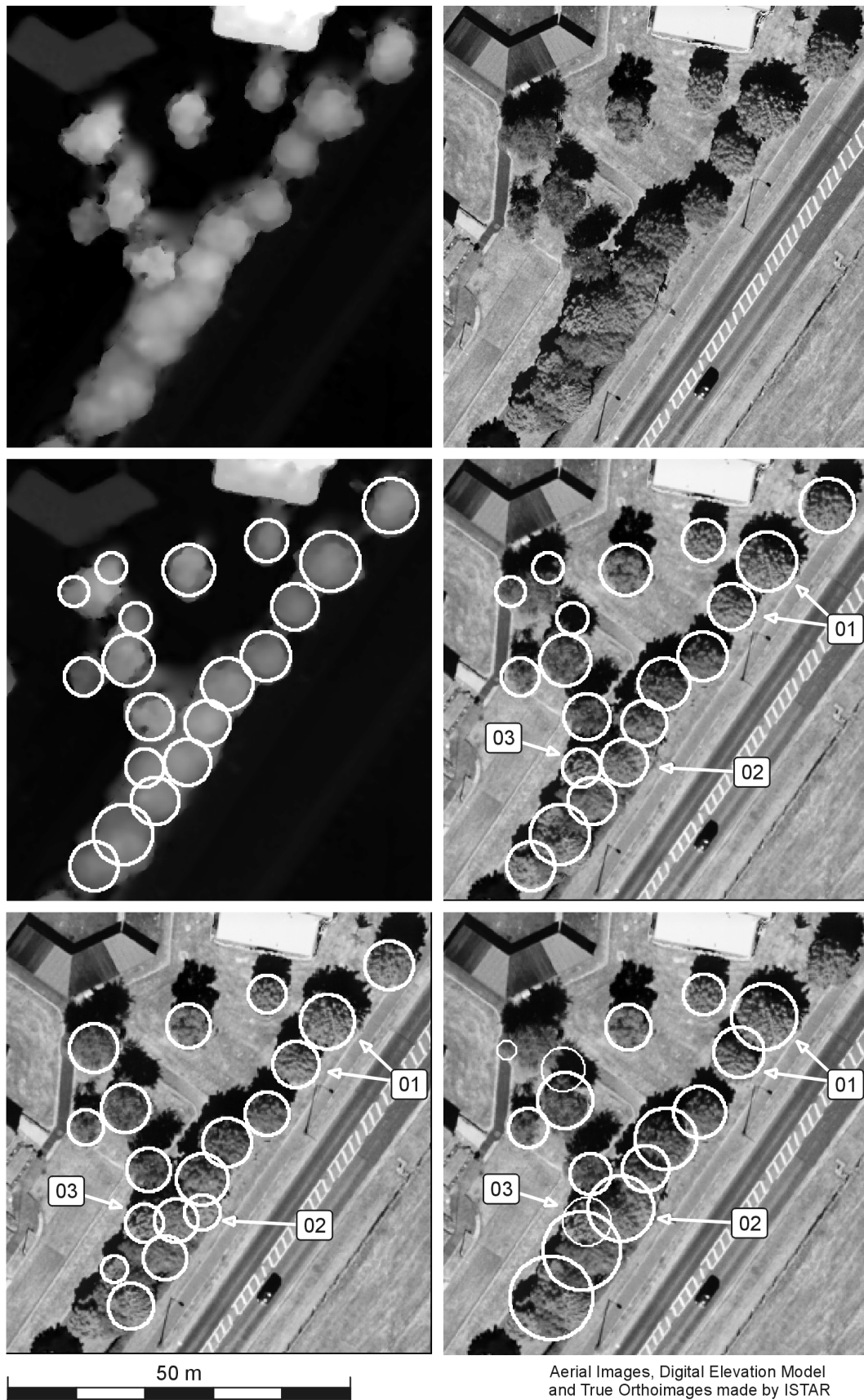
Ein erster visueller Vergleich der Ergebnisse zeigt, dass für die gesamte Baumreihe in der Szene die Bestimmung der Baumkronbegrenzung mit Snakes nicht zu einer Verbesserung der Ergebnisse geführt hat. Im Gegenteil, die Ergebnisse nach der Wasserscheidentransformation entsprechen eher der Referenz. Einen Hinweis darauf liefert die in diesem Fall deutliche Verschlechterung der mittleren Genauigkeit der Position und des Radius nach der Anwendung der Snakes, vgl. Tabelle 11 auf Seite 82 und Abbildung 70, Seite 83.

Im Ausschnitt 2 fallen drei Situationen besonders auf, die im Folgenden kurz diskutiert werden.

[01] in Abbildung 64: Trotz des relativ großen Abstandes der beiden Bäume voneinander haben sich hier die Ergebnisse für deren Positionen und Radien sichtbar verschlechtert. Ein Grund ist die für diese Situation zu große Druckkraft, die dazu geführt hat, dass in beiden Fällen die Begrenzung der jeweils angrenzenden Baumkrone detektiert wurde. Ein weiterer Grund ist das eher flache Tal zwischen den beiden Bäumen und der demzufolge kleine Betrag des Gradienten des Oberflächenmodells an dieser Stelle, vgl. auch Abbildung 63.

[02] in Abbildung 64: Der in der Referenz vorhandene - halb verdeckte - Baum wird nicht extrahiert. Der Grund dafür ist, dass er im Oberflächenmodell praktisch nicht zu erkennen ist. Die manuelle Extraktion basiert hier hauptsächlich auf den optischen Daten, die bei dem automatischen Verfahren nicht für die Segmentierung verwendet werden. Bäume, die nur in den optischen Daten zu erkennen sind, können von dem hier entwickelten automatischen Verfahren deswegen nicht erkannt werden.

[03] in Abbildung 64: Die Auswahl der besten Hypothesen im Maßstabsraum hat zu einem korrekt extrahierten Baum geführt, der jedoch im Rahmen der internen Bewertung verworfen wurde. Verursacht wurde dies dadurch, dass die benachbarten Baumhypothesen sich im Zuge der Ermittlung der Baumkronbegrenzung zu stark ausgedehnt haben, ohne dass dies zu einer deutlichen Verschlechterung der internen Bewertung geführt hat. Als Folge davon ist die Bewertung des kleineren Baumes niedriger als die der ihn überlappenden Bäume und deswegen wird diese richtige Hypothese verworfen.



Aerial Images, Digital Elevation Model
and True Orthoimages made by ISTAR

Abbildung 64: Ausschnitt 2 aus dem Testgebiet Grangemouth, Anordnung entsprechend Abbildung 62

5.3.2 Projekt Hohentauern

Das Beispielprojekt Hohentauern soll primär zeigen, dass das entwickelte Verfahren zur Baumextraktion auch in Waldgebieten akzeptable Ergebnisse liefert. Deswegen ist der zu untersuchende Ausschnitt so gewählt worden, dass keine anderen Objekte außer Bäumen in der Szene vorkommen. Unter diesen Umständen kann auf optische Daten verzichtet werden.

Die Befliegung des Testgebietes Hohentauern wurde im August 1999 mit einem TopoSys I Laserscanner im Rahmen des HIGHSCAN Projektes (HYYPÄ ET AL. 2001) durchgeführt. Das Testgebiet Hohentauern liegt in den Österreichischen Alpen, Fichten stellen hier 94% des Bestandes (SCHARDT ET AL. 2002). Aus einer Flughöhe von 800 m über Grund wurden 4-5 First-Pulse Messungen pro Quadratmeter aufgezeichnet, dies entspricht einer Auflösung am Boden von etwa 1 m.

Basierend auf diesen Rohdaten wurde ein rasterförmiges Oberflächenmodell mit einer Pixelgröße von 0.25 m erzeugt. Ein Pixel im Oberflächenmodell bekam die Höhe desjenigen Messwerts mit dem kleinsten euklidischen Abstand in der Bildebene zugewiesen (Nearest Neighbour Interpolation). Das Oversampling wurde im Hinblick auf die Anwendung des Snake-Algorithmus durchgeführt, der bei einer Auflösung von 1 m numerisch instabil wird. Die Anzahl der Stützpunkte wird bei gleicher Objektgröße mit der Verringerung der Auflösung kleiner. Dadurch wird die numerische Instabilität verursacht.

Der untersuchte Ausschnitt des Testgebiets ist in Abbildung 65 dargestellt. Das Oberflächenmodell ist ganz links dargestellt. In der Mitte sind die besten Hypothesen im Maßstabsraum abgebildet und rechts die Endergebnisse des Ansatzes nach der Bestimmung der Baumkronbegrenzungen und der abschließenden Bewertung. Die Bäume, die nach der internen Bewertung die Annahmehypothese erfüllen, sind mit einer dicken weißen Linie dargestellt, die verworfenen Baumhypothesen mit einer dünnen Linie.

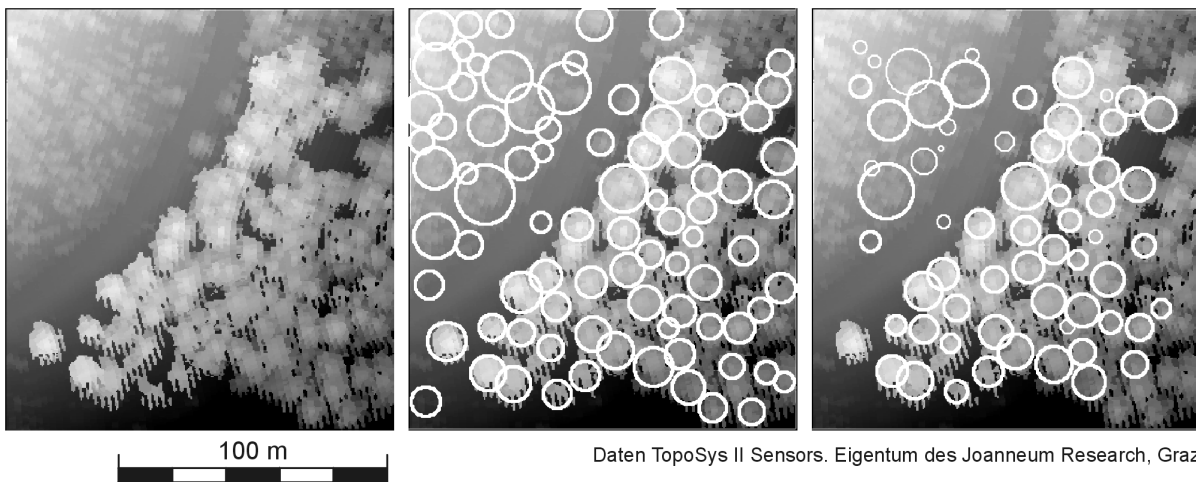


Abbildung 65: Projekt Hohentauern. Links: Rasterförmiges Oberflächenmodell. Mitte: Beste Hypothesen im Maßstabsraum. Rechts: Endgültiges Ergebnis, die dickeren Linien markieren die extrahierten Bäume.

In diesem Waldgebiet wurden lediglich 52% der 87 Referenzbäume extrahiert (Vollständigkeit), die Korrektheit liegt in diesem Fall bei 94%. Für die besten Hypothesen im Maßstabsraum (Abbildung 65, Mitte) beträgt die Vollständigkeit 72% und die Korrektheit 86%.

Die Probleme treten vor allem im oberen linken Bereich der Szene auf, hauptsächlich wegen der zu geringen Auflösung sind die Bäume dort kaum zu erkennen, entsprechend schlecht ist dort das Extraktionsergebnis. Die Bäume in der rechten Hälfte sind größer, deshalb werden mehr Punkte pro Baum aufgezeichnet und als Folge davon treffen auch die Modellannahmen zu. Durch die interne Bewertung werden im oberen linken Teil der Szene zwar relativ viele falsche Hypothesen verworfen, aber auch die meisten der angenommenen Bäume entsprechen nicht der Realität. Der Hauptgrund hierfür ist die geringe geometrische Auflösung der Daten.

Im rechten Teil der Szene sind die Ergebnisse wesentlich besser, der weitaus größte Teil der extrahierten Bäume entspricht denjenigen in der Referenz. Der Radius dieser in den Daten gut erkennbaren Bäume beträgt etwa 2.5 m bis 3.5 m.

Bei der vorliegenden Auflösung des Oberflächenmodells markiert dies in etwa die Untergrenze für den Einsatz des hier vorgestellten Verfahrens.

Grundsätzlich ergibt sich, dass mit dem hier entwickelten Ansatz auch in Waldgebieten einzelne Bäume extrahiert werden können. Diese Aussage wird dadurch gestärkt, dass die objektspezifischen Parameter für dieses Projekt nicht speziell angepasst wurden. Die dargestellten Extraktionsergebnisse wurden allein auf der Basis der objektspezifischen Merkmale Größe, Konvexität und Rundheit erzielt. Die einzige Änderung in den Parametern betrifft die Snake, hier wurde als externes Kraftfeld das Oberflächenmodell selbst genutzt und auf die Druckkraft verzichtet. Die Begründung für beide Anpassungen liegt ebenfalls in der, für diesen Ansatz, zu geringen Auflösung. Die Täler im Oberflächenmodell sind kaum ausgeprägt und werden durch die numerische Berechnung der Ableitungen eher verrauscht als verstärkt. Die Druckkraft lässt sich bei der geringen externen Energie nur sehr schwer anpassen und hat in den meisten Fällen zu einer Verschlechterung der Ergebnisse durch das Vereinigen mehrerer, zuvor korrekt bestimmter Baumhypothesen geführt.

5.3.3 Projekt Paris

Der Datensatz Paris, Frankreich, wurde ebenfalls von der Firma ISTAR aufgenommen und prozessiert. Die Befliegung wurde mit dem Dreizeilenscanner HRSC (NEUKUM 2001) im Sommer 1999 durchgeführt. Die optischen Daten haben eine Bodenauflösung von 0.5 m und das daraus abgeleitete Oberflächenmodell besitzt eine Auflösung von 1 m. Die Bilddaten wurden mit bilinearer Interpolation auf eine Auflösung von 0.25 m resampled, da ansonsten der Snake-Algorithmus numerisch instabil wird.

Ein Ausschnitt des Datensatzes Paris ist in Abbildung 66 dargestellt, links das Oberflächenmodell, in der Mitte die Intensitätskomponente des Farbinfrarotbildes und rechts der daraus abgeleitete Vegetationsindex (NDVI). Die Szene enthält Bäume unterschiedlicher Größe und Höhe, die teilweise in unmittelbarer Nähe zu großen Wohngebäuden stehen. Im unteren Teil der Szene ist eine größere Gruppe von Bäumen zu erkennen. Kleinere Bäume sind in den optischen Daten recht gut zu erkennen. Dieselben Bäume sind im Oberflächenmodell aufgrund der geringen Auflösung kaum noch erkennbar, beispielsweise die drei Bäume in der Mitte der Szene in der Nähe der Straße.

In der Nähe zu höheren Gebäuden wird die Baumkrone unsymmetrisch, die Äste auf der dem Gebäude zugewandten Seite wachsen höher. Dies führt dazu, dass im Oberflächenmodell keine Abgrenzung zwischen Gebäude und Baumkrone zu erkennen ist. Hier helfen die optischen Daten dem menschlichen Interpreten bei der Differenzierung zwischen Baum und Gebäude. In der größeren Baumgruppe sind die einzelnen Bäume dagegen auch allein im Oberflächenmodells gut zu erkennen.



Abbildung 66: Projekt Paris. Links: Rasterförmiges Oberflächenmodell. Mitte: Intensitätskomponente des Farbinfrarotbildes. Rechts: Vegetationsindex NDVI, negative Werte sind dunkel dargestellt, positive Werte hell.

In Abbildung 67 sind die Ergebnisse der Baumextraktion für dieses Projekt dargestellt, links die besten Hypothesen im Maßstabsraum, in der Mitte die Ergebnisse des Snake-Algorithmus mit dem externen Kraftfeld im Hintergrund und rechts die extrahierten Bäume nach der internen Bewertung. Vor dem Hintergrund der relativ geringen Auflösung des Oberflächenmodells sind die besten Hypothesen im Maßstabsraum zufriedenstellend. Tendenziell werden an vielen Stellen der

Szene kleinere Bäume nicht detektiert. Diese kleineren Bäume sind nur in den optischen Daten zu erkennen. Da die Segmentierung nur auf der Basis des Oberflächenmodells erfolgt, konnten diese nicht detektiert werden. Die Ergebnisse in der Nähe der Gebäude sind in Ordnung, wenn man berücksichtigt, dass zwischen Baum und Gebäude im Oberflächenmodell visuell kaum eine Lücke zu erkennen ist.

Die Bestimmung der Baumkronbegrenzung mit Snakes hat in diesem Projekt in nahezu allen Fällen zu einer Verschlechterung des Ergebnisses geführt. Der Grund dafür ist die geringe Reliefenergie im Oberflächenmodell, und die daraus resultierenden schwachen Gradienten.

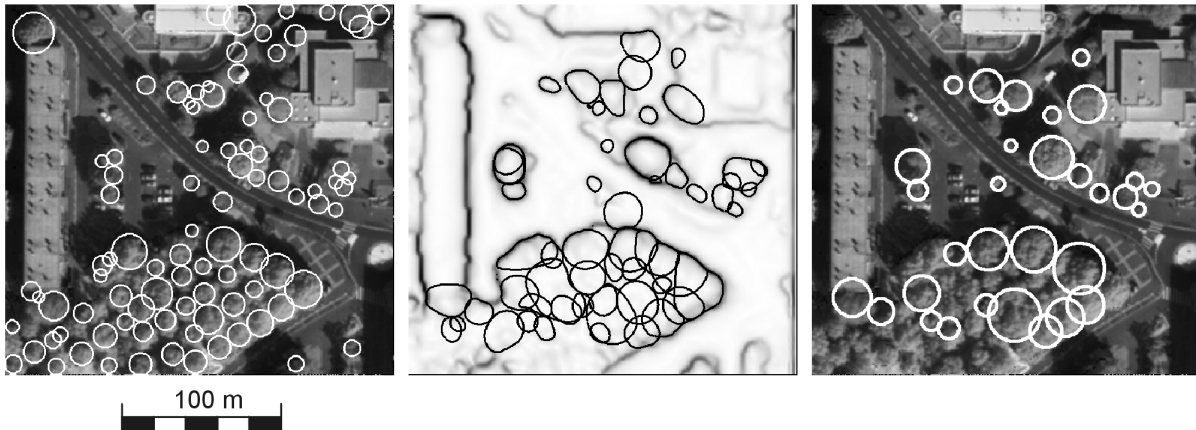


Abbildung 67: Projekt Paris. Links: Beste Hypothesen im Maßstabsraum. Mitte: Dem externen Kraftfeld überlagerte Ergebnisse des Snake-Algorithmus. Rechts: Endergebnis nach der internen Bewertung

Betrachtet man lediglich die besten Hypothesen im Maßstabsraum (Abbildung 67 links) ergibt sich in dem dargestellten Ausschnitt eine Vollständigkeit von 84% und eine Korrektheit von 59%. Der Grund für diesen relativ schlechten Wert für die Korrektheit liegt hauptsächlich daran, dass die besten Hypothesen im Maßstabsraum in relativ vielen Fällen Teilkronen sind. Da bei der Evaluierung nur 1:1 Relationen zugelassen wurden, führt dies zu einer Erhöhung der als fehlerhaft detektiert bezeichneten Baumkronen (siehe auch Abschnitt 5.1).

Der Trend, dass die Anzahl der falsch extrahierten Objekte durch die unabhängige Kontrolle reduziert wird, bestätigt sich hier. Als Folge verbessert sich die Korrektheit auf 75%, vgl. Tabelle 11 auf Seite 82. In der Paris-Szene stehen die Bäume zwar etwas weniger dicht als im Ausschnitt 2 der Grangemouth-Szene, aber grundsätzlich verhält es sich hier ähnlich wie bei dem in Abschnitt 5.3.1.2 unter [03] geschilderten Problem: Die Snakes werden hauptsächlich von der inneren Energie beeinflusst, da die Gradienten im Oberflächenmodell zu wenig ausgeprägt sind. Dies führt in vielen Fällen zu einer sehr großen Ausdehnung der Snakes. Die entsprechenden Baumhypothesen werden zwar im Rahmen der internen Bewertung als fehlerhaft erkannt und verworfen, dadurch reduziert sich aber auch die Vollständigkeit nach der Anwendung der Snakes von 84% auf 44%.

5.3.4 Projekt Ravensburg

Das Testgebiet Ravensburg in Süddeutschland wurde im April 2001 mit dem TopoSys II Sensor aus einer Flughöhe von etwa 830 m aufgenommen. Das Oberflächenmodell hat eine Bodenauflösung von etwa 1 m, das digitale Farbinfrarotbild 0.5 m. Abgesehen von der etwas zu geringen Auflösung ist ein System wie der TopoSys II Sensor prinzipiell ideal für die Extraktion von einzelnen Bäumen, siehe auch Abschnitt 3.1. Mit dem Laserscanner können Punkte vom Boden und von der Baumoberfläche registriert werden, und mit dem optischen Zeilenscanner wird ein Multispektralbild in vier Kanälen (Rot, Grün, Blau, Nahes Infrarot) nahezu zeitgleich aufgezeichnet.

Ein Vorteil eines Oberflächenmodells aus Laserscannerdaten zeigt sich an einigen Stellen in der Szene: Trotz geringer Belaubung ist die Oberfläche der entsprechenden Baumkronen im (First-Pulse) Oberflächenmodell zu erkennen (Abbildung 68, links). An derselben Stelle im optischen Bild weisen allein die Schatten auf den Baum hin, der Baum selbst ist kaum zu erkennen, vgl. Abbildung 68, Mitte.

Die Ergebnisse des Ansatzes nach der Anwendung der Snakes sind im rechten Teil der Abbildung 68 mit schwarzen Linien über dem NDVI dargestellt, um zu zeigen dass die Laubbäume in der gesamten Szene einen eher niedrigen NDVI Wert besitzen.

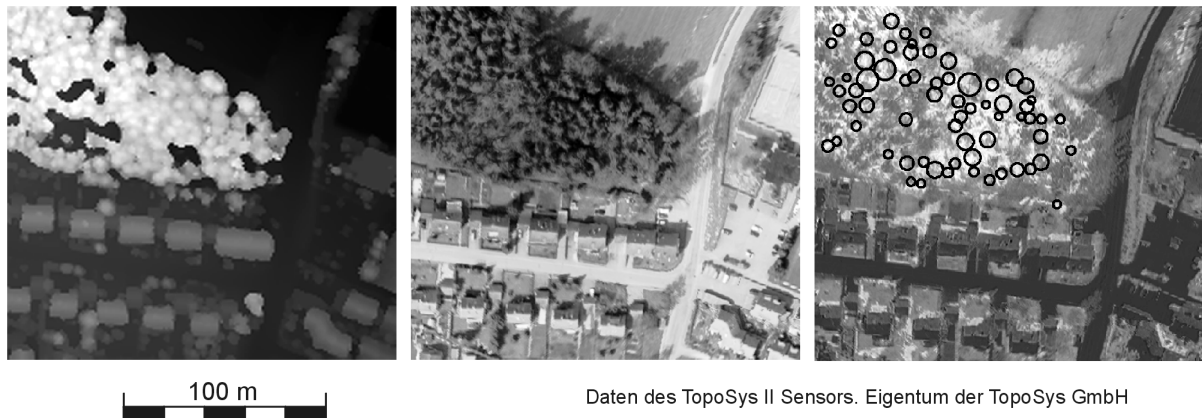


Abbildung 68: Projekt Ravensburg. Links: Oberflächenmodell. Mitte: Intensitätskomponente des Farbinfrarotbildes. Rechts: Ergebnisse der Extraktion, im Hintergrund ist der NDVI dargestellt, negative Werte sind dunkel, positive Werte hell.

Im Vergleich zu den Referenzdaten wurde hier nach der internen Bewertung eine Vollständigkeit von 41% gegenüber 50% für die besten Hypothesen im Maßstabsraum erzielt. Die Korrektheit verbesserte sich nach der internen Bewertung von 58% auf 66%.

Ein Grund für die geringe Vollständigkeit ist der relative niedrige Wert des Vegetationsindex der Laubbäume (vgl. Abbildung 68 rechts), als Folge davon werden die Laubbäume in der Szene nicht erkannt. In dem kleinen Waldgebiet, das im oberen Teil der Szene zu erkennen ist, sind die meisten der Nadelbäume korrekt extrahiert worden. Der Umstand, dass die Laubbäume zum Aufnahmezeitpunkt im April noch keine oder nur sehr wenige Blätter hatten, ist der Hauptgrund für diese schlechten Ergebnisse.

5.4 Zusammenfassung

In diesem Abschnitt werden die Ergebnisse der einzelnen Projekte zusammengestellt und vor dem Hintergrund der einzelnen Szeneninhalte und der verwendeten Daten diskutiert.

In Tabelle 11 (Seite 82) sind die Werte für Vollständigkeit, Korrektheit und Genauigkeit der Extraktionsergebnisse zusammengestellt. Der in Abschnitt 5.3.1.1 vorgestellte Ausschnitt 1 des Grangemouth Datensatzes findet sich in der Zeile *Grangemouth A1*, entsprechend sind die Ergebnisse für den Ausschnitt 2 in der Zeile *Grangemouth A2* zusammengefasst. In der Zeile *Grangemouth* sind die Ergebnisse des gesamten Grangemouth Datensatzes (vgl. Abbildung 59) dargestellt. Die Werte für die Projekte Hohentauern, Paris und Ravensburg finden sich in den nächsten drei Zeilen der Tabelle.

In der letzten Zeile von Tabelle 11 sind die arithmetischen Mittel für die Vollständigkeit, die Richtigkeit und die entsprechenden Genauigkeiten der Ergebnisse angegeben. Betrachtet man zunächst lediglich die besten Hypothesen im Maßstabsraum (mit BHiM markierte Spalten in Tabelle 11), so ergibt sich im Mittel eine Vollständigkeit von 76% und eine Korrektheit von 68%. In allen Projekten reduziert sich die Anzahl der falsch detektierten Bäume nach der Bestimmung der Baumkronenbegrenzung mit Snakes und der internen Bewertung (siehe Abbildung 69). Die Korrektheit verbessert sich im Schnitt auf 79%, gleichzeitig reduziert sich die Vollständigkeit auf 59%. Dazu ist zu sagen, dass der Wert Vollständigkeit sich im Rahmen der hier vorgestellten Strategie nicht verbessern kann, im besten Fall bleibt er gleich. Der Snake-Algorithmus wird nur aufgrund einer vorliegenden Baumhypothese *B* eingesetzt (siehe Abschnitt 4.2), deswegen kann sich die Anzahl der korrekt extrahierten Bäume nicht vergrößern und infolgedessen der Wert für die Vollständigkeit auch nicht.

Projekt	BHiM		IB		BHiM				IB			
	V [%]	K [%]	V [%]	K [%]	\bar{d} [pix]	s_d [pix]	\bar{r} [pix]	s_r [pix]	\bar{d} [pix]	s_d [pix]	\bar{r} [pix]	s_r [pix]
Grangemouth A1	93	75	78	85	1.0	0.7	-0.2	0.7	1.1	0.7	-0.2	0.6
Grangemouth A2	89	84	81	100	1.1	0.9	-0.3	0.5	1.3	1.0	-0.5	0.9
Grangemouth	91	54	72	78	0.9	0.8	-0.3	0.7	1.0	0.8	-0.3	0.7
Hohentauern	72	86	52	94	1.1	0.8	-0.8	0.9	1.1	0.8	-0.7	0.9
Paris	84	59	44	75	1.8	1.2	0.6	1.3	1.9	1.3	0.2	1.5
Ravensburg	50	58	41	66	1.4	1.0	0.0	1.0	1.5	0.9	0.1	1.0
Mittelwerte	76	68	59	79	1.2	0.8	0.0	0.8	1.3	0.9	-0.2	0.9

BHiM Beste Hypothesen im Maßstabsraum

IB Ergebnisse nach der Anwendung von Snakes und abschließender interner Bewertung

V, K Vollständigkeit, Korrektheit

\bar{d}, s_d Mittelwert der Euklidischen Abstände zwischen den extrahierten Bäumen in der Referenz und dem jeweiligen Extraktionsergebnissen und empirische Standardabweichung eines Abstandes

\bar{r}, s_r Mittelwert der Radiusdifferenzen zwischen den extrahierten Bäumen in der Referenz und dem jeweiligen Extraktionsergebnissen und empirische Standardabweichung eines Radius

Tabelle 11: Zusammenstellung der Ergebnisse der in diesem Kapitel angesprochenen Projekte.

Bei diesen Zahlen ist zu berücksichtigen, dass alle Projekte mit denselben Einstellungen der, als objektspezifisch angesehenen, Parameter prozessiert wurden. Die konkreten Werte für diese Parameter stammen entweder aus anderen Untersuchungen, wie bei dem Parameter *Größe* (siehe Tabelle 1, Seite 12), oder wurden direkt aus dem Pollock-Modell abgeleitet (*Konvexität* und *Kreisförmigkeit*, Abschnitt 4.1.2). Lediglich der Parameter für die *Vitalität* wurde auf das jeweilige Bildmaterial angepasst, weil keine entsprechende radiometrischen Kalibrierungen durchgeführt wurden. Prinzipiell ist bei digitaler Bildaufzeichnung eine solche Kalibrierung jedoch denkbar, dann könnte auch die Anpassung des Parameters für die Vitalität entfallen.

Die Vollständigkeit und Korrektheit der Ergebnisse des Projektes Grangemouth sind besser als die Mittelwerte der Ergebnisse aller Projekte. Dies liegt im Wesentlichen daran, dass die Qualität des Bildmaterials und des Oberflächenmodells vor allem bezüglich der Auflösung wesentlich besser ist als die der Daten von Hohentauern, Paris und Ravensburg. Ein weiterer Grund ist der Szeneninhalte, der im Projekt Grangemouth (vgl. Tabelle 10, Seite 69) etwas einfacher ist.

Bei der Betrachtung der Genauigkeiten fällt zunächst auf, dass das Mittel der Abstände \bar{d} nicht Null ist, sondern etwa 1 m. Der Grund dafür ist, dass der Euklidische Abstand zwischen Referenz und Extraktionsergebnis immer positiv ist. Eine Trennung nach Koordinatenkomponenten erschien hier für eine Abschätzung der Genauigkeit der Extraktionsergebnisse unangemessen. Der Mittelwert für die zufälligen Messabweichungen für den Radius \bar{r} ist erwartungsgemäß Null. Im Mittel ist die Standardabweichung sowohl für die Position als auch für den Radius besser als ein Meter (vgl. Abbildung 70).

Im Projekt Grangemouth wurde u.a. wegen der höheren Auflösung tendenziell eine etwas bessere Genauigkeit erzielt. Die insgesamt schlechteste Genauigkeit im Projekt Paris ist auf die relativ hohe Anzahl von Teilkronen zurückzuführen, die anstelle der Bäume extrahiert wurden. Wenn nur ein Teil der Baumkrone extrahiert wird, liegt dieser Teil in aller Regel nicht in der Mitte der Referenzbaumkrone, sondern an deren Rand. Demzufolge ist der Abstand zum Zentrum der Baumkrone in der Referenz relativ groß. Entsprechendes gilt für den Radius, der im Falle der Teilkronen in der Regel zu klein ist.

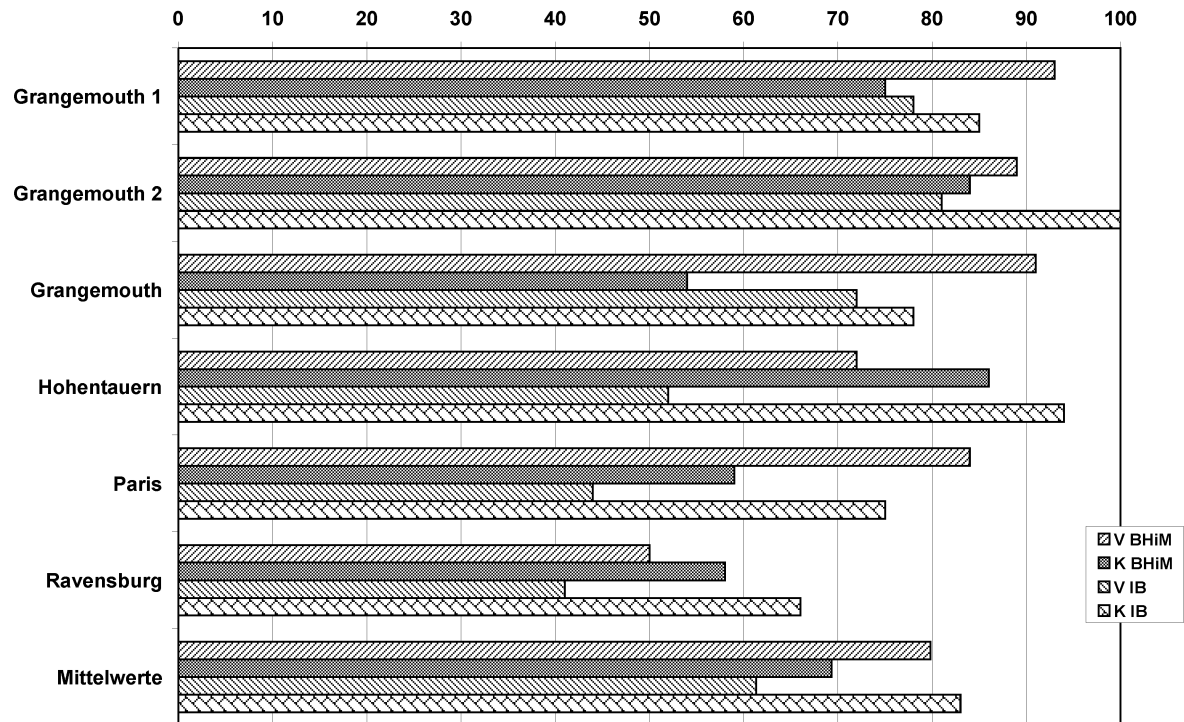


Abbildung 69: Grafische Darstellung von Vollständigkeit **V** und Korrektheit **K** für die besten Hypothesen im Maßstabsraum (**BHiM**) und nach der Anwendung der Snakes (**IB**) der in diesem Kapitel angesprochenen Projekte.

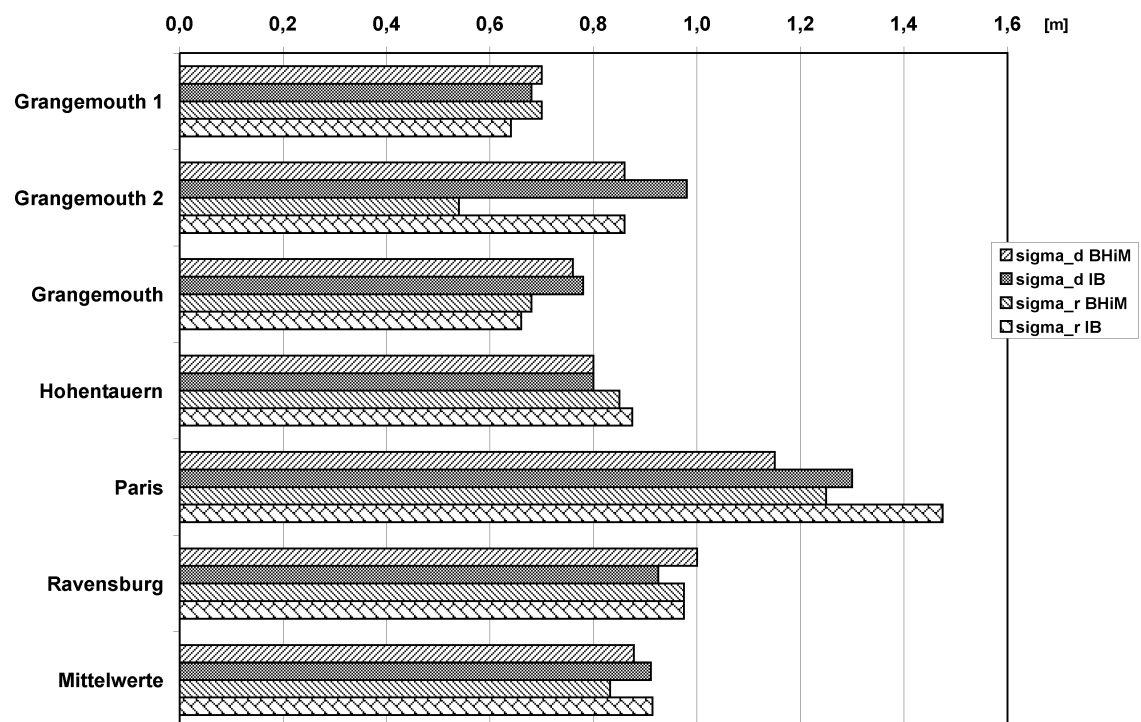


Abbildung 70: Grafische Darstellung der mittleren Standardabweichungen der Position **sigma_d** und des Radius **sigma_r** für die besten Hypothesen im Maßstabsraum (**BHiM**) und nach der Anwendung der Snakes (**IB**) der in diesem Kapitel angesprochenen Projekte.

Zusammenfassend kann man sagen, dass die Probleme vor allem dann auftreten, wenn zwischen den einzelnen Bäumen anhand des Oberflächenmodells nicht oder nur sehr unsicher unterschieden werden kann. Dies gilt weniger für die Ergebnisse der Segmentierung mit der Wasserscheidentransformation als für die Bestimmung der Baumkronenbegrenzung mit dem Snake-Algorithmus.

Die besten Hypothesen im Maßstabsraum stellen in aller Regel gute Approximationen für die Baumkronengrenzung und für die daraus abgeleiteten Größen Position und Radius dar. Dies gilt auch dann, wenn das Oberflächenmodell relativ glatt ist. In diesen Fällen ist die Anwendung von Snakes problematisch, obwohl sich in einigen wenigen Fällen auch Verbesserungen der Ergebnisse ergeben. Diese Verbesserungen ergeben sich vor allem dann, wenn im Maßstabsraum nicht das der Baumkrone entsprechende Segment die beste Bewertung erhält, sondern ein Segment aus einer zu feinen Maßstabsebene, das einem Teil der Baumkrone entspricht. In diesen Fällen konnte durch den Einsatz der Snake das Ergebnis häufig verbessert werden: Mit Hilfe der Snake und der anschließenden erneuten Berechnung der topologischen Relationen und der internen Bewertung wurden mehrere Teilkronen zu einer Baumkrone integriert.

Durch die Snakes konnte keine signifikante Verbesserung der Genauigkeit des Extraktionsergebnisses erreicht werden. In aller Regel führt die Anwendung der Snake als unabhängiges Messverfahren jedoch zu einer Verbesserung der Korrektheit, allerdings teilweise stark zu Lasten der Vollständigkeit wegen der oben angesprochenen Probleme bei sehr eng zusammenstehenden Bäumen.

Insgesamt sind die Ergebnisse des Ansatzes zufriedenstellend, gerade wenn man berücksichtigt, dass die Projekte bezüglich des Szeneninhaltes und der für die Aufzeichnung verwendeten Sensoren einen relativ weiten Bereich abdecken. Zusätzlich ist zu berücksichtigen, dass alle vorgestellten Projekte mit demselben Satz an Parametern, mit Ausnahme der Anpassung des NDVI Wertes und der Druckkraft bei den Snakes, durchgeführt wurden. Mit den besten zur Verfügung stehenden Daten (Projekt Grangemouth) wurde eine Vollständigkeit von bis zu 93% und im besten Fall eine Korrektheit von 100% erreicht.

*„every image has its algorithm...
and parameters“
(MCKEOWN 1996)*

6 Bewertung des Ansatzes

Das Zitat von David M. McKeown (s.o.) war natürlich bereits in der Originalquelle provokativ gemeint. Bei der Entwicklung eines Verfahrens zur Extraktion von Objekten sollte die Übertragbarkeit auf andere Bilder und Szeneninhalte immer im Zentrum der Überlegungen stehen. Dies konnte mit dem hier entwickelten Ansatz zumindest teilweise erreicht werden, wie die im vorherigen Kapitel dargestellten Ergebnisse zeigen.

Grundlegendes Ziel dieser Arbeit war die Entwicklung eines Verfahrens zur automatischen Extraktion von Bäumen aus Fernerkundungsdaten. Ein obligatorisches Teilziel einer solchen Arbeit ist natürlich das Erreichen guter bzw. besserer Ergebnisse im Vergleich zu anderen Ansätzen mit einer ähnlichen Zielsetzung. Betrachtet man die Zusammenstellung der Ergebnisse am Ende des vorigen Kapitels, so kann man sagen, dass dieses Teilziel erreicht wurde.

Einige weitere Teilziele haben sich aus den im Abschnitt 4.1 dargestellten Überlegungen ergeben: Das Verfahren sollte weitestgehend unabhängig von der Größe einzelner Objekte und unabhängig vom globalen Kontext sein. In dem letztgenannten Punkt unterscheidet sich der hier vorgestellte Ansatz grundlegend von den im Kapitel 3 vorgestellten Ansätzen, die primär für die Extraktion einzelner Bäume im Wald entwickelt wurden und demzufolge keine Komponente zur Differenzierung zwischen Bäumen und Gebäuden besitzen. Auch wenn zu vermuten ist, dass sich die Ergebnisse durch die Berücksichtigung von Kontextinformationen in aller Regel verbessern werden, ist dieses Teilziel erreicht worden. Dies zeigen auch die Ergebnisse der in Abschnitt 5 dargestellten Projekte.

Eine weitgehende Unabhängigkeit von der konkreten Größe der einzelnen Objekte konnte durch die Segmentierung in mehreren Ebenen des Linearen Maßstabsraums erreicht werden.

Der Verzicht auf die Modellierung lokaler und globaler Kontextinformation und die Beschränkung auf einige wenige objekt-spezifische Parameter erlaubt den Einsatz des Verfahrens in einer sehr frühen Phase einer Szeneninterpretation und die Nutzung der Ergebnisse zur Unterstützung bei der Extraktion von anderen Objekten wie beispielsweise Gebäuden und Straßen. Die Ergebnisse der Baumextraktion können dadurch im weiteren Interpretationsablauf einer Szene für die automatische Extraktion anderer Objekte herangezogen werden (STRAUB ET AL. 2003). Beispielsweise lassen sich Lücken im Straßennetzwerk durch Bäume, die eine Straße in den Bildern verdecken können, erklären; vgl. (STRAUB ET AL. 2000) und (BUTENUTH ET AL. 2003).

Der im Rahmen dieser Arbeit vorgestellte Ansatz konnte unter Verwendung von Daten unterschiedlicher Sensoren in verschiedenen Kontextregionen im Mittel sechs von zehn Bäumen extrahieren. Für eine erste Interpretation der Szene - ohne weitere Informationen über deren Inhalt - ist dies ein zufriedenstellendes Ergebnis. Auf der Basis dieser Ergebnisse können im Rahmen einer weitergehenden Szeneninterpretation Werte für zusätzliche Parameter angelernt werden, auf deren Basis dann weitere Bäume gesucht werden können. Im Kapitel 7 findet sich ein entsprechender Vorschlag.

In einigen Fällen genügen die Ergebnisse des hier vorgestellten Ansatzes möglicherweise auch schon praktischen Anforderungen. Beispielsweise können Datenbestände zur detaillierten Visualisierung von 3D Stadtmodellen ergänzt werden. Die Anforderungen an die Vollständigkeit und Korrektheit sind bei der Verwendung der Baumdaten in Rahmen von Visualisierungen nicht so hoch wie zum Beispiel im Falle eines Baumkatasters, hier ist per Definition jeder Baum zu erfassen. Ein ähnlich breites Spektrum gibt es bei forstlichen Anwendungen: geht es hauptsächlich um das Holzvolumen pro Bestand sind die Anforderungen an die Qualität der Extraktionsergebnisse geringer, als bei mehrphasigen Inventuren, bei denen Probestflächen die Grundlage für die Extrapolation auf wesentlich größere Bestände darstellen.

Die Bewertung eines Ansatzes kann auch vor dem Hintergrund allgemeinerer Kriterien als der Qualität der Ergebnisse und dem Erreichen selbstdefinierter Ziele diskutiert werden. Im folgenden Abschnitt 6.1 werden die in (FÖRSTNER 1996) genannten Kriterien als Basis für eine kurze Diskussion der methodischen Stärken und Schwächen des Ansatzes herangezogen. Im Abschnitt 6.2 werden die in (MAYER 1998) herausgearbeiteten Defizite von Ansätzen zur Objektextraktion als

Grundlage für eine Diskussion des Modells und der Strategie des hier vorgestellten Ansatzes herangezogen. Am Ende dieses Kapitels erfolgt wiederum eine kurze Zusammenfassung.

6.1 Methodische Stärken und Schwächen

Eine der vielleicht wichtigsten Forderungen an ein Verfahren zur automatischen Extraktion von Objekten ist die nach „...*meaningful tuning parameters*...“ (FÖRSTNER 1996). Darunter ist zu verstehen, dass die vom Nutzer einzustellenden Parameter in Bezug auf das zu extrahierende Objekt eine semantisch nachvollziehbare Bedeutung haben sollten.

Betrachtet man die Stützpunkte der Zugehörigkeitsfunktionen, die Basis für die Verifikation der Hypothesen, als Parameter, dann kann man sagen, dass diese Forderung zum großen Teil erfüllt werden konnte. Diese Aussage gilt sicher für die Zugehörigkeitsfunktionen für Größe, Konvexität und Vitalität (jedenfalls bei Verwendung des NDVI), und etwas eingeschränkt auch für die Kreisförmigkeit. Auch wenn bei den Zugehörigkeitsfunktionen im Detail noch Verbesserungsbedarf besteht, beispielsweise bei den Übergängen an den Stützpunkten und dem Interpolationsverfahren, ist die Nachvollziehbarkeit der einzelnen Parameter sicher eine Stärke des hier entwickelten Ansatzes.

Die Parameter, die bei der Snake eingestellt werden müssen, sind zwar bezüglich ihrer Bedeutung gut nachvollziehbar, aber anders als etwa bei der Größe eines Segmentes können die konkreten Werte nur empirisch ermittelt werden. Im Abschnitt 4.2.3.3 sind für den speziellen Fall der Baumextraktion zwar Richtwerte angegeben, der Grad der Gültigkeit dieser Werte sollte jedoch noch an größeren Datenbeständen überprüft werden.

Im Allgemeinen ist bei der Entwicklung eines Verfahrens zur Extraktion eines bestimmten Objekttyps eine Komponente zur internen Bewertung der Ergebnisse vorzusehen (FÖRSTNER 1991). Erst dies ermöglicht die Integration einzelner Verfahren in größere Systeme zur Extraktion verschiedener Arten topographischer Objekte, siehe beispielsweise (STRAUB ET AL. 2003). Ziel dieser internen Bewertung ist es, einer übergeordneten Komponente eines Systems mitteilen zu können, ob ein konkretes extrahiertes Objekt sicher erkannt wurde oder ob das Extraktionsergebnis eher unsicher ist.

Eine solche interne Bewertung ist hier in zwei Stufen realisiert worden. Die erste Stufe ist durch die Zugehörigkeitsfunktionen gegeben, mit deren Hilfe jedem Objekt eine Bewertung zugewiesen wird, anhand derer entschieden werden kann, ob eine bestimmte Hypothese gültig ist oder nicht. Allerdings ist hierzu die Angabe eines Schwellwertes durch den Anwender oder eine andere übergeordnete Instanz notwendig, um die Entscheidung „Baum oder kein Baum“ zu fällen. In der zweiten Stufe wird mit den Snakes ein unabhängiges Messverfahren zur Bestimmung der Baumkronenbegrenzung eingesetzt. In dieser zweiten Phase wird der Schwellwert durch ein statistisch motiviertes Konfidenzniveau ersetzt. Dadurch wird der erste Schwellwert zwar nicht ganz überflüssig, aber er kann toleranter gesetzt werden. Im Idealfall bleibt schließlich für das übergeordnete System nur das Konfidenzniveau „sichtbar“.

Durch die Nutzung des Pollock-Modells als Basis für die gesamte Argumentation bezüglich der Geometrie und auch für Teile der Strategie konnte die Implementierung anhand eines synthetischen Datensatzes überprüft werden. Darüber hinaus konnte auf der Basis der Simulation die Entscheidung für eine bestimmte Segmentierungsfunktion motiviert werden (vgl. Abschnitt 5.2). Allein aufgrund der Theorie konnte diese Entscheidung - wegen der kaum voneinander zu trennenden Einflüsse - nicht begründet werden, an dieser Stelle weist das theoretische Fundament des Ansatzes eine Lücke auf.

Eine weitere Forderung aus (FÖRSTNER 1996) bei der Entwicklung von automatischen Verfahren zur Objektextraktion ist die Modularisierung. Diese Forderung konnte insofern erfüllt werden, als dass in allen Phasen der Strategie auf einen sehr hohen Entwicklungsstand der Bildverarbeitungsroutinen aufgesetzt werden konnte und auch wurde. Dies gilt sowohl für die Transformation im Maßstabsraum als auch für die Wasserscheidentransformation, die einerseits theoretisch gut verstanden sind und andererseits in den meisten Bildverarbeitungssystemen implementiert sind²⁸.

²⁸ Die Implementierung des Ansatzes erfolgte unter Verwendung der C/C++ Bibliothek des Bildverarbeitungssystems Halcon in der Version 5.2 der Firma MVTEC Software GmbH München. Die Implementierung des Snake Algorithmus wurde sehr stark vereinfacht durch die hier als Vorbild herangezogene Implementierung des Image Analysis and Communications Laboratory der John Hopkins Universität in Baltimore von Chenyang Xu (<http://iacl.ece.jhu.edu>).

6.2 Defizite

In diesem Abschnitt werden zur Bewertung von Modell und Strategie die sieben in (MAYER 1998) aufgeführten Defizite von Ansätzen zur automatischen Extraktion von Objekten zur Bewertung herangezogen.

Defizit 1: Materialeigenschaften werden nicht modelliert

Die Modellierung der Materialeigenschaften der Baumkrone ist durch die Berücksichtigung des typischen Reflexionsverhaltens von Vegetation ansatzweise realisiert worden. Gerade bei Daten mit hoher Auflösung ist in diesem Punkt aber noch Potenzial für Verbesserungen. Ein Ansatzpunkt ist die radiometrische Kalibrierung der digitalen Sensoren. Ein weiterer Punkt - mehr auf der Seite der Bildanalyse angesiedelt - betrifft die Ermittlung der Reflexionswerte ohne eine Verfälschung durch die Schattenregionen innerhalb der Baumkrone. Dies wird im Ausblick in Kapitel 7 dieser Arbeit nochmals aufgegriffen.

Defizit 2: Vernachlässigung der Funktion von Objekten

Anders als bei der Extraktion von Straßen, bei denen die Funktion „Verbindung bedeutungsvoller Orte“ eine Begründung für das Schließen von Lücken im Straßennetzwerk darstellt (WIEDEMANN 2002), lässt sich aus der Funktion eines Baumes für die Bildanalyse kaum etwas ableiten (vgl. auch Abschnitt 4.1.1). Die Vernachlässigung der Funktion kann insofern im Falle der Extraktion von Bäumen nicht als Defizit angesehen werden.

Defizit 3: Eine Integration von detailliertem Objektmodell und Szenenmodell ist nicht vorhanden

Auf die Integration von Objektmodell und Szenenmodell wurde hier verzichtet, da die Extraktion von Bäumen unabhängig von anderen Objekten durchgeführt werden sollte. Der Grund dafür ist, dass andere Objekte kaum Hinweise für die Existenz von Bäumen liefern, vgl. Abschnitt 4.1.4.

Dennoch ist die Integration in ein System zur Interpretation einer gesamten Szene wichtig und sinnvoll. Zum einen ist die Kenntnis von Bäumen wegen der möglichen Verdeckung von Teilen anderer Objekte hilfreich, insbesondere bei Straßen, aber teilweise auch bei niedrigen Gebäuden (STRAUB & WIEDEMANN 2000) (GERKE ET AL. 2001). Andererseits ist es für die Extraktion von Bäumen auch denkbar, Parameter situationsabhängig zu steuern. Beispielsweise ist es in unmittelbarer Nähe von Gebäuden sicher nicht sinnvoll, von einer runden Baumkrone auszugehen, da das Wachstum der Krone durch das Gebäude behindert wird und der Baum ausweicht. Auch bei der Extraktion von Baumreihen entlang von Straßen, wenn in den Bildern nur sehr wenige Hinweise auf Bäume vorhanden sind, kann erst durch die Integration aus einem Hinweis auf Bäume und der Funktion einer Straße auf eine Baumreihe rückgeschlossen werden (STRAUB ET AL. 2003).

Defizit 4: Unklare Rolle der Nutzung von Karten und GIS als Vorinformation

Eine Möglichkeit der Nutzung von Vorinformation aus existierenden, bereits interpretierten Daten ist beispielsweise das Anlernen der Parameter für die Vitalität auf der Basis von Waldflächen, die in Karten und Geoinformationssystemen (GIS) gespeichert sind. Dies wurde beispielsweise in (STRAUB ET AL. 2000) vorgeschlagen. Grundsätzlich ist dabei jedoch zu berücksichtigen, dass durch die Verwendung der Vorinformation eine - nur schwer zu modellierende - Abhängigkeit der Extraktionsergebnisse von der Qualität dieser Information entsteht. Im Rahmen dieser Arbeit wurde deswegen auf die Nutzung von Karten und GIS als Vorinformation bewusst verzichtet.

Defizit 5: Schwache Ausnutzung der Evidenz aus verschiedenen Sensoren und Algorithmen

Evidenz aus verschiedenen Sensoren wird bei dem hier vorgestellten Ansatz nur relativ schwach für die Extraktion genutzt. Dadurch, dass die Segmentierung allein aufgrund des Oberflächenmodells erfolgt, ergibt sich das Problem, dass in einigen Fällen einzelne Bäume nicht voneinander getrennt werden können. Dies ist dann der Fall, wenn die Bäume so eng nebeneinander stehen, dass eine nahezu lückenlose, fast ebene Fläche im Oberflächenmodell entsteht. In diesen Fällen greift der menschliche Interpret auf die Information im optischen Bild zurück. Grundsätzlich ist es denkbar, dieses Vorgehen durch die Integration einer regelbasierten Komponente zu implementieren. Ein Ansatzpunkt ist eine Analyse der Abstandsklassen (siehe hierzu auch Kapitel 7) mit dem Ziel, eine Entscheidung darüber zu fällen, ob beispielsweise der Einsatz einer Snake sinnvoll ist oder nicht.

Die Integration zusätzlicher Merkmale, beispielsweise Textur oder strukturelle Informationen, wie die Sternform bei Nadelbäumen, stellt kein Problem innerhalb der hier vorgeschlagenen Strategie dar. Diesbezüglich lässt sich das Verfahren sehr einfach erweitern.

Evidenz aus verschiedenen Algorithmen wird insofern genutzt, als dass zur Extraktion der Baumkronen zwei unterschiedliche Algorithmen, Wasserscheidenverfahren und Snakes, eingesetzt werden. Dadurch konnte in erster Linie eine Verbesserung der Korrektheit erzielt werden, allerdings zu Lasten der Vollständigkeit der Ergebnisse.

Defizit 6: Keine formale und globale Modellierung und keine Nutzung von Kontext

Die Überlegungen in Abschnitt 4.1.4 haben ergeben, dass für die Extraktion einzelner Bäume Kontextinformation von untergeordneter Bedeutung ist. Deswegen wurde bei der Entwicklung des Modells und der Strategie auf die Nutzung von globaler Kontextinformationen verzichtet. Für die Nutzung von lokaler Kontextinformation basierend auf den in Kapitel 5 eingeführten Abstandsklassen findet sich im Ausblick dieser Arbeit ein entsprechender Vorschlag.

Defizit 7: Maßstabsabhängigkeit der Objekte wird nicht modelliert

Die Modellierung der Maßstabsabhängigkeit ist eines der Kernprobleme bei der Extraktion von Bäumen. Dies zeigen bereits die im Literaturüberblick in Kapitel 3 dargestellten Arbeiten, die in aller Regel die Maßstabsabhängigkeit auf die eine oder andere Art berücksichtigen. Auch in dem hier vorgestellten Ansatzes spielt der Maßstab bei der Segmentierung und bei den grundsätzlichen Überlegungen zur Strategie eine wesentliche Rolle. Durch die Untersuchung mehrerer Maßstabsebenen ist es möglich, Bäume unterschiedlicher Größe zu erkennen, ohne dafür Annahmen über deren räumliche Anordnung und Größe treffen zu müssen. Bezüglich der Bewertung der Hypothesen im Maßstabsraum werden jedoch nicht alle Möglichkeiten ausgeschöpft. Ein entsprechender Vorschlag zur Verbesserung der Nutzung dieser Information findet sich im Ausblick.

6.3 Zusammenfassung

In diesem Kapitel wurde der im Rahmen dieser Arbeit entwickelte Ansatz zur Extraktion von Bäumen aus Fernerkundungsdaten unter verschiedenen Aspekten bewertet und diskutiert. Die methodischen Stärken und Schwächen wurden unter Berücksichtigung einiger aus (FÖRSTNER 1996) übernommenen Forderungen an Verfahren zur Merkmals- oder Objektextraktion diskutiert. Schließlich wurden die konkreten Defizite des Ansatzes den in (MAYER 1998) erarbeiteten Defiziten von Verfahren zur Objektextraktion gegenübergestellt. Zusammen mit den in Kapitel 5 dargestellten Ergebnissen wurde so versucht, ein möglichst vollständiges Bild der Leistungsfähigkeit und der Schwächen des entwickelten Verfahrens zu geben.

*„Der Urquell aller Technischen Errungenschaften ist die göttliche Neugier und der Spieltrieb des bastelnden und grübelnden Forschers und nicht minder die konstruktive Phantasie des technischen Erfinders.“
Albert Einstein, um 1905. Wandtafel im Einsteinhaus in Bern, Schweiz*

7 Zusammenfassung und Ausblick

In dieser Arbeit wurde ein neuer Ansatz zur automatischen Extraktion von Bäumen aus hochauflösenden Luftbildern und Oberflächenmodellen vorgestellt.

Die Arbeit enthält – nach dem Einleitungskapitel - im zweiten Kapitel einen Überblick über die Grundlagen zum Linearen Maßstabsraum, ausgewählte Aspekte zur Fuzzy-Theorie und zum Konzept der unscharfen topologischen Relation, sowie eine Beschreibung der Wasserscheidentransformation und des Snake-Algorithmus. Der Stand der Forschung im Bereich der automatischen Extraktion von Bäumen aus Luftbildern und Oberflächenmodellen wird im darauffolgenden Kapitel beschrieben, die einzelnen Ansätze werden klassifiziert und ihre Stärken und Schwächen werden herausgearbeitet.

Im Kapitel 4 werden im ersten Abschnitt Möglichkeiten zur Modellierung einzelner Bäume unter verschiedenen Gesichtspunkten - wie Funktion, Geometrie und Kontext - diskutiert. Schließlich wird die Strategie zur Extraktion entwickelt und ausführlich dargestellt. Im darauf folgenden Kapitel mit dem Titel Ergebnisse wird zunächst das Verfahren zur Evaluierung der Extraktionsergebnisse erläutert, anschließend werden die Ergebnisse anhand von ausgewählten Beispielen unterschiedlicher Projekte beschrieben. Methodische Stärken und Schwächen sowie die Defizite des entwickelten Verfahrens werden im Kapitel 6 ausführlich diskutiert.

Grundidee des Ansatzes

Die grundlegende Idee des Ansatzes basiert auf der Vorstellung, dass ein Baum eine einfach zu beschreibende geometrische Form hat, wenn man von einzelnen, herausragenden Ästen oder Kronenteilen absieht. Diese im Detail oftmals sehr komplexen Feinstrukturen, die sich nur sehr schwer mathematisch modellieren lassen, überlagern die im Oberflächenmodell erkennbare, einfache geometrische Form.

Durch eine systematische Reduktion der Details im Oberflächenmodell mit Hilfe einer Transformation im Linearen Maßstabsraum werden diese Feinstrukturen entfernt. Anschließend können die einzelnen Bäume mit relativ einfachen Algorithmen der Bildverarbeitung extrahiert werden. Die Wasserscheidentransformation wird zur Segmentierung herangezogen und die Bewertung der einzelnen Segmente basiert auf Zugehörigkeitsfunktionen, die nach den Regeln der Fuzzy-Theorie miteinander verknüpft werden. Aufgrund der einfachen Form der Segmente, die für eine Baumkrone in Frage kommen, genügen vier Merkmale, um aus allen in der Szene vorkommenden Segmenten diejenigen auszuwählen, die mit großer Sicherheit Bäume darstellen. Die Stützpunkte der Zugehörigkeitsfunktionen wurden dabei nicht empirisch festgelegt, sondern basieren auf den mathematischen Eigenschaften des für die Baumkronenform zugrundegelegten geometrischen Modells, den Reflexionseigenschaften vitaler Vegetation und auf den in einer unabhängigen Untersuchung ermittelten Werten für den Durchmesser von typischen Baumkronen.

Das eigentliche Problem dabei ist, dass der Durchmesser der zu extrahierenden Bäume und der Abstand zwischen ihnen die entscheidenden Größen für die Festlegung derjenigen Ebene im Maßstabsraum sind, in der einerseits die Feinstrukturen entfernt sind, und andererseits die Grobstruktur noch erkennbar ist²⁹. Zur Lösung dieses Problems wird die Segmentierung systematisch in mehreren Ebenen des Maßstabsraums durchgeführt. Dabei wird davon ausgegangen, dass in mindestens einer der Maßstabebenen – der optimalen für einen konkreten Baum - die Modellannahmen zutreffen. Ist dies der Fall, dann ergibt sich „automatisch“ eine höhere Bewertung für das entsprechende Segment in dieser optimalen Maßstabebene als in den anderen.

Für die Verfeinerung der Extraktion der Baumkronenbegrenzung werden Snakes verwendet. Unter bestimmten Umständen ist eine Snake ein geeignetes Werkzeug für diese Aufgabe, allerdings ist die Steuerung problematisch und nicht immer werden die Ergebnisse wirklich verbessert. In allen durchgeführten Projekten verbesserte sich die Korrektheit der

²⁹ Dies ist eines der vielzitierten Chicken-and-Egg Probleme bei der automatischen Extraktion von Objekten aus Bildern: Die Kenntnis der Größe einer Baumkrone und deren Abstand zu anderen Objekten ist die Voraussetzung für ihre Extraktion.

Extraktionsergebnisse nach der Anwendung der Snakes und einer erneuten internen Bewertung. Allerdings verschlechterte sich dadurch auch die Vollständigkeit.

Vorschläge für weitere Entwicklungen

Im Gegensatz zu dem hier vorgestellten Ansatz, der für die Aufstellung der Hypothesen allein das Oberflächenmodell verwendet, zieht ein menschlicher Interpret für die Erkennung von Bäumen den Farbunterschied und die Textur im Farbinfrarotluftbild heran. Dies zeigte sich auch bei der Extraktion der Referenzdaten. Immer dann, wenn im Oberflächenmodell die einzelnen Baumkronen kaum zu differenzieren sind, wird die optische Information herangezogen. Als Grundlage für die Entscheidung werden die teilweise sehr feinen Differenzen in Farbe und Textur verwendet.

Auf der Basis dieser Beobachtungen ergeben sich Erweiterungsmöglichkeiten der Strategie, die vor allem zwei grundlegend verschiedene Zielrichtungen haben: 1.) Mehr Informationen über die bereits extrahierten Bäume sammeln, beispielsweise, um die Baumart zu bestimmen oder die interne Bewertung zu verbessern, und 2.) auf der Basis des Wissens über die bereits extrahierten Bäume die Szene erneut untersuchen, mit dem Ziel noch nicht detektierte Bäume zu finden.

Zur Differenzierung zwischen verschiedenen Baumarten sollte auf Grundlage der bereits extrahierten Bäume innerhalb der entsprechenden Segmente die Berechnung der Farb- und Texturinformation verfeinert werden. Im einfachsten Fall kann dies durch eine Analyse der jeweiligen Kronenregion im einem Merkmalsraum erfolgen. Der Schatten der Baumkronen lässt sich dort zuverlässig von den beleuchteten Regionen abgrenzen, siehe (STRAUB & HEIPKE 2001). Dadurch können Schwellwerte für die einzelnen Farbkanäle allein auf der Basis der beleuchteten Teile der Krone ermittelt werden und wären somit unbeeinflusst von den individuellen Formen der einzelnen Baumkronen, die den Schatten innerhalb der Baumkrone verursachen.

Ziel einer solchen Analyse ist es, sehr präzise Informationen bezüglich der Farbe abzuleiten und diese entweder für die Differenzierung der Baumart zu nutzen oder beispielsweise für die Definition neuer Suchbereiche in der Szene, wie bereits oben vorgeschlagen. Dieses Vorgehen ähnelt dem bewährten Verfahren bei der überwachten pixelbasierten Klassifikation von Fernerkundungsdaten, bei dem vom Interpreten Trainingsgebiete definiert werden. Der Unterschied zur überwachten Klassifikation ist, dass die Definition der Trainingsgebiete nicht durch einen menschlichen Interpreten, sondern durch den Algorithmus selbst erfolgt.

In eine ähnliche Richtung zielt der folgende Vorschlag, die Texturinformation innerhalb der extrahierten Baumkrone für die Differenzierung von Baumarten zu nutzen. Dies sollte innerhalb der bereits bekannten Segmente erfolgen, allerdings vordringlich für eine detailliertere Analyse verwendet werden, da die Texturinformation zur Detektion von noch nicht detektierten Bäumen in der Szene weniger gut geeignet ist. Dabei ist davon auszugehen, dass speziell angepasste Merkmalsoperatoren entwickelt werden müssen, wie dies beispielsweise in (PAKZAD 2001) für die Differenzierung unterschiedlicher Vegetationsflächen durchgeführt wurde.

Zur weiteren Untersuchung der Baumart könnten neben der Textur- und Farbinformation auch die topologischen Relationen im Maßstabsraum genutzt werden. Denkbar wären etwa Verknüpfungen von verworfenen Segmenten, mit einer relativ hohen Bewertung, zu Bäumen mit mehreren Teilkronen unter Verwendung von einfachen Regeln, etwa um Laubbäume, die mehrere Teilkronen besitzen können, von Nadelbäumen zu unterscheiden.

Zur Verbesserung der Bewertung der Segmente ist es sinnvoll, auf der Grundlage von manuell durchgeführten Forstinventuren die Stützpunkte der Zugehörigkeitsfunktionen zu bestimmen, um so basierend auf großen Stichproben zu einer wahrscheinlichkeitstheoretisch fundierten Definition der Zugehörigkeit zu gelangen.

Ein weiterer Vorschlag zur Verbesserung der Bewertung betrifft die Nutzung des Maßstabsverhaltens von Objekten im Maßstabsraum. Eine wichtige Beobachtung in diesem Zusammenhang ist, dass die relevanten Objekte in der Szene in mehreren Ebenen des Maßstabsraums vorhanden sind. Diese Information wird hier nicht genutzt. Die grundlegende Idee findet sich in (MARR 1982) und wird dort auch für den Aufbau der ersten rohen Skizze genutzt, allerdings ohne eine automatische Selektion der zugehörigen Maßstabsebenen. Dies wird beispielsweise in (LINDEBERG 1998A) und (LINDEBERG 1998B) ausführlich dargestellt.

Der letzte Vorschlag bezieht sich auf die Probleme, die bei der Bestimmung der Baumkronenbegrenzung mit Snakes aufgetreten sind. Die Erfahrung zeigt, dass es sinnvoll ist, die Druckkraft in Abhängigkeit von den in Kapitel 5 eingeführten Abstandsklassen zu variieren. Die Bestimmung dieser Abstandsklassen kann vorab durch die Bildung von entsprechenden

Gruppen (Clustern) erfolgen, beispielsweise mit dem in (ANDERS & SESTER 2000) vorgeschlagenen Verfahren, oder durch die Analyse der Überlappungsfaktoren, die sich nach der Anwendung der Snakes ergeben. In den Gebieten der Abstandsklasse $[c]$ können dann entweder die Parameter der Snakes angepasst werden, oder alternativ dazu kann auf die Auffangbecken der Wasserscheidentransformation zurückgegriffen werden.

Grundsätzlich zielen diese Vorschläge darauf, ein selbstlernendes System zur Extraktion von topographischen Objekten aus Fernerkundungsdaten aufzubauen. Die Herausforderung besteht hier einerseits in der Auswahl und der Entwicklung verschiedener Verfahren zur Extraktion der Objekte und andererseits in der oben angedeuteten Rückkopplung und der Akkumulation von algorithmischem Wissen. Bereits in einer frühen Phase ist hierfür eine sehr detaillierte Kenntnis der Leistungsfähigkeit der einzelnen Komponenten erforderlich, die weit über das bisher von den einzelnen Verfahren Bekannte hinaus geht. Eine Ausnahme ist vielleicht der diesbezüglich sehr umfangreich untersuchte Ansatz zur Extraktion von Straßen der Technischen Universität München (BAUMGARTNER ET AL. 1997), (WIEDEMANN 2002).

Die Integration zu einem Gesamtsystem ist bei dem derzeitigen Stand der Entwicklung der einzelnen Ansätze noch ein großes Problem. Unklar ist beispielsweise wie die Stärken und Schwächen der einzelnen Verfahren in verschiedenen Kontextregionen berücksichtigt werden können. Ein weiteres Problem ist, dass gegenseitige Einflüsse explizit modelliert werden müssen, um zu vermeiden, dass dieselben Annahmen von den einzelnen Modulen mehrmals verwendet werden. Ein Beispiel hierfür ist der zitierte Ansatz zur Extraktion von Strassen. Dort werden Lücken im Straßennetzwerk aufgrund von Hypothesen bezüglich der Funktion des Straßennetzwerkes geschlossen. Die Ursache für diese Lücken können Bäume sein, die Straßen teilweise verdecken. Die Frage ist nun, an welcher Stelle und wie eine Rückkopplung zwischen dem Straßenextraktionsverfahren und dem Verfahren, das Bäume detektiert, vorgenommen werden kann. Soll an der Lücke ein Baum gesucht werden, und darf die Lücke dann nur geschlossen werden, wenn wirklich ein Baum an der entsprechenden Stelle extrahiert wurde? Oder liefert die Lücke einen Hinweis auf einen Baum, mit dem eine schwache Baumhypothese gestärkt wird? Beide Fragen lassen sich wohl vorsichtig bejahen, sie sollen aber auch aufzeigen, dass es nicht damit getan ist, ein Baum-steht-neben-der-Straße-Modul³⁰ zu implementieren.

Eine aktuelle, große Herausforderung für weitere Forschungsarbeiten zur automatischen Interpretation von Luftbildern und/oder Oberflächenmodellen liegt darin, verständliche und nachvollziehbare Mechanismen zur Integration von Ansätzen zur Extraktion verschiedener topographischer Objekte zu entwickeln und in einem Gesamtsystem zu realisieren. Schließlich gilt es zu zeigen, dass durch diese Integration auch ein Mehrwert gegenüber den einzeln ablaufenden Verfahren entsteht.

³⁰ Frei nach (MCKEOWN 1996) im Abschnitt „*simply talking about lots of knowledge doesn't get you very far.*“.

Literatur

- ADV, 2001. ATKIS-Objektartenkatalog. www.adv-online.de, 31.12.2001.
- ANDERS, K., SESTER, M., 2000. Parameter-free Cluster Detection in Spatial Databases and its Application to Typification. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, ISPRS, Amsterdam, Vol. 33, Nr. B4, pp. 75-82.
- ANDERSEN, H., REUTEBUCH, S. E., SCHREUDER, G. F., 2001. Automated Individual Tree Measurement through Morphological Analysis of a LIDAR-based Canopy Surface Model. *Proceedings of the First International Precision Forestry Cooperative Symposium*, University of Washington, Seattle, USA, June 17-20, pp. 11-22.
- ANDERSEN, H., REUTEBUCH, S. E., SCHREUDER, G. F., 2002. Bayesian Object Recognition for the Analysis of Complex Forest Scenes in Airborne Laser Scanner Data. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, (eds.) Kallianly Leberl, ISPRS, Graz, Austria, Vol. XXXIV, Nr. WG 3A, pp. 35-41.
- AUBERT, G., BLANC-FERAUD, L., 1998. An elementary proof of the equivalence between 2D and 3D classical snakes and geodesic active contours. *Rapport de Recherche*, INRIA, Sophia Antipolis, France, Nr. 3340, 16 p.
- BACHER, U., MAYER, H., 2000. Automatic Extraction of Trees in Urban Areas from Aerial Imagery. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, ISPRS, Amsterdam, Vol. XXXIII, Part B3/1, pp. 51-57.
- BALTSAVIAS, M., GRUEN, A., VAN GOOL, L., (EDS.), 2001. *Automatic Extraction of Man-Made Objects from Aerial and Space Images III*. A.A.Balkema Publishers, Lisse Abingdon Exton(PA) Tokio, 415 p.
- BAUMGARTNER, A., ECKSTEIN, W., MAYER, H., HEIPKE, C., EBNER, H., 1997. Context Supported Road Extraction. *Automatic Extraction of Man-Made Objects from Aerial and Space Images II*, (eds.) Gruen Baltsavias Henricson, Birkhäuser, Basel Boston Berlin, Vol. 2, pp. 299-308.
- BELLI, T., CORD, M., JORDAN, M., 2001. 3D data reconstruction and modeling for urban scene analysis. *Automatic Extraction of Man-Made Objects from Aerial and Space Images III*, (eds.) Baltsavias Gruen Van Gool, A.A.Balkema Publishers, Lisse Abingdon Exton(PA) Tokio, Vol. 3, pp. 125-134.
- BEUCHER, S., 1982. Watersheds of Functions and Picture Segmentation. *International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, IEEE, Paris, pp. 1928-1931.
- BEZDEK, J. C., 1992. Computing with Uncertainty. *IEEE Communications Magazine*, September (1992), pp. 24-36.
- BEZDEK, J. C., 1994. The Thirsty Traveller Visits Gamont: A Rejoinder to "Comments on Fuzzy Sets - What are they and why?". *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 1 (2), pp. 43-45.
- BISCHOF, H., PINZ, A., 1989. Verwendung von neuronalen Netzen zur Bestimmung der Baumart aus Digitalen Rasterbildern. *Proceedings ÖAGM 13. Workshop of the Austrian Association for Pattern Recognition*, (eds.) Pinz, Oldenbourg Schriftenreihe Österreichische Computer Gesellschaft, Wien München, pp. 149-161.
- BLAZQUEZ, C. H., 1989. Computer-Based Image Analysis and Tree Counting with Aerial Color Infrared Photography. *Journal of Imaging Technology*, 4 (15), pp. 163-168.
- BORDES, G., GIRAUDON, G., JAMET, O., 1997. Automatic road extraction from grey-level images based on object database. *SPIE*, Vol. 3072, pp. 110-118.
- BORGEFORS, G., BRANDTBERG, T., WALTER, F., 1999. Forest Parameter Extraction from Airborne Sensors. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, (eds.) Ebner Eckstein Heipke Mayer, Munich, Vol. XXXII, Part 3-2W5, pp. 151-158.
- BRANDTBERG, T., WALTER, F., 1998. Automated Delineation of Individual Tree Crowns in High Spatial Resolution Aerial Images by Multiple Scale Analysis. *Machine Vision and Applications*, 11 (1998), pp. 64-73.
- BRANDTBERG, T., WALTER, F., 1999. An Algorithm for Delineation of Individual Tree Crowns in High Spatial Resolution Aerial Images Using Curved Edge Segments at Multiple Scales. *International Forum: Automated Interpretation of High Spatial Resolution Digital Imagery for Forestry*, (eds.) Hill, Leckie, Natural Resources Canada, Canadian Forest Service, Pacific Forestry Centre, Victoria, British Columbia, February 10-12, 1998, pp. 41-54.
- BRANDTBERG, T., 1999 (a). Automatic Individual Tree-Based Analysis of High Spatial Resolution Remotely Sensed Data. *Dissertation*, Centre for Image Analysis, Swedisch University of Agricultural Sciences, Uppsala, Nr. Silvestria 118, 47 p.
- BRANDTBERG, T., 1999 (b). Structure-based classification of tree species in high spatial resolution aerial images using a fuzzy clustering technique. *The 11th Scandinavian Conference on Image Analysis*, Kangerlussueq, Greenland, June 7-11, pp. 165-172.
- BRUNN, A., WEIDNER, U., 1997. Extracting buildings from digital surface-models. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, (eds.) Baltsavias Eckstein Gülch Hahn Stallmann Tempti Welch, ISPRS, Vol. XXXII, Part 4-4W2, pp. 27-34.
- BUTENUTH, M., STRAUB, B., HEIPKE, C., LANG, F., 2003. Tree Supported Road Extraction from Aerial Images Using Global and Local Context Knowledge. *Lecture Notes in Computer Science*, (eds.) Crowley Piater Vincze Paletta, Springer, Graz, Austria, Vol. LNCS 2626, pp. 162-171.
- BUTENUTH, M., 2003. Steuerung bei der Qualitätskontrolle linienhafter Geo-Daten auf Basis von Orthofotos unter Nutzung eines GIS. *Diplomarbeit*, Institut für Photogrammetrie und GeoInformation, Universität Hannover, Hannover, Deutschland, 117 p.

- BÜCKNER, J., 2003. Ein wissensbasiertes System zur automatischen Extraktion von semantischen Informationen aus digitalen Fernerkundungsdaten. *Dissertation*, ibidem Verlag, Institut für theoretische Nachrichtentechnik, Universität Hannover, Deutschland, 126 p.
- CROSSES, 2002. CROSSES Website. <http://crosses.matrasi-tls.fr>, 1.7.2003.
- CANNY, J. F., 1986. A Computational Approach to Edge Detection. *Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 6 (8), pp. 679-697.
- CASELLES, V., KIMMEL, R., SAPIRO, G., 1995. Geodesic Active Contours. *Fifth International Conference on Computer Vision*, IEEE, pp. 694-699.
- CASELLES, V., KIMMEL, R., SAPIRO, G., 1997. Geodesic Active Contours. *International Journal of Computer Vision*, 1 (22), pp. 61-79.
- COHEN, L., 1991. On active contour models and balloons. *CVGIP: Image Understanding*, 2 (53), pp. 211-218.
- DERICHE, R., GIRAUDON, G., 1993. A Computational Approach for Corner and Vertex Detection. *International Journal of Computer Vision*, 2 (10), pp. 101-124.
- DERICHE, R., 1990. Fast Algorithms For Low-Level Vision. *Pattern Analysis and Machine Intelligence*, IEEE *Transactions on*, 1 (12), pp. 78-87.
- DRALLE, K., RUDEMO, M., 1996. Stem Number Estimation by Kernel Smoothing of Aerial Photos. *Canadian Journal of Forest Research*, 26 (1996), pp. 1228-1236.
- DRALLE, K., 1997. Locating Trees by Digital Image Processing of Aerial Photos. *Dissertation DINA Research Reports*, Danish Forest and Landscape Research Institute, Horsholm, Denmark, Nr. 58, 48 p.
- EGENHOFER, M. J., HERRING, J. R., 1991. Categorizing Binary Topological Relations Between Regions, Lines, and Points in Geographic Databases. University of Maine, National Center for Geographic Information and Analysis, Orono, Maine, USA, 28 p.
- EGENHOFER, M. J., 1989. Spatial Query Languages. *Dissertation*, University of Main, Orono, Maine, USA.
- ELMQUIST, M., 2002. Ground Surface Estimation from Airborne Laser Scanner Data Using Active Shape Models. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, (eds.) Kallianay Leberl, ISPRS, Graz, Austria, Vol. XXXIV, Part 3A, pp. 114-118.
- FOURNIER, A. R., EDWARDS, G., ELDRIGE, N. R., 1995. A Catalogue of Potential Spatial Descriptors for High Spatial Resolution Digital Images of Individual Crowns. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 3 (21), pp. 285-298.
- FRICKER, P., 2001. ADS40 - Progress in Digital Aerial data Collection. *Proceedings of the 48th Photogrammetric Week*, (eds.) Fritsch Spiller, Wichmann, Stuttgart, Germany, 24-28. September, Vol. 48, pp. 105-116.
- FRITSCH, D., 1997. Experiences with the airborne three-line camera system DPA. *Photogrammetric Week'97*, Herbert Wichmann Verlag, Heidelberg, pp. 63-75.
- FUA, P., GRUEN, A., LI, H., 1999. Optimization-Based Approaches to Feature Extraction from Aerial Images. *Lecture notes of the 1998 International Summer School of the International Association of Geodesy on Data Analysis and the Statistical Foundations of Geomatics*, Springer, 39 p.
- FUA, P., 1995. Parametric Models are Versatile: The Case of Model Based Optimization. *Joint Workshop of WG III/2 International Society of Photogrammetry and Remote Sensing*, ISPRS, Stockholm, Sweden, 18 p.
- FUCHS, C., GÜLCH, E., FÖRSTNER, W., 1998. OEEPE Survey on 3D-City Models. *OEEPE Publication*, Bundesamt für Kartographie und Geodäsie, Frankfurt, Germany, Nr. 35, pp. 9-123.
- FUCHS, C., 1998. Extraktion polymorpher Bildstrukturen und ihre topologische und geometrische Gruppierung. *Reihe C*, Deutsche Geodätische Kommission, München, Germany, Nr. 502, 187 p.
- FÖRSTNER, W., 1991. Statistische Verfahren für die automatische Bildanalyse und ihre Bewertung bei der Objekterkennung und -vermessung. *Habilitation Reihe C*, Deutsche Geodätische Kommission, München, Germany, Nr. 370, 109 p.
- FÖRSTNER, W., 1994. A Framework for Low Level Feature Extraction. *Lecture Notes in Computer Science*, (eds.) Eklundh, Springer, Vol. II, Nr. LNCS 802, pp. 383-394.
- FÖRSTNER, W., 1996. 10 Pros and Cons against Performance Characterization of Vision Algorithms. *Workshop on "Performance Characteristics of Vision Algorithms"*, Cambridge, UK, pp. 22p.
- GABET, L., GIRAUDON, G., RENOARD, L., 1994. Construction automatique de modèles numériques de terrain haute résolution en milieu urbain. *Société Française de Photogrammétrie et Télédétection*, 135 (1994), pp. 9-25.
- GERKE, M., STRAUB, B., KOCH, A., 2001. Automatic Detection of Buildings and Trees from Aerial Imagery Using Different Levels of Abstraction. *Publikationen der Deutschen Gesellschaft für Photogrammetrie und Fernerkundung*, (eds.) Seyfert, DGPF, Konstanz, Vol. 10, pp. 273-280.
- GERKE, M., 2000. Topologische und geometrische Analyse zum Vergleich ungenauer Flächen. *Diplomarbeit*, Institut für Photogrammetrie und GeoInformation, Universität Hannover, Hannover, Deutschland, 95 p.
- GERVAIX, F., 2002. Aerotriangulation: auch für den ADS40 Luftbildsensor? *Photogrammetrie Fernerkundung Geoinformation*, 2 (2002), pp. 85-91.
- GONG, P., SHENG, Y., BIGING, G., 2002. 3D Model Based Tree Measurement from High-Resolution Aerial Imagery. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 11 (68), pp. 1203-1212.
- GOUGEON, F. A., 1995 (a). A Crown-following Approach to the Automatic Delineation of Individual Tree Crowns in High Spatial Resolution Aerial Images. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 3 (21), pp. 274-284.
- GOUGEON, F. A., 1995 (b). Comparison of possible classification schemes for tree crowns individually delineated on high resolution MEIS images. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 1 (21), pp. 1-9.
- GROWE, S., 2001. Wissensbasierte Interpretation multitemporaler Luftbilder. *VDI-Fortschrittberichte Reihe 10*, VDI, Düsseldorf, Nr. 656, 159 p.

- GRUEN, A., LI, H., 1997. Extraction of 3-D linear features from multiple images by LSB-Snakes. SPIE, Orlando/Florida, 21-23 April 1997, Vol. 3072, pp. 119-131.
- GÜLCH, E., 1996. Deformable models as a photogrammetric measurement tool - potential and problems. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, ISPRS, Vienna, Austria, Vol. XXXI, Part 3-WG2, pp. 279-284.
- HAALA, N., BRENNER, C., 1999. Extraction of Buildings and Trees in Urban Environments. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2-3 (54), pp. 130-137.
- HAENEL, S., ECKSTEIN, W., 1986. Ein Arbeitsplatz zur automatischen Luftbildanalyse. *Mustererkennung 1986*, Springer, Berlin, Deutschland, pp. 38-42.
- HAENEL, S., TRÄNKNER, H., ECKSTEIN, W., 1987. Automatische Baumkronendeckung in Luftbildern - Der Weg durch den Engpaß. DFVLR, Oberpfaffenhofen, Deutschland, pp. 53-66.
- HEIER, H., 2002. First Flight-test Results of the Digital Mapping Camera DMC. *DMC Sensorseminar*, Oberkochen, Germany, March, 5-6.
- HEIPKE, C., STRAUB, B., 1999. Relations between Multiscale Imagery and GIS Aggregation Levels for the Automatic Extraction of Vegetation Areas. *ISPRS Joint Workshop "Sensors and Mapping from Space 1999"*, Institute for Photogrammetry and GeoInformation, Hannover, (on CD).
- HEIPKE, C., 1996. Digitale photogrammetrische Arbeitsstationen. *Habilitation Reihe C*, Deutsche Geodätische Kommission, München, Nr. 450, 111 p.
- HEUSER, H., 1991. *Gewöhnliche Differentialgleichungen. Einführung in Lehre und Gebrauch*. Teubner, Stuttgart, 628 p.
- HILDEBRANDT, G., KUHFUS, N., FELTEN, V., BUFFONI, A., MARTIN, P., 1992. Anwendungen der Fernerkundung zur Beurteilung des Gesundheitszustandes der Wälder. (eds.) Hildebrandt, Walphot S.A., Belgien.
- HILDEBRANDT, G., 1987. 100 Jahre forstliche Luftbildaufnahme - Zwei Dokumente aus den Anfängen der forstlichen Luftbildinterpretation. *Bildmessung und Luftbildwesen*, 55 (1987), pp. 221-224.
- HILDEBRANDT, G., 1996. *Fernerkundung und Luftbildmessung: für Forstwirtschaft, Vegetationskartierung und Landschaftsökologie*. Wichmann, Heidelberg, 676 p.
- HINZ, A., DÖRSTEL, C., HEIER, H., 2001 (a). DMC - The Digital Sensor of Z/I-Imaging. *Proceedings of the Photogrammetric Week*, (eds.) Dieter Fritsch, Stuttgart, 24-28. September 2001, Vol. 48, pp. 93-103.
- HINZ, S., BAUMGARTNER, A., MAYER, H., WIEDEMANN, C., EBNER, H., 2001 (b). Road extraction focussing on urban areas. *Automatic Extraction of Man-Made Objects from Aerial and Space Images III*, (eds.) Baltasavias Gruen Gool, A.A. Balkema, Lisse Abingdon Exton(PA) Tokyo, Vol. 3, pp. 255-265.
- HOFFMANN, A., SMITH, G., HESE, S., LEHMANN, F., 2000. Die Klassifizierung hochauflösender Daten: Ein per-parcel-Ansatz mit Daten des digitalen Kamerasystems HRSC-A. *Publikationen der Deutschen Gesellschaft für Photogrammetrie und Fernerkundung*, (eds.) Albertz, Essen, Vol. 9, pp. 357-373.
- HORN, H., 1971. The Adaptive Geometry of Trees. *Dissertation*, Princeton University, Princeton, New Jersey, USA, 144 p.
- HUGERSHOFF, R., 1933. Die Photogrammetrische Vorratsermittlung. *Tharandter Forstliches Jahrbuch*, Tharandt, Germany, pp. 159-166.
- HYYPÄ, J., HYYPÄ, H., RUPPERT, G., 2000. Automatic Derivation of Features to Forest Stand Attributes Using Laser Scanner Data. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, ISPRS, Amsterdam, Vol. XXXIII, Part B3, pp. 421-428.
- HYYPÄ, J., SCHARDT, M., HAGGRÉN, H., KOCH, B., LOHR, U., SCHERRER, H., PAANANEN, R., LUUKKONEN, H., ZIEGLER, M., HYYPÄ, H., PYYSALO, U., FRIEDLÄNDER, H., UUTTERA, J., WAGNER, S., INKINEN, M., WIMMER, A., KUKKO, A., AHOKAS, E., KARJALAINEN, 2001. HIGH-SCAN: The first European-wide Attempt to Derive Single-Tree information from Laserscanner Data. *The Photogrammetric Journal of Finland*, 2 (17), pp. 58-68.
- JÄGER, M., 2002. Extraktion und Klassifikation von Waldarten aus digitalen Bildern. *Diplomarbeit*, Institut für Photogrammetrie und GeoInformation, Universität Hannover, Hannover, Deutschland, 70 p.
- JÜNGEL, E., 2001. Verstehen wir, was wir machen? Über bioethische Aporien. *Neue Zürcher Zeitung*, 27.10.2001.
- KASS, M., WITKIN, A., TERZOPOULOS, D., 1988. Snakes: Active Contour Models. *International Journal of Computer Vision*, 1 (1988), pp. 321-331.
- KLETTE, R., KOSCHAN, A., SCHLÜNS, K., 1996. *Computer Vision - Räumliche Information aus digitalen Bildern*. Vieweg Technik, Braunschweig Wiesbaden, 382 p.
- KLINGER, A., 1971. Pattern and Search Statistics. *Optimizing Methods in Statistics*, (eds.) Rustagi, Academic Press, New York, pp. 303-337.
- KOENDERINK, J. J., DOORN, A. J. v., 2002. Image Processing Done Right. *Lecture Notes in Computer Science*, (eds.) Heyden Sparr Nielsen Johansen, Springer, Berlin Heidelberg, Vol. 2350, pp. 158-172.
- KOENDERINK, J., 1984. The Structure of Images. *Biological Cybernetics*, (50), pp. 363-370.
- KRAUS, K., SCHNEIDER, W., 1988. *Fernerkundung - Physikalische Grundlagen und Aufnahmetechniken I*. Dümmler, Bonn, 291 p.
- KÄTSCH, C., 1991. Zweiphasige Stichprobenentnahme für Zwecke der Betriebsinventur auf der Basis einfacher Luftbilddauswertung. *Dissertation*, Georg-August Universität Göttingen, Göttingen, Germany, 201 p.
- KÖTHE, U., 1996 (a). Local Appropriate Scale in Morphological Scale-Space. *Lecture Notes in Computer Science*, (eds.) Buxton Cipolla, Springer, Berlin, Vol. LNCS 1064, Part 1, pp. 219-228.
- KÖTHE, U., 1996 (b). Parameterfreie Merkmalsextraktion durch automatische Skalenselektion. *Publikationen der Deutschen Gesellschaft für Photogrammetrie und Fernerkundung*, (eds.) List, DGPF, Oldenburg, Germany, Vol. 5, pp. 29-36.

- LAPTEV, I., MAYER, H., LINDEBERG, T., ECKSTEIN, W., STEGER, C., BAUMGARTNER, A., 2000. Automatic Extraction of Roads from Aerial Images Based on Scale Space and Snakes. *Machine Vision and Applications*, 12 (2000), pp. 23-31.
- LARSEN, M., RUDEMO, M., 1997 (a). Using ray-traced templates to find individual trees in aerial photos. *Proceedings of the 10th Scandinavian Conference on Image Analysis*, Lappeenranta, Finland, Vol. 2, pp. 1007-1014.
- LARSEN, M., RUDEMO, M., 1997 (b). Estimation of Tree Positions from Aerial Photos. *Proceedings of the Swedish Symposium on Image Analysis*, (eds.) Lindeberg, SSAB, Stockholm, Sweden, pp. 130-134.
- LARSEN, M., 1998. Finding an Optimal Match Window for Spruce Top Detection Based on an Optical Tree Model. *Proceedings of the International Forum on Automated Interpretation of High Spatial Resolution Digital Imagery for Forestry*, Natural Resources Canada & Canadian Forest Service, Victoria, British Columbia, Canada, pp. 55-66.
- LARSEN, M., 1999 (a). Jittered match windows voting for tree top positions in aerial photographs. *Proceedings of Scandinavian Conference on Image Analysis*, Kangerlussuaq, Greenland, June 7-11, Vol. 2, pp. 889-894.
- LARSEN, M., 1999 (b). Individual tree top position estimation by template voting. *21. Canadian Symposium on Remote Sensing*, Ottawa, Canada, 21-24 June, pp. 8.
- LILLESAND, T. M., KIEFER, R. W., 1994. *Remote Sensing and Image Interpretation*. John Wiley & Sons, New York Chichester Brisbane Toronto Singapore, 750 p.
- LINDEBERG, T., 1994. *Scale-Space Theory in Computer Vision*. Kluwer Academic Publishers, Boston, USA, 423 p.
- LINDEBERG, T., 1998 (a). Feature Detection with Automatic Scale Selection. *International Journal of Computer Vision*, 2 (30), pp. 79-116.
- LINDEBERG, T., 1998 (b). Edge Detection and Ridge Detection with Automatic Scale Selection. *International Journal of Computer Vision*, 2 (30), pp. 117-154.
- LINTEL, R. v., 2001. Untersuchung der Anwendbarkeit von Snakes zur semi-automatischen Gebäudeextraktion. *Diplomarbeit*, Institut für Photogrammetrie und GeoInformation, Universität Hannover, Hannover, Deutschland, 58 p.
- LOEDEMANN, J. H., 2000. Digital Camera Experts Present Their Views. *GIM International*, May (2000), pp. 68-71.
- LORKE, C., 2000. Extraktion von Wald aus digitalen Bildern zur Fortführung von Geobasisdaten. *Diplomarbeit*, Institut für Photogrammetrie und GeoInformation, Universität Hannover, Hannover, Deutschland, 64 p.
- MALLADI, R., SETHIAN, J., VEMURI, B., 1995. Shape modeling with front propagation. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 17 (1995), pp. 158-175.
- MALLAT, S., 1989. A Theory for Multiresolution Signal Decomposition: The Wavelet Representation. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 7 (11), pp. 674-693.
- MAN RO, Y., KIM, M., KANG, H. K., MANJUNATH, B., KIM, J., 2001. MPEG-7 Homogeneous Texture Descriptor. *ETRI Journal*, 2 (23), pp. 41-51.
- MARR, D., 1982. *Vision*. Freeman Company, New York, 397 p.
- MAYER, A., MECHLER, B., SCHLINDWEIN, A., WOLKE, R., 1993. *Fuzzy Logic: Einführung und Leitfaden zur praktischen Nutzung*. Addison-Wesley, Bonn, 289 p.
- MAYER, H., 1998. Automatische Objektextraktion aus digitalen Luftbildern. *Habilitation Reihe C*, Deutsche Geodätische Kommission, München, Nr. 494, 131 p.
- MAYER, H., 1999. Automatic Object Extraction from Aerial imagery - A Survey Focusing on Buildings. *Computer Vision and Image Understanding*, 2 (74), pp. 138-149.
- MAYR, W., MAYER, H., BACHER, U., EBNER, H., 1999. Automatic Extraction of Trees from Aerial Imagery. *Workshop on Semantic modeling for the acquisition of topographic information from images and maps (SMATI'99)*, (eds.) Förstner Liedtke Bückner, pp. 155-165.
- MCCOLL, W., NEVILLE, R., TILL, S., 1983. Multidetector electro-optical imaging scanner. *Proceedings of the Eight Canadian Symposium on Remote Sensing*, pp. 71-77.
- MCKEOWN, D. M., 1996. Top Ten Lessons Learned in Automated Cartography. *Technical Report*, Computer Science Department, Carnegie Mellon University, Pittsburg, Pennsylvania 15213, Nr. CMU-CS-96-110, 4 p.
- MEIDOW, J., 1999. Segmentierung und Interpretation digitaler Luftbilder auf der Grundlage der Bayes-Statistik. *Publikationen der Deutschen Gesellschaft für Photogrammetrie und Fernerkundung*, (eds.) Albrecht Dech, DGPF, München, Germany, Vol. 7, pp. 385-390.
- MEIDOW, J., 2000. Gemeinsame Segmentierung und Interpretation digitaler Luftbilder mit Hilfe der Bayes-Statistik. *Geodäsie*, Shaker, Aachen, Vol. 8, 92 p.
- NAESSET, E., 1997. Determination of mean tree height of forest stands using airborne laser scanner data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 52 (1997), pp. 49-56.
- NEUKUM, G. AND THE HRSC-TEAM, BERLIN, 2001. The Airborne HRSC-AX Cameras: Evaluation of the Technical Concept and Presentation of Application Results After one Year of Operations. *Proceedings of the 48. Photogrammetric Week*, (eds.) Fritsch Spiller, Stuttgart, Germany, 24-28. September, Nr. 48, pp. 117-124.
- NEVATIA, R., 1999. On Evaluation of 3-D Geospatial Modeling Systems. *ISPRS Workshop on "3-D Geospatial Data Production: meeting the application requirements"*, ISPRS, Paris, France, April 7-9, Vol. WG II/2, pp. 34-42.
- NIEDERÖST, M., 2000. Reliable Reconstruction of Buildings for Digital Map Revision. *International Archives Photogrammetry and Remote Sensing*, ISPRS, Amsterdam, Netherlands, Vol. XXXIII, Part B3, pp. 635-642.
- NIEDERÖST, M., 2001. Automated update of building information in maps using medium scale imagery. *Automatic Extraction of Man-Made Objects from Aerial and Space Images (III)*, (eds.) Gruen van Gool Baltsavias, A.A.Balkema, Lisse Abingdon Exton(PA) Tokio, Vol. 3, pp. 161-170.
- NIEMEIER, W., 2002. *Ausgleichsrechnung. Eine Einführung für Studierende und Praktiker des Vermessungs- und Geoinformationswesens*. Gruyter Lehrbuch, 407 p.
- OHLIG, R., 1995. *Meyers großes Taschenlexikon*. B.I. Taschenbuchverlag, Mannheim, Wien, Zürich, 320 p.

- OTTEN, R. H. J. M., GINNECKEN, L. P. P. P. v., 1989. *The Annealing Algorithm*. Kluwer Academic Publishers, Boston, Massachusetts, USA, 201 p.
- PAKZAD, K., 2001. Wissensbasierte Interpretation von Vegetationsflächen aus multitemporalen Fernerkundungsdaten. *Dissertation Reihe C*, Deutsche Geodätische Kommission, Hannover, Germany, Nr. 543, 104 p.
- PELZER, H., 1985. Grundlagen der mathematischen Statistik und Ausgleichsrechnung. *Vermessungswesen Kontaktstudium*. Vol. 2. ed. Pelzer, Konrad Wittwer. pp. 3-121.
- PERSSON, A., HOLMGREN, J., SÖDERMAN, U., 2002. Detecting and Measuring Individual Trees Using an Airborne Laser Scanner. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 9 (68), pp. 925-932.
- PINZ, A., 1988. *Ein bildverstehendes Expertensystem zur Erkennung von Bäumen auf Farb-Infrarot-Luftbildern*. Technische Universität Wien Technisch Naturwissenschaftliche Fakultät, Wien, 64 p.
- PINZ, A., 1989. Final Results of the Vision Expert System VES: Finding Trees in Aerial Photographs. *Proceedings ÖAGM 13. Workshop of the Austrian Association for Pattern Recognition*, Oldenbourg Schriftenreihe Österreichische Computer Gesellschaft, Wien München, pp. 90-111.
- PINZ, A., 1999. Tree Isolation and Species Classification. *International Forum: Automated Interpretation of High Spatial Resolution Digital Imagery for Forestry*, (eds.) Hill, Leckie, Natural Resources Canada, Canadian Forest Service, Pacific Forestry Centre, Victoria, British Columbia, February 10-12, 1998, pp. 127-139.
- POGGIO, T., 1987. Wie Computer und Menschen sehen. *Spektrum der Wissenschaft - Wahrnehmung und visuelles System*, (eds.) Ritter, Spektrum, Heidelberg, pp. 78-89.
- POLLEFEYS, M., VERGAUWEN, M., VERBIEST, F., CORNELIS, K., VAN GOOL, L., 2001. From Image Sequences to 3D Models. *Automatic Extraction of Man-Made Objects from Aerial and Space Images III*. Vol. 3. eds. Baltsavias Gruen van Gool, A.A.Balkema Publishers. Lisse Abingdon Exton(PA) Tokio. pp. 403-410.
- POLLOCK, R. J., 1994. A model-based approach to automatically locating tree crowns in high spatial resolution images. *Image and Signal Processing for Remote Sensing*, (eds.) Desachy, SPIE, Vol. 2315, pp. 526-537.
- POLLOCK, R. J., 1996. The Automatic recognition of Individual trees in Aerial Images of Forests Based on a Synthetic Tree Crown Image Model. *Dissertation Computer Science*, The University of British Columbia, Vancouver, Canada, June 1996, 170 p.
- POLLOCK, R., 1999. Individual Tree Recognition Based on a Synthetic Tree Crown Image Model. *International Forum: Automated Interpretation of High Spatial Resolution Digital Imagery for Forestry*, (eds.) Hill, Leckie, Natural Resources Canada, Canadian Forest Service, Pacific Forestry Centre, Victoria, British Columbia, February 10-12, 1998, pp. 25-34.
- PRICE, K. E., 1985. I've seen your demo; so what? *Workshop on Computer Vision, Representation, and Control*, pp. 122-124.
- QUACKENBUSH, L. J., HOKINS, P. F., KINN, G. J., 2000. Using Template Correlation to Identify Individual Trees in High Resolution Imagery. *Proceedings of the American Society for Photogrammetry & Remote Sensing Annual Conference*, Washington, USA, May 22-26., (on CD).
- RAPP, F., 1995. Modell und Realität. *Zeitschrift für Photogrammetrie und Fernerkundung*, 6 (1995), pp. 220-223.
- REINHARDT, F., SOEDER, H., 1992. *Analysis und angewandte Mathematik*. Deutscher Taschenbuch Verlag, München, 497 p.
- ROUX, M., MAITRE, H., 2001. Some more steps towards 3D reconstruction of urban areas from multiple views. *Automatic Extraction of Man-Made Objects from Aerial and Space Images III*, (eds.) Baltsavias Gruen van Gool, A.A.Balkema Publishers, Lisse Abingdon Exton(PA) Tokio, Vol. 3, pp. 135-147.
- SAINT JOHN, R. W., 1997. Building the Perfect Tree A Lesson in Optimization an PROTO. <http://www.vrmlsite.com/jun97/a.cgi/spot2.html>, 3-20-2003.
- SCHARDT, M., ZIEGLER, M., WIMMER, A., WACK, R., HYYPPÄ, R., 2002. Assessment of Forest Parameter by Means of Laser Scanning. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, (eds.) Kalliany Leberl, ISPRS, Graz, Austria, Vol. XXXIV, Nr. 3A, pp. 302-309.
- SCHARSTEIN, D., SZELISKI, R., 2002. A Taxonomy and Evaluation of Dense Two-Frame Stereo Correspondence Algorithms. *International Journal of of Computer Vision*, 1/2/3 (47), pp. 7-42.
- SCHNEIDER, S., 1974. *Luftbild und Luftbildinterpretation*. de Gruyter, Berlin New York, 530 p.
- SCHNUPP, P., NGUYEN HUU, C., 1987. *Expertensystem-Praktikum*. Springer, Berlin Heidelberg New York London Paris Tokio, 360 p.
- SESTER, M., 1990. Multiscale Representation for Knowledge Based Recognition and Tracking of Objects in Image Sequences. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, ISPRS, Wuhan, China, Vol. XXXVIII, Part 3/2, pp. 868-888.
- SHAH, M., 2002. Guest Introduction: The Changing Shape of Computer Vision in the Twenty-First Century. *International Journal of Computer Vision*, 2 (50), pp. 103-110.
- SHENG, Y., GONG, P., BIGING, G. S., 2003. True Orthoimage Production for Forested Areas from Large-Scale Aerial Photographs. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 3 (69), pp. 249-258.
- SHENG, Y., GONG, P., BIGING, G., 2001. Model Based Conifer Crown Surface Reconstruction from High Resolution Aerial Images. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 8 (67), pp. 957-965.
- SOILLE, P., 1998. *Morphologische Bildverarbeitung - Grundlagen, Methoden, Anwendungen*. Springer, Berlin Heidelberg New York Barcelona, 316 p.
- SPILLER, R., 2000. DMC - Why Z/I Imaging Preferred the Matrix Approach. *GIM International*, July (2000), pp. 66-68.
- STEINBRECHER, R., 1993. *Bildverarbeitung in der Praxis*. Oldenbourg, München Wien, 321 p.

- STRAUB, B., GERKE, M., WIEDEMANN, C., 2001 (a). Updating Geodata by Automatic Object Extraction - Modelling Uncertainties. *Publikationen der Deutschen Gesellschaft für Photogrammetrie und Fernerkundung*, (eds.) Albertz, DGPF, Berlin, Germany, Vol. 9, pp. 195-202.
- STRAUB, B., GERKE, M., KOCH, A., 2001 (b). Automatic Extraction of Trees and Buildings from Image and Height Data in an Urban Environment. *Proceedings Geo-Spatial Knowledge Processing for Natural Resource Management*, (eds.) Belward Binaghi Brivio Lanzarone Tosi, University of Insubria, Varese, Italy, pp. 59-64.
- STRAUB, B., GERKE, M., PAHL, M., 2003. Automatic Mapping of Settlement Areas Using a Knowledge-Based Image Interpretation System. *Lecture Notes in Computer Science*, (eds.) Crowley Piater Vincze Paletta, Springer, Graz, Austria, April 1-3, Vol. LNCS 2626, pp. 355-364.
- STRAUB, B., HEIPKE, C., 2001. Automatic Extraction of Trees for 3D-City Models from Images and Height Data. *Automatic Extraction of Man-Made Objects from Aerial and Space Images*. Vol. 3. eds. Baltsavias Gruen van Gool, A.A.Balkema Publishers. Lisse Abingdon Exton(PA) Tokio. pp. 267-277.
- STRAUB, B., WIEDEMANN, C., HEIPKE, C., 2000. Towards the Automatic Interpretation of Images for GIS Update. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, ISPRS, Amsterdam, Vol. XXXIII, Nr. B2, pp. 521-532.
- STRAUB, B., WIEDEMANN, C., 2000. Towards the Update of Geodata by Automatic Object Extraction. *Image and Signal Processing for Remote Sensing VI*, (eds.) Serpico, SPIE, Barcelona, Vol. 4170, pp. 304-315.
- STRAUB, B., 2002. Investigation of the MPEG-7 Homogeneous Texture Descriptor for the Automatic Extraction of Trees. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing, and Spatial Information Sciences*, (eds.) Kallianyi, ISPRS, Graz, Austria, September 9-13, Vol. XXXIV, Nr. 3A, pp. 351-355.
- STRAUB, B., 2003. Automatic Extraction of Trees from Aerial Images and Surface Models. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, (eds.) Ebner Heipke Mayer Pakzad, ISPRS, München, Germany, September 17-19, Vol. XXXIV, Part 3/W8, pp. 157-164.
- STROUSTRUP, B., 1998. *Die C++ Programmiersprache*. Addison-Wesley-Longmann, Bonn, 956 p.
- VEREIN DEUTSCHER INGENIEURE, 1990. *Richtlinie Nr. 3793: Messen von Vegetationsschäden am natürlichen Standort*. Beuth Verlag, Berlin.
- WEINACKER, H., DIEDERSHAGEN, O., KOCH, B., 2002. NATSCAN - dreidimensionale lasergestützte Erfassung von landschaftsbildenden Elementen. *Publikationen der Deutschen Gesellschaft für Photogrammetrie und Fernerkundung*, (eds.) Seiffert, DGPF, Neubrandenburg, 24.-26.9., Vol. 11, pp. 107-116.
- WELSCH, W., HEUNECKE, O., KUHLMANN, H., 2000. *Auswertung geodätischer Überwachungsmessungen*. Herbert Wichmann Verlag, Heidelberg, 507 p.
- WIEDEMANN, C., HEIPKE, C., MAYER, H., 1998. Empirical Evaluation of Automatically Extracted Road Axes. *Empirical Evaluation Techniques in Computer Vision*, (eds.) Bowyer Phillips, IEEE Computer Society Press, Los Alamitos, California, pp. 172-187.
- WIEDEMANN, C., 2002. Extraktion von Straßennetzen aus optischen Satellitenbilddaten. *Dissertation Reihe C*, Deutsche Geodätische Kommission, München, Germany, Nr. 551, 92 p.
- WINTER, S., 1996. Unsichere Topologische Relationen zwischen ungenauen Flächen. *Dissertation Reihe C*, Deutsche Geodätische Kommission, München, Germany, 69 p.
- WINTER, S., 2000. Uncertain Topological Relations between Imprecise Regions. *International Journal of Geographic Information Science*, 5 (14), pp. 411-430.
- WROBEL, B., KRAUTH, A., 1996. Ein Ansatz zur Vegetationserkennung aus Luftbildern mit Hilfe von Markov-Zufallsfeldern in Verbindung mit der Oberflächenrekonstruktion. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, ISPRS, Vienna, Austria, Vol. XXXI Part B3, pp. 965-970.
- ZADEH, L., 1965. Fuzzy Sets. *Information and Control*, 3 (8), pp. 338-353.
- ZHANG, Y., 2001. Texture-Integrated Classification of Urban Treed Areas in High-Resolution Color-Infrared Imagery. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 12 (67), pp. 1359-1365.
- ZIEGLER, M., WIMMER, A., SCHARDT, M., ECKMÜLLNER, O., HOFRICHTER, J., 2001. Hochauflösende Gelände- und Oberflächenmodelle aus Laserscannerdaten - ein Anwendungsbeispiel aus der Forstinventur. *Vermessung & Geoinformation*, 1 (2001), pp. 18-25.

Dank

Christian Heipke danke ich, für das mir entgegengebrachte Vertrauen während meiner Zeit am Institut für Photogrammetrie und GeoInformation (IPI), für seinen hohen Qualitätsanspruch, den von ihm ausgehenden allgegenwärtigen Optimismus und dafür, dass er mich gelehrt hat, wie ein Wissenschaftler zu denken. Helmut Mayer gilt mein Dank für die Übernahme des Referats, die Tipps zum Schreiben und für die wertvollen Kommentare und Anmerkungen an einer frühen Version dieser Arbeit. Monika Sester danke ich für die Übernahme des Referates, für die Kritik und die Verbesserungsvorschläge.

Bei allen IPIanern möchte ich mich für die mir entgegengebrachte Toleranz und die gute (Arbeits)Atmosphäre im Institut danken. Wegen ihrer Rolle als zentrale Anlaufstelle im Institut möchte ich besonders Gesine Böttcher für ihre allgegenwärtige und kompetente Hilfsbereitschaft, Uwe Bolte für die immer schnelle Instandsetzung, wenn irgendetwas im Zusammenhang mit Computernetzen und e-mails nicht funktionierte, und Karsten Jacobsen, der mir den Mut zum Abenteuer Halb-Jahres-Verträge gegeben hat, danken.

Dirk Babel hat mir während meiner Zeit als Entwickler bei AICON fast nebenbei die Grundlagen des objektorientierten Programmierens vermittelt, dafür danke ich ihm. Frank Bignone danke ich für die Bereitstellung der Paris- und Grangemouth-Daten und für den wissenschaftlichen Freiraum, den er uns im CROSSES Projekt zugestanden hat. Kim Dralle danke ich für das Zusenden seiner Dissertation und für die Durchhaltewünsche. Birgit Elias danke ich fürs Korrekturlesen der Arbeit. Bei Markus Gerke möchte ich mich für die sehr lehrreichen Diskussionen bedanken. Carsten Hatger gilt mein Dank für viele - nicht selbstverständliche - Hilfen im Privaten und den Tip mit dem Singleton. Helge Kippenberg danke ich für das Korrekturlesen und das mühsame Prüfen der Verweise. Meinem Zimmerkollegen Andreas Koch danke ich für all die vielen Hilfen und Stützen, die das Zusammen"leben" in einem Büro mit sich gebracht haben. Uwe Lohr möchte ich für seine große Kooperationsbereitschaft und die Überlassung der Ravensburg-Daten danken. Alix Marc danke ich für die gute Zusammenarbeit im CROSSES Projekt. Richard J. Pollock gilt mein Dank für die Selbstverständlichkeit, mit der er mir seine Arbeit aus Kanada zugesandt hat. Helge Wegmann danke ich für den Rat ein Literaturstellenverwaltungssystem zu nutzen und für den Vorschlag „installier doch einfach neu“, beides hat mir bei der Erstellung dieser Arbeit sehr geholfen. Diese Arbeit wäre ohne Wilfried Wester-Ebbinghaus vielleicht gar nicht entstanden, er hat mich als Student im ersten Semester als HiWi eingestellt und in mir das Interesse für die Photogrammetrie und die Wissenschaft im Allgemeinen geweckt. Christian Wiedemann sei Dank für die fruchtbare Zusammenarbeit bei den Arbeiten zur kombinierten Extraktion von Straßen und Baumreihen. Kian Pakzad danke ich für das Korrekturlesen der „druckreifen“ Version dieser Arbeit. Axel Pinz danke ich für die Zusendung des buchstäblich vorletzten gedruckten Exemplars seiner Dissertation. Matthias Schardt und Roland Wack gilt mein Dank für die Überlassung der Hohentauern Daten und die offene vertrauensvolle Diskussion. Ralph Schmidt hat in der Zeit, in der diese Arbeit entstanden ist, meine Verpflichtungen in der Lehre übernommen, dafür danke ich ihm sehr. Schließlich möchte ich Petra Zimmermann, Manos Baltsavias, Luc Van Gool und Armin Gruen für die Einladung zum Monte Verità im Jahr 2001 danken.

Meiner Partnerin Karen Insa Wolf danke ich sehr fürs Korrekturlesen, Mut machen, Korrekturlesen, Kritisieren, erneutes Korrekturlesen, wieder Mut machen, erneutes Kritisieren... und für alles andere auch. Meinen Eltern möchte ich dafür danken, dass Sie mich immer und mit aller Kraft unterstützen. Und schließlich möchte ich meinen Freunden danken, dass sie die habe-keine-Zeit-muss-arbeiten-kann-nicht-kommen Absagen über einen langen Zeitraum toleriert und es nicht als Desinteresse meinerseits ausgelegt haben.

Dank der vielen Zeit, die Freunde, Kollegen und vor allem die Referenten in das Lesen, Korrigieren und Verbessern dieser Arbeit investiert haben, enthält sie weniger Fehler und Unklarheiten als jede von mir allein erstellte Version hätte haben können. Alle noch vorhandenen Fehler, Unklarheiten und Argumentationslücken in dieser Arbeit sind allein auf meine eigene Nachlässigkeit zurückzuführen und ich möchte mich dafür bei allen Lesern entschuldigen.

Lebenslauf

Seit März 1998	Wissenschaftlicher Mitarbeiter am Institut für Photogrammetrie und GeoInformation, Universität Hannover.
April 1997 - März 1998	Systementwickler bei AICON Industriephotogrammetrie und Bildverarbeitung GmbH, Braunschweig.
Oktober 1994 - Oktober 1997	Studium des Vermessungswesens an der Universität Hannover (bis zum Abschluß mit Diplom)
Oktober 1992 - Oktober 1994	Studium des Vermessungswesens an der Technischen Universität Braunschweig (bis zum Vordiplom)
Mai 1992 - September 1992	Angestellt als Vermessungstechniker beim Katasteramt Wolfsburg
März 1991 - Mai 1992	Zivildienst in einer Sozialstation des Deutschen Roten Kreuzes
August 1990 - Februar 1991	Angestellt als Vermessungstechniker beim Katasteramt Wolfsburg
August 1988 - Juli 1990	Ausbildung zum Vermessungstechniker beim Katasteramt Wolfsburg
August 1974 - Juli 1988	Schulbesuch, Abitur am Ratsgymnasium Wolfsburg
23. Juni 1968	Geboren in Wolfsburg Eltern: Josef Straub und Maria Straub, geb. Kolmer

Automatische Extraktion
von Bäumen aus Fernerkundungsdaten

Vom Fachbereich Bauingenieur- und Vermessungswesen
der Universität Hannover
zur Erlangung des Grades
Doktor-Ingenieur (Dr.-Ing.)
genehmigte Dissertation

von

Dipl.-Ing. Bernd-Michael Straub

München 2003

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

Adresse der Deutschen Geodätischen Kommission:

Deutsche Geodätische Kommission

Marstallplatz 8 • D – 80 539 München

Telefon (089) 23 031 113 • Telefax (089) 23 031 – 283/ – 100

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

Prüfungskommission

Vorsitzender: Univ.-Prof. Dr.-Ing. Prof.h.c. Günter Seeber

Referenten: Univ.-Prof. Dr.-Ing.habil. Christian Heipke

Univ.-Prof. Dr.-Ing.habil. Helmut Mayer

Univ.-Prof. Dr.-Ing.habil. Monika Sester

Tag der mündlichen Prüfung: 5.12.2003

Die Dissertation wurde am 29. August 2003
beim Fachbereich Bauingenieur- und Vermessungswesen der Universität Hannover eingereicht.

© 2003 Deutsche Geodätische Kommission, München

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

ISSN 0065-5325

ISBN 3 7696 5011 5