ARCHIVIERUNGSEXEMPLAR

UFZ-UMWELTFORSCHUNGSZENTRUM LEIPZIG-HALLE GMBH

UFZ-Bericht

Nr. 12/2004

Pixelorientierte versus objektorientierte Klassifikation eines hochauflösenden IKONOS-Satellitenbildes am Beispiel des Nordraumes der Stadt Leipzig

Abschlussbericht zum Projekt

Werner Kirstein und Lothar Linde

Universität Leipzig, Institut für Geographie,
Abteilung Geoinformatik/Fernerkundung
im Auftrag des:
UFZ-Umweltforschungszentrums Leipzig-Halle GmbH
Department Angewandte Landschaftsökologie

ISSN 0948-9452

Pixelorientierte versus objektorientierte Klassifikation eines hochauflösenden IKONOS-Satellitenbildes am Beispiel des Nordraumes der Stadt Leipzig

Ergänzung zum Projekt „Analyse und Bewertung der Naturraumpotenziale in der suburbanen Kulturlandschaft mit Methoden der Fernerkundung und GIS"

Abschlußbericht

Projektlaufzeit:	1. Dezember 2002 bis 30. Juni 2003
Projektleitung:	Prof. Dr. Werner Kirstein
Projektbearbeitung:	Dipl.-Geogr. Lothar Linde

Archiv

Gefördert vom Umweltforschungszentrum Leipzig-Halle GmbH
Förderkennzeichen: UFZ 12-99

Prof. Dr. W. Kirstein

Dipl.-Geogr. Lothar Linde

Institut für Geographie, Abteilung Geoinformatik/Fernerkundung
Universität Leipzig, Fakultät für Physik und Geowissenschaften
Johannisallee 19a
04103 Leipzig
Tel.: 0341-9738615
Fax: 0341-9732799

UFZ-Umweltforschungszentrum
Leipzig-Halle GmbH
Permoserstraße 15
04318 Leipzig
04-0988

Inhaltsverzeichnis

1 Einleitung 1

2 Einordnung der Thematik 2

3 Grundlagen und Methoden 6

3.1 Technische Parameter und deren Eignung für die Landschaftsanalyse 6

3.2 Extraktion thematischer Daten: Konzepte, Software 9

3.3 Quantifizierung thematischer Inhalte 13

4 Materialien 16

4.1 Datengrundlage 16

4.2 Datenprozessierung und Extraktion der Sekundärdaten 17

5 Ergebnisse und Diskussion 23

5.1 Extraktion thematischer Daten 23

5.1.1 Auswahl der Klassen 23

5.1.2 Analyse mit dem ERDAS IMAGINE Expert Classifier 23

5.1.3 Klassifikation mit DEFINIENS eCognition 33

5.1.4 Accuracy Assessment 43

5.2 Quantitative Analyse 43

6 Zusammenfassung 50

7 Danksagung 54

8 Literatur 55

Abbildungsverzeichnis

Abb. 01:	Workflow des Projektes	5
Abb. 02:	Verwendetes IKONOS-Satellitenbild. Ausschnitt: Nordraum der Stadt Leipzig. Datum: 18.06.2002	16
Abb. 03:	RGB-Ausschnitt (links) und NDVI-Ausschnitt (rechts) der analysierten IKONOS-Szene vom Nordraum Leipzig. Hell = hoher NDVI, dunkel = niedriger NDVI	19
Abb. 04:	Textur-Dateien aus verschiedenen Spektralkanälen des IKONOS-Satelliten und verschiedener Matrixgröße. Links oben: Kanal Blau-VIS, 3x3-Matrix; rechts oben: Kanal NIR, 3x3-Matrix; links unten: Kanal Blau-VIS, 7x7-Matrix; rechts unten: Kanal NIR, 7x7x-Matrix. Hell = sehr heterogen, dunkel = sehr homogen	20
Abb. 05:	IR-Falschfarbendarstellung eines Subsets aus dem urbanen Bereich der Stadt Leipzig. Links: Landsat TM mit 30 m Auflösung, rechts: Fusion mit IRS-1C pan auf 5.8 m Auflösung	22
Abb. 06:	Ausmaskierung verdichteter (grau) versus offener (weiß) Landschaftsbereiche über die Klassifikation von Texturdaten, generiert aus den Kanälen 1 und 2	25
Abb. 07:	Ergebnis der Klassifikation von Gehölzen mit dem Expert Classifier	27
Abb. 08:	Grenzwertdefinition im Knowledge Engineer des Erdas Imagine Expert Classifiers. Die abgebildete „Knowledge Base“ dient zur Definition der Klasse Gehölze	28
Abb. 09:	Ergebnis der Klassifikation von Grünland mit dem Expert Classifier	30
Abb. 10:	Ergebnis der Klassifikation von Gewässern mit dem Expert Classifier	32
Abb. 11:	Grenzwertdefinition in eCognition. Die abgebildete „Class Hierarchy“ (syn. zu Erdas Expert Classifiers „Knowledge Base“) zeigt die Anlage aller Klassen in verschiedenen Segmentierungs-Level	38
Abb. 12:	Ergebnis der Klassifikation von Gehölzen mit eCognition	39
Abb. 13:	Ergebnis der Klassifikation von Grünland mit eCognition	40
Abb. 14:	Ergebnis der Klassifikation von Gewässern mit eCognition	41
Abb. 15:	Größe und Verteilung zusammenhängender Gehölzflächen	46
Abb. 16:	Größe und Verteilung zusammenhängender Grünflächen	47
Abb. 17:	Größe und Verteilung von Gewässerflächen	48

Tabellenverzeichnis

Tab. 01:	Übersicht zu den verwendeten Satellitenbildern	17
Tab. 02:	Verwendete ‚scale parameter' und daraus resultierende durchschnittliche Objektgrößen (Segmente) in Pixeln und m^2	35
Tab. 03:	Getestete und verwendete (fett) Kombinationen der *Composition of Homogeneity Criteria* für die Segmentierung. Die Werte wurden an der gesamten Szene getestet	36
Tab. 04:	Klassifikationsgüte Expert Classifier vs. eCognition, ermittelt mit dem Erdas Imagine Accuracy Assessment Tool.	42
Tab. 05:	Ermittelte Landschaftsstrukturmaße auf Klassenebene	45

1 Einleitung

Begründet durch die immer schneller und komplexer ablaufende Transformation urbaner und umgebender ländlicher Räume sowie des resultierenden gesellschaftspolitischen Interesses an effektiven Steuerungsmöglichkeiten dafür sucht das UFZ Leipzig-Halle im Verbundvorhaben 3.1 „Stadtnatur – Anforderungsprofile, Strategien und Maßnahmen zum Management von Natur in urbanen Landschaften" nach praxistauglichen Lösungen für die Planungsorgane.

Im Zuge dieses Forschungsvorhabens wurde in Zusammenarbeit mit der Abteilung Geoinformatik/Fernerkundung des Institutes für Geographie der Universität Leipzig (IfG) das Teilprojekt „Analyse und Bewertung der Naturraumpotenziale in der suburbanen Kulturlandschaft mit Methoden der Fernerkundung und GIS" (Fkt. UFZ-12/99) von 12/1999-11/2002 bearbeitet und abgeschlossen.

Aufgrund verschiedener technischer Parameter der dafür vorliegenden Satellitenbilddaten (Bildausschnitt, Auflösung) und der begrenzten Arbeitskapazität konnten die für das o.g. Projekte angeschafften hochauflösenden IKONOS-Satellitenbilddaten im Rahmen des o.g. Projektes nicht verarbeitet werden. Da aber gerade die hohe geometrische Auflösung dieses Sensors ein enormes Potenzial für die Auswertung auch feiner bis feinster Objekte und Strukturen im ländlichen und urbanen Raum verspricht, soll das vorliegende Anschlussprojekt unter dem Thema „Pixelorientierte vs. objektorientierte Klassifikation am Beispiel eines hochauflösenden IKONOS-Satellitenbildes vom Nordraum der Stadt Leipzig" verschiedene Wege der Verarbeitung einer solchen Aufnahme untersuchen und damit wichtige Aussagen für eine anschließende erfolgreiche Implementierung der Daten/ Ergebnisse in die Planung von urbanen und ländlichen Transformationsprozessen treffen.

Für diese Arbeit standen der Abteilung Geoinformatik/Fernerkundung des Institutes für Geographie der Universität Leipzig (IfG) Personalmittel für einen wissenschaftlichen Mitarbeiter (Dipl.-Geogr. Lothar Linde, 100% Anstellung) und eine studentische Hilfskraft (stud.-Geogr. Patrick Franke, 10 h/Woche) für einen Zeitraum von sieben Monaten (12/2002-06/2003) zur Verfügung, wobei die ersten drei Monate davon noch an der Fertigstellung des vorangegangenen Projektes gearbeitet werden musste. Die wissenschaftliche Leitung des Projektes oblag Prof. Dr. W. Kirstein.

2 Einordnung der Thematik

Nahezu alle europäischen Landschaften befinden sich seit Jahrhunderten in intensiver Interaktion mit dem Menschen. Durch seine kontinuierliche Siedlungs- und Nutztätigkeit hat er, jeweils bestimmt durch die raum-zeitlich variablen Rahmenbedingungen im sozio-kulturellen, politischen, agrarökonomischen und industriellen Bereich, die Landschaften geprägt bzw. seinen Bedürfnissen angepasst. Das Ergebnis ist eine regional variierende Kulturlandschaft, die man als ein „kulturelles Produkt der anthropogenen Nutzung" definieren kann (BECKER, W., 1998). Der Mensch tritt dabei als das zentrale Element auf, welches die Struktur und Funktion der vorhandenen Landschaftselemente steuert, neue Landschafts-elemente schafft und dabei die Landschaft einem stetigen Wandel unterzieht (TURNER & GARDNER, 1991, IN WALZ et al., 2001). Entsprechend der Vielfalt der variablen Parameter (Zeit; Raum; gesellschaftliche, kulturelle und natürliche Rahmenbedingungen) und der sich dadurch herausbildenden Nutzungsgruppen ist die Landschaft (und der Landschaftsbegriff) stark differenziert worden und dementsprechend (fachspezifisch) unterschiedlich definiert (z.B. Kulturlandschaft, Naturlandschaft, ländlicher Raum, urbaner Raum, Stadtlandschaft etc.).

Durch die Anpassungen der natürlichen Rahmenbedingungen an die sich ständig verändernden Bedürfnisse der Menschen sowie die Interaktion der verschiedenen Nutzungs-gruppen und –formen kommt es in Überschneidungsgebieten auch seit jeher zu einem z.T. bedeutenden Konfliktpotenzial durch verschiedene, miteinander kollidierende Nutzungs-interessen. Als nahezu flächendeckendes Beispiel mit historischer Dimension kann dazu die Abholzung großer Waldbereiche und deren Transformation in eine Agrarlandschaft – mit all ihren negativen Folgen der Bodendegradation und -erosion – angeführt werden.

Mit dem Umbruch der Gesellschaft von der feudalen Agrarwirtschaft zur kapitalistischen Industriewirtschaft verstärkt sich das Konfliktpotenzial noch einmal: Rapides Bevölkerungs-wachstum, technische Innovationen und Industrialisierung sowie tiefgreifende gesellschaft-liche und politische Umstrukturierungen führen nicht nur dazu, dass die industrialisierte Landwirtschaft und der erhöhte Bedarf den Naturraum immer weiter zurückdrängen, sondern dass mit dem Erstarken der Industrie und des damit gekoppelten Lebens in städtisch geprägten Ballungsgebieten nicht mehr „nur noch" zwischen Natur und Mensch ein Konflikt besteht, sondern auch innerhalb der Kulturlandschaft verstärkt Interessen miteinander kollidieren.

Einer der deutlichsten dieser Konflikte ist der enorme Bedeutungszuwachs der städtischen Lebensformen bei gleichzeitig kontinuierlichem Bedeutungsverlust des ländlichen Raumes. Durch die Jahrhunderte lang vordefinierte, relativ stabile Stadtgröße kann dieser Prozess nur durch zwei Prozesse kompensiert werden:

- **Konzentration** der erweiterten Funktion auf gleicher Fläche
- **Expansion** der Fläche durch die erweiterten Funktionen

Beide Ansätze vereinen sowohl positive als auch negative Aspekte. Bei ersterem kann ein Nutzungskonflikt mit dem agrarischen Umland vermieden werden, da ein Bedeutungsgewinn nicht automatisch einher geht mit einer Expansion. Dies hat sich allerdings oft nachteilig auf die Lebensqualität im urbanen Raum ausgewirkt (Bsp. Leitbild „Urbanität durch Dichte" etc). Bei letzterem gestaltet sich zwar die Entwicklung für die Lebensqualität im urbanen Raum als vorteilhaft, durch die Expansion und funktionelle Neudefinition ehemals ländlich geprägter Gebiete sowie die Integration urbaner Elemente kommt es jedoch auch sozialen Konflikten mit der Bevölkerung des Umlandes, zu ökologischen Konflikten sowie zu Konflikten mit der Lebensqualität/Lebensstilen innerhalb verschiedener Gruppen der städtischen Bevölkerung selbst (Segregation) mit Auswirkungen auf die weitere Entwicklung des urbanen Raumes. Gerade an dieser Stelle muss darauf hingewiesen werden, dass sich die beiden Räume und ihre Elemente zwar räumlich abgrenzen lassen, ihre Funktionalität geht aber jeweils über diese räumlichen Grenzen hinaus bis weit in den (konkurrierenden) Nachbarraum (Bsp. Dienstleitungsvielfalt der Stadt auch für den ländlichen Raum, Stadt als Absatzmarkt agrarischer Produkte, Erholungs-/Gesundheitsaspekt des ländlichen Raumes für die Stadt, kulturelles Angebot der Stadt reicht in das Umland).

In den letzten Jahren überschneidet sich diese Entwicklung gerade im osteuropäischen Raum zusätzlich mit der durch den Zusammenbruch des Sozialismus einhergehenden Transformation der Gesellschaft (und damit der Landschaft) in eine kapitalistische Marktwirtschaft. Das Resultat sind hochkomplexe Veränderungsprozesse der Landschaft in einem Tempo, dem konventionelle Datenerhebungsansätze (durch Kartierung, Befliegung) schon aus Kostengründen in vielen Fällen nicht mehr voll gerecht werden (MEINEL & HENNERSDORF, 2000). Als Hauptproblem haben sich dabei die große räumliche Ausdehnung der Veränderungen, die Vielfalt der beteiligten Prozesse selbst auf kleinstem Raum sowie die hohe Geschwindigkeit der Veränderungen herauskristallisiert. Damit besteht die Gefahr, dass die Prozesse nicht mehr korrekt erfasst werden können und die Planung keine sicheren Erkenntnisse mehr aus den Daten beziehen kann.

Um Planern trotz dieser Dynamik effiziente Planungshilfsmittel an die Hand zu geben, müssen neue Wege der Datenakquirierung gefunden werden. In diesem Zusammenhang kann ein auf Geofernerkundungs- und GIS-gestütztes Monitoring diese Lücke schließen. Dazu muss allerdings je nach Fragestellung eine sach- und praxisgerechte Datenbasis zur Verfügung stehen, um entsprechend hochauflösende Daten für eine qualitative und quantitative Analyse extrahieren zu können. Gerade für die Erfassung von Details und Strukturen innerhalb von städtischen Gebieten sind Basisdaten mit einer Auflösung unter 5 m essentiell. An dieser Stelle konnten Satellitensensoren bisher nur eingeschränkt eingesetzt werden, während Befliegungen für ein regelmäßiges Monitoring zu kostenintensiv sind.

Mit dem Start des IKONOS Satelliten stehen allerdings erstmals Satellitenbilddaten mit einer Auflösung von 4 m (multispektral) bis zu 1 m (panchromatisch) zur Verfügung, die damit eine auch im urbanen Bereich ausreichende geometrische Auflösung bei gleichzeitig hoher spektraler Auflösung und Bildwiederholrate (*on demand*) liefern. Damit wird zwar das Einsatzfeld der Satellitenfernerkundung bis hin zu größten Maßstäben erschlossen, allerdings zeichnen sich gleichzeitig neue Probleme in der Verarbeitung solch hochauflösender Daten ab: die Erhöhung der geometrischen Auflösung führt nicht nur zur Erhöhung der Objektdichte, sondern gleichzeitig zur Erhöhung der spektralen Varianz und damit verstärkt zu unerwünschten Klassifikationsfehlern (z.B. salt and pepper – effect).

Da aber die Qualität der Sekundär- und Tertiärdaten essentiell für eine verlässliche Weiterverarbeitung im Rahmen eines Monitorings ist, müssen möglichst effiziente Wege der Verarbeitung gefunden bzw. Problembereiche klar adressiert werden, um das Einsatzfeld der Daten zu definieren und somit Über- oder Unterbewertungen zu vermeiden. Das vorliegende Projekt wird daher anhand einer IKONOS-Szene aus dem Nordraum der Stadt Leipzig und deren Umland zwei verschiedene Ansätze im Bezug auf deren Eignung zur Verarbeitung von hochauflösenden IKONOS-Daten testen: einen „konventionellen" pixelorientierten Ansatz über die Software Erdas Imagine und einen „neuen" objektorientierten Ansatz über die Software eCognition der Firma Definiens Imaging (→ Workflow, Abb. 01).

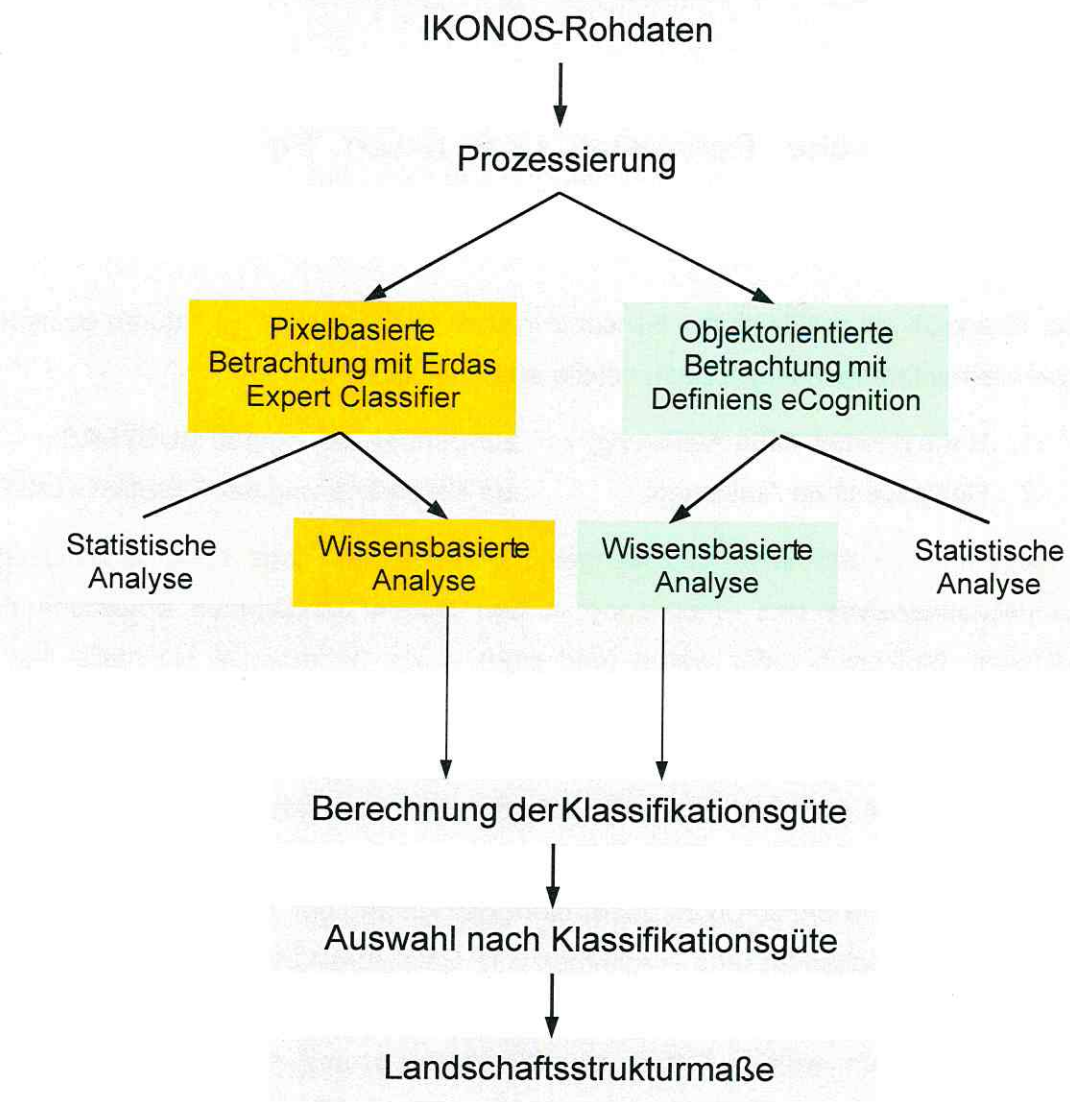

Abb. 01: Workflow des Projektes

3 Grundlagen und Methoden

3.1 Technische Parameter und deren Eignung für die Landschaftsanalyse

Zur Überprüfung, inwieweit ein Sensor zur Analyse bestimmter Strukturen geeignet ist, sind zwei elementare technische Bestandteile ausschlaggebend:

1. Hohe geometrische Auflösung: zur Differenzierung des MUSTERS
2. Hohe spektrale Auflösung: zur Differenzierung der EIGENSCHAFT

In beiden Bereichen haben satellitengestützte Fernerkundungs-Systeme als Datenbasis für Landschaftsanalyse und –monitoring in den letzten Jahrzehnten erhebliche Fortschritte gemacht. Motivation dafür waren (und sind) einige bedeutende Nachteile rein flugzeuggestützter Systeme: hohe Kosten, geringe Szenengröße und keine global flächendeckende Verfügbarkeit durch den Anteil von sehr abgelegenen oder politisch instabilen Regionen. Deshalb wird mit dem Beginn der Raumfahrt in den 60er Jahren kontinuierlich versucht, die spektrale und vor allem geometrische Funktionalität flugzeuggestützter Systeme auf weltraumgestützte Sensoren zu übertragen. Seit Anfang der 70er Jahre liegen kontinuierlich – und relativ flächendeckend – kommerzielle Satellitenbilddaten unterschiedlicher Qualität vor. Ausgangspunkt ist die amerikanische LANDSAT-Reihe (LANDSAT 1: 1972), mit der es erstmals möglich wurde, Daten zur Landnutzung und für die Klassifizierungen der Bodenbedeckung zur Weiterverarbeitung in forstwirtschaftlichen und umweltbezogenen Studien sowie für Planung und Kontrolle im Bereich Ressourcenmanagement einzusetzen. Nachteile dieser ersten Sensoren sind vor allem die noch recht geringe Bodenauflösung von 80 m, was die Verwendbarkeit der Daten für die Analyse von Kleinst- bzw. Linienstrukturen (wie z.B. in Stadtgebieten) stark limitiert. Außerdem ist die spektrale Auflösung noch sehr gering (3 Kanäle, ab LANDSAT 3 vier Kanäle). Trotz dieser technischen Nachteile im Vergleich zu neueren Sensoren sind LANDSAT 1-3 - Daten durch ihr Alter (70er Jahre) im Bereich der Erfassung mittel- bis langfristiger Umweltveränderungen nach wie vor von großer Bedeutung.

Die 1982 gestartete LANDSAT 4 Reihe konnte demgegenüber durch die Aufnahme des TM-Sensors entscheidende Verbesserungen in der geometrischen (30 m) und spektralen Auflösung (7 ms-Kanäle, ab LANDSAT 7 [ETM+] auch panchromatisch [15 m]) aufweisen und hat das Spektrum im Umweltmonitoring und der Analyse der Landschaftsstruktur stark erweitert (hydrologische, hydrogeologische und geologisch/mineralogische Studien/Anwendungen).

Einen zusätzlichen Vorteil für die Analyse von Feinstrukturen mit Hilfe von Fernerkundungsdaten wies der 1986 gestartete SPOT-Satellit auf, der neben immerhin 20 m Auflösung im MS-Bereich (allerdings nur 3 Kanäle; g/r/nir + pan, ab SPOT 4 + mir) erstmals auch panchromatisch mit 10 m Auflösung aufzeichnete. Durch die Kombination mit diesen 10 m panchromatischen Daten kann nominell (rein rechnerisch) eine 64-fach bessere Auflösung gegenüber den MSS-Daten erzielt werden. Damit sind erstmals auch einfache Analysen innerhalb von urbanen Räumen möglich, für ein komplexes Monitoring von Fein- und Feinststrukturen ist dieser Sensor aber ebenfalls noch nicht geeignet.

Mit der Entwicklung des indischen IRS-1C Satelliten konnte eine noch höhere panchromatische Auflösung erzielt werden (5,3-5,8 m MS-Auflösung 23,5 m), allerdings ist auch hier die Kombination dieser Daten mit den MS-Daten ein rechenaufwendiger Interpolationsprozess, bei dem auch eine nominelle 16-fache geometrische Verbesserung nicht zwangsläufig zu einer entsprechenden Informationssteigerung führen muss. Diese Satellitensysteme waren zwar spektral inzwischen geeignet, ein weites Spektrum an Landschaften zu analysieren, sie konnten aber keine voll befriedigenden Ergebnisse in Bereichen von Kleinstrukturen liefern.

Darüber hinaus existieren eine Reihe weiterer Sensoren, von denen in diesem Zusammenhang nur zwei kurz erwähnt werden sollen.

Eine seit kurzem zugängliche Quelle geometrisch hochauflösender panchromatischer Daten sind die Bilder des CORONA-Satelliten. Die Vorteile liegen einerseits bei der sehr hohen geometrischen Auflösung von 2 m, andererseits im abgedeckten Zeitraum: ursprünglich als Spionagesatellit eingesetzt, deckt das Archiv den Zeitraum von August 1960 bis Mai 1972 ab und ermöglicht damit einen Monitoring-Zeitrahmen von ca. 40 Jahren. Nachteile sind die geringe Szenenbreite (15x220 km), die geringe spektrale Auflösung (pan) sowie dass die Daten nur analog vorliegen (als Negativstreifen) und missionsbedingt nicht kontinuierlich bzw. global flächendeckend aufgezeichnet wurde.

Ein weiterer Sensor mit speziellen Eigenschaften für Landschaftsanalyse und Landschaftsmonitoring sind die Radarsatelliten. Es handelt sich hierbei um Sensoren, die nicht passiv solare Rückstrahlung aufnehmen, sondern aktiv Mikrowellen aussenden und deren „backscatter" aufzeichnen. Aktuell in Betrieb befindliche Satelliten dieser Art sind z.B. JERS-1 (NASDA) sowie ERS-1 und ERS-2 (1991 und 1995, ESA). Allerdings wird Radarsatelliten im Bezug auf die Auswertung von Landschaftswandel bisher keine große Bedeutung zugemessen (LANG, 2002). Ihre Bilder sind in der Regel für Feinstrukturen nicht hochauflösend genug (30 m ERS-1 und -2), außerdem bedarf es aufwendiger Methoden, ein Radarbild geometrisch und radiometrisch zu korrigieren (Speckle, Polarisation etc.). Trotzdem ist ein kombinierter Einsatz von Radarsensoren im Verbund mit spektral und geometrisch hochauflösenden Sensoren denkbar, da Radarsensoren unabhängig vom

Sonnenlicht sind und damit sowohl bei Bewölkung als auch nachts aufzeichnen können. Durch entsprechende Verrechnung können dadurch radiometrisch beeinträchtigte Aufnahmen (Aufnahmezeit, Wolken, Dunst etc.) passiv aufzeichnender Sensoren verbessert werden (LANG, 2002). Entsprechende Studien sind aber bisher, insbesondere im Bereich der Auswertung suburbaner und urbaner Gebiete, selten (LANG, 2002).

Zusammenfassend kann damit festgestellt werden, dass sich in den letzten 40 Jahren die spektrale Auflösung der Satellitensensoren zwar stark entwickelt hat, dass die Entwicklung der geometrischen Auflösung bisher aber noch nicht ausreichend für die Analyse von Strukturen im Großmaßstab geeignet war.

Diese Lücke zwischen höchster geometrischer Auflösung bei gleichzeitig guter spektraler Auflösung schließt seit 1999 der speziell für den kommerziellen Einsatz vorgesehene IKONOS-Sensor der Firma SPACE IMAGING. Der Satellit umrundet die Erde in 618 km Höhe auf einem sonnensynchronen polnahen Orbit, wodurch gewährleistet wird, dass einerseits jeder Punkt der Erde um etwa 10.30 Uhr überflogen wird (multitemporale Vergleichbarkeit), andererseits können so Bilder von nahezu der gesamten Erdoberfläche aufgenommen werden (MANSBERGER, 2000).
Dabei zeichnet der Satellit mit dem panchromatischen Sensor Daten mit einer geometrischen Auflösung von 1 m auf, mit dem multispektralen Sensor erreicht er immerhin noch eine geometrische Auflösung von 4 m bei einem Farbspektrum, das vom VIS bis ins NIR reicht. Damit ist er spektral für die meisten Zwecke im Bereich des Landschafts-monitorings geeignet, bleibt aber deutlich hinter der spektralen Auflösung des LANDSAT TM und ETM+-Sensors zurück. Auch die Breite (SWAD) einer IKONOS-Szene ist im Vergleich zu anderen aktuellen Sensoren mit 11 km vergleichsweise gering (Spot: 60 km, LANDSAT: 180 km).
Größtes Manko des Sensors sind aber im Moment weniger technische Details, sondern die Preispolitik der Betreiberfirma. Da IKONOS-Szenen nur auf Bestellung (*on demand*) aufgezeichnet werden, ist es nicht möglich, sich über die Qualität einer Aufnahme vor einer Bestellung einwandfrei durch kostenlose Quicklooks abzusichern. Darüber hinaus muss der User eine Wolkenbedeckung von bis zu 20 Prozent akzeptieren, was bereits einen entscheidenden Informationsverlust bedeuten kann (MEINEL & REDER, 2001a). In Zusammenhang mit den hohen Preisen (18 bis 99 US$ pro km^2, vgl. LANDSAT 7: szenen- und bearbeitungsabhängig 0,02 – 0,07 Euro pro m^2) und dem Mindestauftragswert von 3000 US$ (MEINEL & REDER, 2001) ist der Sensor damit von vorn herein nicht für das Budget kleinerer Forschungsprojekte und Institutionen geeignet, woran auch die Kostenersparnis

durch die Möglichkeit der Auswahl nicht-rechteckiger Grundmuster (Subsets/AOI´s mit bis zu 300 Eckpunkten) nur bedingt etwas ändert (MANSBERGER, 2000; MEINEL & REDER, 2001a).

3.2 Extraktion thematischer Daten: Konzepte, Software

Satellitensensoren messen – aktiv oder passiv – die Reflexion der Erdoberfläche und legen diese Informationen in einem sensorspezifischen Raster (Bilddatei) ab. Die kleinste Einheit dieses Rasters – das Pixel – ist damit der Hauptträger der Information, während die Anordnung dieser Informationen im Raster wichtige Details zum Kontext liefert, in dem die Informationen der Einzelpixel zueinander stehen (räumliches Muster = Struktur).

Die methodischen Grundlagen für die Verarbeitung dieser Bildinformationen wurden in den 70er Jahren gelegt (BLASCHKE & STROBL, 2001). Zu diesem Zeitpunkt standen nur sehr wenige Satellitensensoren zur Verfügung, deren Auflösung 80 m (LS MSS) nicht überschritt. Höherauflösende Daten existierten zwar (z.B. CORONA), waren aber nicht zugänglich (Spionagezwecke).

Auf dieser Basis wurden Verarbeitungsschemata entwickelt, die sich vor allem auf die Klassifikation auf der Ebene der Einzelpixel stützen. Danach wird jedes einzelne Pixel auf seine Information hin analysiert und mit Pixeln „ähnlicher" Information einer gemeinsamen Klasse zugeordnet (BLASCHKE, 2000b). Die durch Mischpixel auftretenden Klassifikationsprobleme konnten bei den niedrig- bis mittel-auflösenden Satellitendaten bisher gut durch den Einsatz sogenannter *endmembership functions*, Mindestgrößenberechnung oder durch Ausmaskierung der zu klassifizierenden Gebiete auf der Basis von bereits vorhandenen, nicht-spektralen Zusatzinformationen (z.B. ATKIS-Daten, Biotoptypenkartierung etc.) erfolgreich gelöst werden (BLASCHKE, 2000b). Aus diesem Grund mussten Informationen zu Anordnung und Verhältnis der Pixel untereinander (Nachbarschaftsbeziehung) als Entscheidungselement in einer Klassifikation bisher kaum berücksichtigt werden.

Mit der zunehmenden Etablierung und Nutzung hochauflösender Satellitenbilddaten und flugzeuggestützter digitaler Scanner wird eine erfolgreiche Klassifikation auf der Basis der Ansätze aus den 70er Jahren jedoch immer schwieriger (BLASCHKE et al., 2000). Die deutlich erhöhte Informationsdichte (Objektdichte und –maßstab, spektrale Varianz etc.) sowie die damit einhergehende Verstärkung optischer und sensorenbedingter Fehlerquellen (z.B. Verschmutzung des Sensors, atmosphärische Trübung, Reflexionen etc.) führen zum rapiden Anstieg von statistischen Ausreißern in einer klassifizierten Szene, die sich durch

pixelweise (Bsp. „salt and pepper"-effect) bis hin zu flächigen Klassifikationsfehlern aufgrund der immer schwieriger werdenden spektralen Trennung ausdrücken (BLASCHKE, 2000b).

In diesem Zusammenhang hat die Einbeziehung der Nachbarschaftsinformation der Pixel in die Klassifikation in jüngster Zeit einen enormen Bedeutungsgewinn erfahren. Dabei geht man von dem Grundgedanken aus, dass direkt benachbarte Pixel wahrscheinlicher zu der gleichen Klasse als zu einer jeweils völlig anderen Klasse gehören (BLASCHKE, 2000b). Über diesen auf „ähnlich" oder „nicht ähnlich" basierenden binären Trennungs-/Abstraktionsansatz können dann Pixel zu Objekten aggregiert werden, wobei diese Kontextbezogene Aggregation einen entscheidenden Vorteil gegenüber dem reinen Zusammenfassen benachbarter Pixel (Degradation) hat: während es bei letzterem zu einer rein rasterorientierten Zusammenlegung unter Bildung von Mischpixeln und damit einem „generellen" Informationsverlust kommt, verläuft die Kontext-bezogene Aggregation (Segmentierung, Objekt-Definition) über das Nachbarschaftsverhältnis sehr „spezifisch", d.h. der Informationsverlust kann bewusst im Bereich von „ungewollten" Varianzen und Fehlern konzentriert werden.

Im folgenden werden diese Ansätze Software-spezifisch und Projekt-bezogen vorgestellt und vertieft.

Pixelorientierte Klassifikation mit dem ERDAS IMAGINE Expert Classifier

Mit dem IMAGINE Expert Classifier, der als Teil der Software ERDAS IMAGINE Professional ausgeliefert wird, steht ein Klassifikationstool zur Verfügung, das eine pixelorientierte thematische Analyse auf der Basis eines hierarchisch aufgebauten Regelwerkes auf der Grundlage von Expertenwissen zur Verfügung stellt. Im Gegensatz zu auf statistischen Methoden wie Nearest Neighbour oder Maximum Likelihood basierenden Klassifikationsverfahren werden hier die Pixel allein aufgrund von Grenzwerten (syn. Schwellenwerten, Parametern, Wertebereich) einer entsprechenden Klasse zugeordnet. Dazu setzt sich die Software im wesentlichen aus zwei Teilen zusammen: Dem „Knowledge Engineer", der das Expertenwissen (konkret: vom Experten definierte Parameter, Schwellenwerte, Wertebereiche) in einem hierarchisch aufgebauten Regelwerk (Baumstruktur) festlegt und als „Knowledge Base" speichert, sowie dem „Knowledge Classfier", der eine bereits definierte "Knowledge Base" zur Klassifikation benutzt, womit die Übertragbarkeit des Wissens auf andere Szenen ermöglicht wird.

Die Entwicklung dieses Expert Classifiers wurde vor allem nötig, weil die herkömmlichen Klassifikationsmethoden auf der Basis statistischer Methoden – zumindest in der Arbeitsumgebung von ERDAS IMAGINE – mehrere Nachteile haben:

1. Es können ausschließlich spektrale Informationen als Basis für die Klassifikation herangezogen werden.
2. Eine Einbeziehung mehrerer Datensätze ist problematisch.
3. Die Verfahren sind rein pixelorientiert.

Demgegenüber bietet eine regelbasierte Klassifikation mit dem ERDAS IMAGINE Expert Classifier mehrere entscheidende Vorteile:

1. Neben Spektraldaten können verschiedenste thematische und räumliche Daten einbezogen werden.
2. Es können mehrere dieser Datensätze gleichzeitig in die Analyse eingehen und damit die Klassifikation präzisieren.
3. Das Verfahren ist ebenfalls pixelorientiert, es können aber durch den Einsatz verschiedener Daten und mehrerer Datensätze auch objektbezogene Zusatzinformationen mit einfließen (allerdings nicht auf Basis einer Segmentierung).

Zusammenfassend besteht der wesentliche Vorteil des ERDAS Imagine Expert Classifiers darin, dass er 1) außer reinen Spektraldaten verschiedenste weitere Datenquellen und Datenformate einbezieht und diese 2) in einem Regelwerk kombiniert, das unabhängig von statistischen Methoden nach exakten Grenzwerten klassifiziert. Daraus ergibt sich ein deutlich erhöhter Spielraum für die Definition von Klassengrenzen – was gerade vor dem Hintergrund von hochauflösenden Daten mit deren erhöhtem Potenzial für Klassifikationsfehler entscheidend sein kann.

Objektorientierte Klassifikation mit DEFINIENS eCognition

Obwohl mit der hierarchischen Klassifikationsmethode des ERDAS IMAGINE Expert Classifiers dem Anwender mehr Möglichkeiten in der Bildverarbeitung zur Verfügung stehen als mit den rein statistisch begründeten Methoden (BLASCHKE, 2000b), haben diese nach wie vor einen entscheidenden Nachteil: sie klassifizieren jedes Pixel allein auf der Basis seiner eigenen Information – d.h. sie analysieren *pixelorientiert*. Bei geometrisch und spektral hochauflösenden Daten kann diese Einschränkung aber verstärkt dazu führen, dass die

Grenzen des Objektes nicht korrekt erkannt werden oder innerhalb eines Objektes Fehlklassen ausgewiesen werden (sog. „salt and pepper"-Effekt).

Aufgrund der hohen geometrischen Auflösung von IKONOS-Daten liegt es demzufolge nahe, alternativ zum ERDAS IMAGINE Expert Classifier eine Methode zu testen, die einen objektorientierten Klassifikationsansatz unterstützt. Dazu geht man von der Grundannahme aus, dass ein Pixel in den meisten Fällen zur gleichen Klasse gehört wie sein Nachbarpixel. Die als Beispiel herangezogene Software eCognition (V3.0) der Firma DEFINIENS Imaging untergliedert die Verarbeitung der Daten dafür in zwei wesentliche Schritte:

1. Die Zerlegung der zu analysierenden Szene in einzelne Segmente, deren Pixel jeweils benachbart sind und ähnliche Eigenschaften aufweisen. Dieser rechnergestützte Prozess wird als Segmentierung bezeichnet und setzt die einzelnen Pixel in einen kausalen Zusammenhang zu seinen Nachbarn.
2. Auf der Grundlage der durch die Segmentierung definierten Bildelemente (syn. Landschaftselemente, Objekte, Cluster etc.) wird anschließend die Klassifikation durchgeführt.

Dabei ist der Segmentierungsprozess in eCognition zwar stark automatisiert und im Vergleich zur eigentlichen Klassifikation schnell durchgeführt, hinter diesem Arbeitsschritt stecken aber verschiedene, z.T. recht komplexe Verfahrensweisen (regionsbasiert [region-based] vs. kantenbasiert [edge-based]; vgl. BLASCHKE, 2000b).
All diese Verfahren stützen sich aber laut BLASCHKE (2000b) im wesentlichen auf die Ermittlung dreier Kriterien, die für eine Segmentierung herangezogen werden:

- Homogenität des Objektes
- Heterogenität an den Grenzen des Objektes
- Formparameter der einzelnen Objekte

Die von BLASCHKE, T. (2000b) in diesem Zusammenhang gelieferten umfangreichen Informationen sollen hier nicht im Detail wieder gegeben werden. Hinzuweisen ist aber, dass der Benutzer bei der Software eCognition über die Höhe eines Schwellenwertes (*object scale parameter*) die ungefähre Größe der Bildsegmente (und damit den Maßstab) steuern kann (BAATZ & SCHÄPE, 2000). Außerdem besteht die Möglichkeit, über die mehrfache Segmentierung eines Bildes mit verschiedenen Schwellenwerten verschiedene Segmentierungs-Layer (sog. Levels) zu erzeugen, die in einer baumartigen Klassifikation genutzt werden können (BLASCHKE, 2000b). Dies scheint vor allem vor dem Hintergrund

einer in der Regel sehr unterschiedlichen Objektgröße in einer Landschaft von elementarer Bedeutung für eine erfolgreiche Klassifikation auf verschiedenen Maßstabsebenen zu sein. Es ist aber darauf zu achten, dass eine zu feine Segmentierung zwangläufig dazu führen muss, dass der objektorientierte Zusammenhang verloren geht oder zumindest nicht mehr entscheidend zum Tragen kommt: Bei einer Auflösung von 4 m (wie im Fall der vorliegenden IKONOS-Daten) setzten sich Objekte oft nur aus wenigen Pixeln zusammen, sodass es quasi kaum Nachbarn gibt, die man einbeziehen könnte. Abhilfe in diesem Zusammenhang kann die Verknüpfung dieser Level mit einem gröberen Level sein. Der Bezug zu diesen „Super-Objects" stellt einen Gruppenzusammenhang her, wenn der direkte Vergleich der Nachbarn nicht ausreichen sollte.

Über die Segmentierung hinaus bedient sich eCognition für die Klassifikation genau derselben Ansätze wie jedes andere Programm, das auf pixelorientierter Basis arbeitet. Es stehen sowohl ein Nearest Neighbour – Klassifikator (eingebettet in eine intuitive „Click and Classify"-Umgebung) als auch alle Möglichkeiten einer hierarchischen Klassifikation auf Basis von sogenannten *Membership Functions* zur Verfügung. Anzumerken bleibt in diesem Zusammenhang allerdings, dass die hierarchische Umgebung weniger Möglichkeiten zur Integration von Zusatzdaten bietet als der Erdas Imagine Expert Classifier (z.B. keine Skripte, Modelle, Programme) und dass die Zusatzdaten komplett ins Projekt integriert werden. Das erleichtert zwar den Export des Projektes, da es alle notwendigen Daten direkt enthält. Gerade bei der Einbindung vieler verschiedener Zusatzdaten erreicht das Projekt allerdings schnell Dimensionen, die enorme Lade- und Rechenzeiten mit sich bringen. Ein nachträgliches Entfernen überflüssiger Daten ist konzeptbedingt nicht möglich.

3.3 Quantifizierung thematischer Inhalte

Nach der Abstraktion von multispektralen und multitemporalen Daten liegen thematische Informationen vor, die zwar vielfältig für die Generierung neuer Informationen durch Verschneidung weiterverarbeitet werden können, deren Inhalte aber letztendlich qualitativ interpretiert werden müssen. Das führt einerseits zur problemfokussierten Analyse, fügt aber den Studien ein weiteres selektives/subjektives Element bei und kompensiert den hohen Aufwand meist dadurch, dass nur ein Bruchteil der Daten wirklich analysiert wird. Gerade bei Satellitenbilddaten wie denen des IKONOS-Sensors ist die Informationsdichte der thematischen Inhalte u.U. sehr groß (durch die hohe geometrische Auflösung), sodass eine Interpretation der Ergebnisse durch den geringen Abstraktionsgrad deutlich schwieriger sein kann.

Aus diesem Grund erscheint eine Quantifizierung der extrahierten thematischen Daten sinnvoll. In der Nordamerikanischen Landscape Ecology hat man sich schon früh Gedanken gemacht, wie thematische Informationen weiter aufbereitet werden können, um eine „schnelle Bewertung der Landschaft im regionalen Maßstab" (WALZ et al., 2001) zu ermöglichen. Schlüsselelement in dieser Vorgehensweise ist die Extraktion von Indizes (den sog. „landscape metrics" oder Landschaftsstrukturmaßen), die im Grunde genommen als ein weiterer Klassifikationsschritt in die Bildanalyse eingehen, wobei es hier nicht zu einer Abstraktion von Spektraldaten, sondern von thematischen Daten und den damit verbundenen geometrischen Informationen kommt. Damit kann – als letzter Schritt in einer Bildanalyse – mit der quantitativen Landschaftsstrukturanalyse die gegenseitige Abhängigkeit von Landschaftsstruktur (Muster) und Prozessen des Landschaftshaushaltes (Funktion) nicht nur qualitativ, sondern auch quantitativ/kausalanalytisch verifiziert werden (WALZ et al., 2001).

Seit den 90er Jahren wird dieser Ansatz auch verstärkt in der Landschaftsforschung in Mitteleuropa eingesetzt und deren Eignung zur Landschaftsstrukturanalyse durch entsprechende Arbeiten zu regionalen Beispielen von mehreren Autoren (u.a. HERZOG, 1999; LAUSCH, 1999, WALZ, 1999, KIRSTEIN & NETZBAND, 2001 u.a.) untersucht.

Dabei stützen sich die meisten Autoren auf eine Reihe von vordefinierten Indizes, die sich grob in 8 Klassen (nach BLASCHKE, 1999) unterteilen lassen:

- Area metrics: Flächenmaße
- Patch metrics: Charakterisierung der Landschaftselemente
- Edge metrics: Kantenmaße
- Shape metrics: Formmaße
- Core area metrics: Einbeziehung des Kernbereiches von Landschaftselementen
- Nearest-neighbour metrics: Nachbarschaftsmaße
- Diversity metrics: Diversitätsmaße
- Contagion/Interspersion metrics: Maße der räumlichen Verteilung

Mit diesen Klassen kann das Betrachtungsgebiet in drei funktionale und Maßstabsebenen unterteilt werden:

- **Patch**: als die kleinste geometrische Einheit mit gleicher Faktorenkonstellation
- **Klasse**: die kleinste thematische Einheit und Summe aller Patches gleicher Faktorenkonstellation
- **Landschaft**: als Summe aller thematischen und geometrischen Einheiten

Obwohl der Ansatz, zumindest in der Nordamerikanischen Landscape Ecology, bereits recht lange verfolgt wird (WALZ et al., 2001), stützt sich die Verarbeitung der Daten im wesentlichen auf das „einfache" stand-alone Public Domain-Programm FRAGSTATS (1995) von Kevin McGarigal und Barbara Marks. Darüber hinaus liegt inzwischen eine FRAGSTATS-Version für ESRI ArcView (ab Version 3.x) sowie das Freeware-Programm PATCH ANALYST von Angus Carr vor, welches als Erweiterung zum SPATIAL ANALYST von ESRI ArcView (ab Version 3.x) sowohl Raster- als auch Vektordaten verarbeiten kann (ohne SPATIAL ANALYST nur Vektor-Polygon Daten).

4. Materialien

4.1 Datengrundlage

Basisdaten (Abb. 02): Ziel des Projektes ist die Verarbeitung und Analyse eines geometrisch hochauflösenden Satellitenbildes. Dafür stand eine Szene des IKONOS-Satelliten vom 18.06.2002 zur Verfügung, die den Nordraum Leipzig mit einer geometrischen Auflösung von 4 m und einer multispektralen Auflösung im VIS-NIR (in 4 Kanälen) abdeckte. Das dazugehörige panchromatische Bildprodukt (1 m Bodenauflösung) konnte durch die begrenzten Sachmittel nicht erworben werden.

Zusatzdaten: Über die IKONOS-Szene hinaus lagen verschiedene zusätzliche Basisdaten vor (LANDSAT 5 TM MS, IRS-1C PAN, ATKIS Linien- und Polygondaten), deren Eignung zur verbesserten Abgrenzung von Klassenmerkmalen getestet werden sollte. Dabei spielten für deren Auswahl zwei wesentliche Einschränkungen der IKONOS-Daten eine Rolle, die damit kompensiert werden sollten:

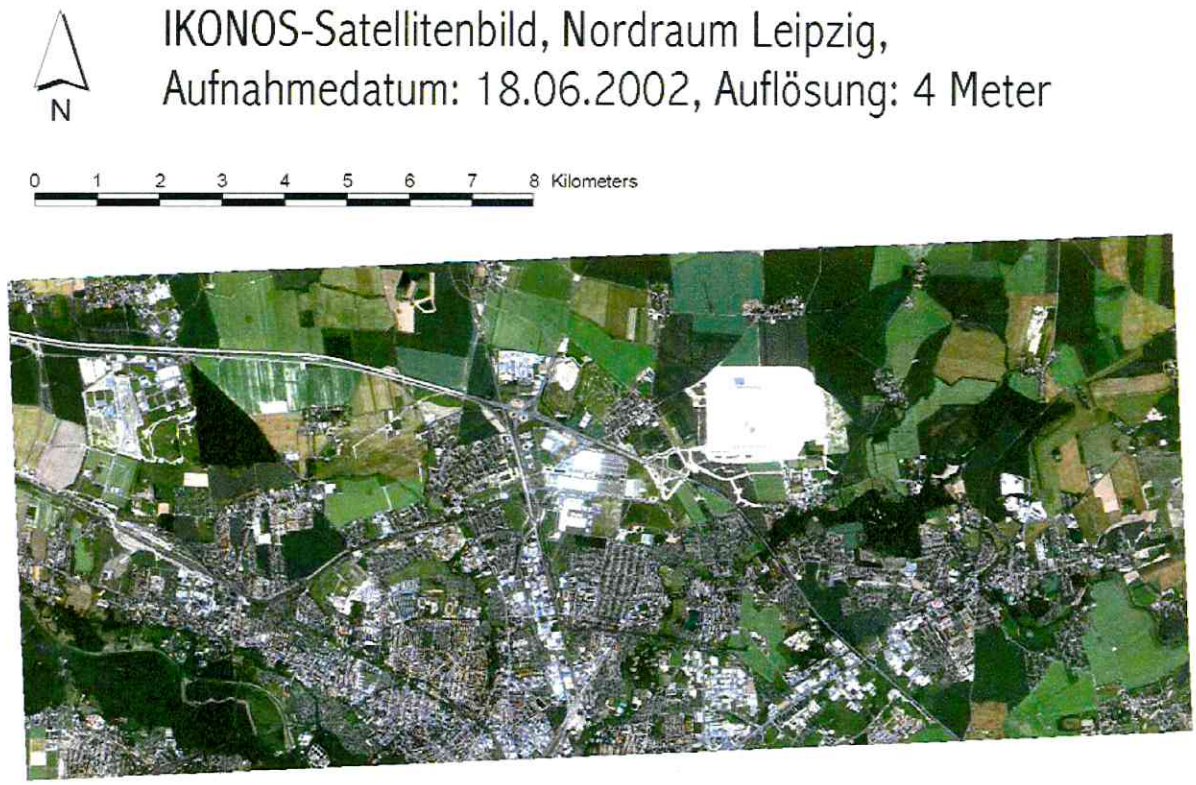

Abb. 02: Verwendetes IKONOS-Satellitenbild. Ausschnitt: Nordraum der Stadt Leipzig. Datum: 18.06.2002

1. IKONOS-Daten sind zwar geometrisch hochauflösend, die spektrale Auflösung ist aber mit vier Kanälen (3 VIS, 1 NIR) relativ gering, sodass szenenabhängig bei einigen Klassen keine korrekte Trennung basierend auf der reinen Multispektralinformation möglich ist.
2. Bei einer geometrischen Auflösung von 4 m muss nach wie vor bei kleineren (z.B. Solitärgehölze) bzw. sehr schmalen und langgestreckten Objekten (z.B. Strassen) mit einem hohen Anteil von Mischpixeln (Pixel, deren [spektrale] Signatur sich aus mehreren Klassen zusammensetzt) gerechnet werden.

Im Bezug auf die eingeschränkte spektrale Auflösung (Punkt 1) des IKONOS-Sensors wurde zusätzlich auf eine LANDSAT 5 TM-Aufnahme zurückgegriffen. Der LANDSAT 5 TM Sensor kann eine wesentlich bessere spektrale Auflösung als der IKONOS-Satellit vorweisen (VIS, NIR plus MIR, THIR, FIR), allerdings bei einer wesentlich schlechteren geometrischen Bodenauflösung (30 m vs. 4 m). Dieses Manko sollte durch eine intra-sensorielle Bildfusion mit den geometrisch hochauflösenden panchromatischen Daten des IRS-1C Satelliten behoben werden (vgl. Kapitel Datenprozessierung → Sekundärdatenextraktion → Bildfusion).
Die im Punkt 2 ausgewiesenen Schwierigkeiten bei der exakten Erkennung sehr kleiner sowie linearer Strukturen wurde von MEINEL et al. (2001b) bereits bei 1 m Daten beschrieben und durch den Einsatz von ATKIS-Liniendaten gelöst. Im vorliegenden Fall wurde der entsprechende Ausschnitt der ATKIS-Daten vom UfZ Leipzig-Halle zur Verfügung gestellt.

Tab. 01: Übersicht zu den verwendeten Satellitenbildern

Sensor	Modus	Szene	Fläche (km)	Kanäle	Bodenauflösung (m)	Datum
IKONOS	MS	Leipzig	18x8	4	4x4	18.06.2002
LANDSAT 5 TM	MS	Leipzig/Halle	81x50	7	30x30	13.09.1999
IRS-1C	PAN	Leipzig/Halle	70x70	1	5,8x5,8	08.08.1998

4.2 Datenprozessierung und Extraktion der Sekundärdaten

Eingesetzte Software: Zur Generierung bzw. Weiterverarbeitung der o.g. Daten am Institut für Geographie/ Universität Leipzig stand die Bildprozessierungs- und -verarbeitungs-Software ERDAS IMAGINE Professional, V8.5 zur Verfügung, womit die Arbeitsschritte der radiometrischen und geometrischen Bildkorrektur sowie die räumliche Bildverbesserung zwischen LANDSAT und IRS-1C-Daten (Fusion) durchgeführt wurden. Zur pixelorientierten Klassifikation wurde der ERDAS IMAGINE Expert Classifier (hierarchisches Regelwerk) sowie eine unüberwachte Klassifikation eingesetzt. Zur objektorientierten Klassifikation

wurde die Software eCognition V3.0 hinzugezogen, die allerdings nur am UfZ bzw. erst ab Ende März 2003 am Institut für Geographie zur Verfügung stand.

Radiometrische Korrektur: Die vorliegende IKONOS-Szene ist bis auf einen kleinräumlichen Dunstschleier westlich des Auensees praktisch wolken- und dunstfrei, sodass keine radiometrische Korrektur (Haze Reduction) nötig wurde. Gleiches gilt für den relevanten Ausschnitt aus der panchromatischen IRS-1C-Szene und der multispektralen LANDSAT 5 TM-Szene.

Geometrische Transformation/Korrektur: Da die vorliegende IKONOS-Szene unter Zuhilfenahme weiterer Geodaten klassifiziert werden sollte, wurde eine Georeferenzierung der gesamten Datenbasis nötig.
Zum Zeitpunkt des Projektstarts (Jan. 03) lag durch Vorarbeiten im Rahmen des Projektes „Analyse und Bewertung der Naturraumpotenziale in der suburbanen Kulturlandschaft mit Methoden der Fernerkundung und GIS" (Fkt. UFZ-12/99) die IKONOS-Satellitenbildszene bereits georeferenziert vor (Bessel-Ellipsoid mit Transversaler Mercatorprojektion und Potsdam-Datum [12° ö.L., GK 42/83]). Die panchromatischen IRS-1C-Daten wurden vom Hersteller (Euromap/GAF) mit den gleichen Parametern bereits korrigiert geliefert. Die LANDSAT 5TM-Szene lag am UfZ Leipzig-Halle geometrisch entzerrt vor. Die Entzerrgenauigkeit (RMS-Error, kurz für ´root mean square´) für die IRS-1C Pan-Szene lag nach Angaben von Dr. Maik Netzband bei 0,5 (Angabe in Pixel, bedeutet: transformiertes Pixel liegt noch im Bereich des Quellpixels). Für die IKONOS- sowie die LANDSAT-Szenen lagen dem Autor keine Daten zur Entzerrgenauigkeit vor. Durch visuelle Vergleich mit der panchomatischen IRS-1-C-Szene konnte allerdings eine sehr gute Passgenauigkeit bestätigt werden.

Subset: Aufgrund der technischen Charakteristik der ausgewählten Satellitenbilddaten unterscheiden sich die verschiedenen Szenen in ihrer Flächendeckung. Den mit 18 x 8 Kilometern kleinsten Ausschnitt deckt die IKONOS-Satellitenbildszene ab. Die LANDSAT 5TM deckt ein Vielfaches dieses Bereiches ab (40x31 km^2) und schließt den Ausschnitt der IKONOS-Szene komplett ein. Der vorliegende panchromatische Kanal des IRS-1C-Satelliten (70x70 km^2) kommt allerdings nicht vollständig mit der IKONOS-Szene zur Deckung (21% Verlust im Ostteil). Dieser Mangel war vor allem im Bezug auf die Einbeziehung einer intra-sensoriellen Datenfusion (´Resolution Merge´, siehe Abschnitt Datenprozessierung → Sekundärdatenextraktion → Bildfusion) in die Bildanalyse entscheidend, da sie sich dieser panchromatischen Informationen bedient.

Sekundärdatenextraktion: Nach erfolgreicher Prozessierung der Basis- und Zusatzdaten wurden auf deren Grundlage verschiedene Sekundärdaten zur weiteren Unterstützung des Klassifikationsprozesses extrahiert:

A. IKONOS Szene:

NDVI (Abb. 03): der Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) wird sowohl als Zusatzinformation eingesetzt, um aus den Spektraldaten gezielt die Vegetationsinformation herauszulösen, als auch um Brachflächen und versiegelte Flächen besser abgrenzen zu können. Dabei macht sich dieser Index zu Nutze, dass die solare Einstrahlung im Kanal 3 (VIS, rot) durch das Chlorophyll in den Blättern absorbiert wird, während im Kanal 4 (NIR) die schwammartige mesophylle Blattstruktur eine signifikante Reflexion hervorruft. Daraus resultiert, dass eine Vegetationsfläche (in Abhängigkeit vom Vegetationstypus) im VIS-rot ein niedriges und im NIR ein hohes Signal liefert, was nach der Formel NDVI=(Kanal4-Kanal3)/(Kanal4+Kanal3) in hohen NDV - Indizes (Wertebereich -1.0 bis +1.0) zum Ausdruck kommt (HTTP://EDCWWW.CR.USGS.GOV/GREENNESS/WHATNDVI.HTML). Der NDVI wurde über ERDAS IMAGINE → IMAGE INTERPRETER → SPATIAL ENHANCEMENT → INDICES generiert, kann aber alternativ auch relativ einfach im SPATIAL MODELER erzeugt werden.

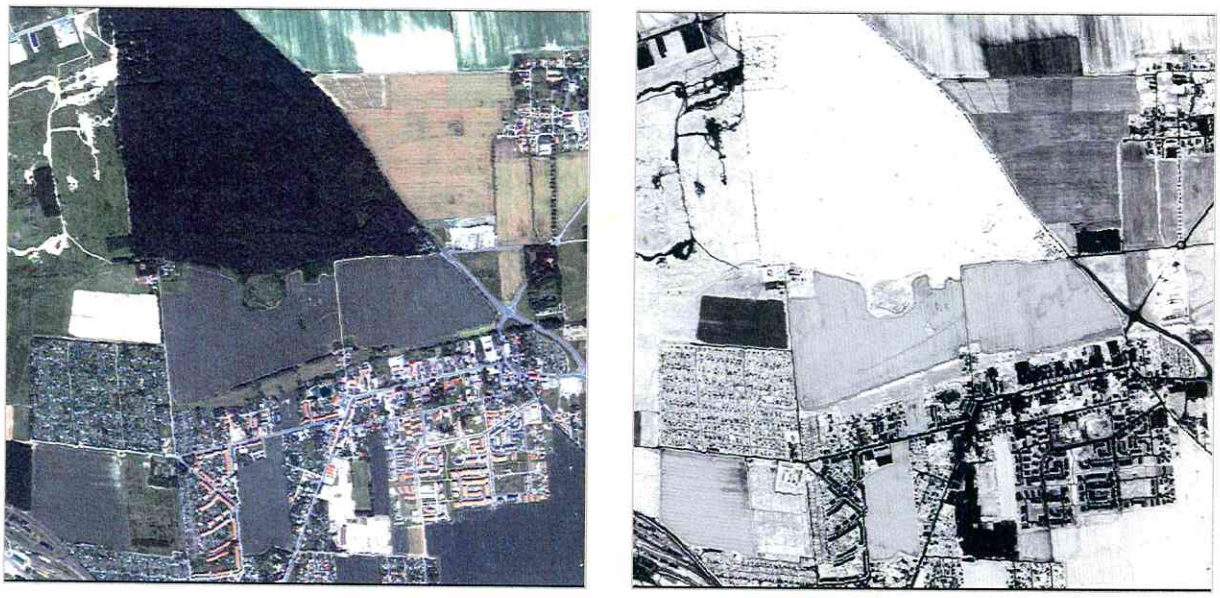

Abb 03: RGB-Ausschnitt (links) und NDVI-Ausschnitt (rechts) der analysierten IKONOS-Szene vom Nordraum Leipzig. Hell = hoher NDVI, dunkel = niedriger NDVI

Textur-Dateien (Abb. 04): berechnen die Höhe des Kontrastes zwischen zwei benachbarten Pixeln und geben diesen im Wertebereich von 0 (homogen) bis 1 (heterogen) aus. Je nachdem, welcher Spektralkanal zur Berechnung der Textur herangezogen wird, kann die

Textur entweder zwischen verschiedenen Klassen (Bsp. Kanal 1 und 2 trennt Bebauung/Versiegelung gut von Vegetation) oder innerhalb derselben Klasse (Bsp. Kanal 4 trennt heterogene Vegetation [Wälder] von sehr homogener [Felder, Wiesen]) trennen. Dabei ist für den erfolgreichen Einsatz essentiell, wie groß die eingesetzte Matrix zur Berechnung der Textur ist, d.h. wie viele Nachbarpixel in die Berechnung eingehen. Da die hohe Auflösung der IKONOS-Daten unter Umständen auch Texturen innerhalb sonst homogener Flächen ausgibt, z.B. an Traktorenspuren auf Feldern, wird neben der 3x3-Matrix auch eine 7x7-Matrix eingesetzt, was allerdings eine geringere Randgenauigkeit zur Folge hat.

Abb. 04: Textur-Dateien aus verschiedenen Spektralkanälen des IKONOS-Satelliten und verschiedener Matrixgröße. Links oben: Kanal Blau-VIS, 3x3-Matrix; rechts oben: Kanal NIR, 3x3-Matrix; links unten: Kanal Blau-VIS, 7x7-Matrix; rechts unten: Kanal NIR, 7x7x-Matrix. Hell = sehr heterogen, dunkel = sehr homogen

Unüberwachte Klassifikation: Die hohe spektrale Varianz der IKONOS-Daten (mehr spektrale Information pro Objekt durch höhere geometrische Auflösung) verbunden mit sehr kleinräumigen urbanen und suburbanen Strukturen erschwert die Erkennung von linearen und sehr kleinen Strukturen erheblich. Aus diesem Grund soll gegebenenfalls eine unüberwachte Klassifikation eingesetzt werden, die der hierarchischen Klassifikation ein abstrahiertes, geometrisch aber ebenso hochauflösendes Grundgerüst liefert. Auf dieser Basis können die Schwellenwerte für die Spektraldaten weiter gefasst werden. Die unüberwachte Klassifikation wurde sowohl auf der Basis der Multispektraldaten als auch auf Basis des NDVI über CLASSIFIER → UNSUPERVISED CLASSIFICATION berechnet.

Resampling auf 30 m Bodenauflösung: kann herangezogen werden, um durch die Verrechnung der spektralen Information mehrerer Pixel zu einem größeren Pixel in Bereichen, in denen die geometrische Auflösung sekundär ist, die spektrale Varianz zu reduzieren und damit die Klassifikation gegebenenfalls zu erleichtern. Die Datei wird besonders an Stellen eingesetzt, in denen der Flächenzusammenhang über der Detailgenauigkeit steht (z.B. Waldflächen). Die entsprechende Datei wurde über ERDAS IMAGINE → IMAGE INTERPRETER → UTILITIES → DEGRADE (Faktor 7,5) generiert.

B. LANDSAT TM und IRS-1C PAN

Bildfusion (Abb. 05): Neben dem Erwerb von hochauflösenden, aber kostenintensiven IKONOS-Daten kann die geometrische Auflösung durch die Verschneidung von geometrisch hochauflösenden panchromatischen Daten mit spektral hochauflösenden Daten des gleichen Sensors (intra-sensoriell) oder zweier verschiedener Sensoren (inter-sensoriell) verbessert werden. Im vorliegenden Projekt war eine inter-sensorielle Bildfusion aus einer multispektralen LANDSAT 5 TM- und einer panchromatischen IRS-1C-Szene möglich. Leider variieren die Aufnahmedaten um ein Jahr, was aber vor dem Hintergrund der Lücke in der Datenbasis und der relativen zeitlichen Konstanz von Wasserflächen – für die das Fusionsbild eingesetzt werden soll – als sekundär betrachtet werden kann. Über ERDAS IMAGINE → INTERPRETER → SPATIAL ENHANCEMENT → RESOLUTION MERGE standen dafür die Verknüpfungsmethoden Principal Component, Multiplicative und Brovey Transform sowie das Resamplingverfahren (Transformation in ein Zielpixel [neue Matrix] durch Verrechnung von x-angrenzenden Quellpixeln [alte Matrix]) Nearest Neighbour (4 Pixel), Bilinear Interpolation (8 Pixel) und Cubic Convolution (16 Pixel) zur Verfügung. In der vorliegenden Datenkombination wurde als Verknüpfungsmethode die Brovey Transformation sowie das Resamplingverfahren Cubic Convolution ausgewählt (nach der Regel $N=(\text{resolution ratio})^2$ [$N=(30m/5{,}8m)^2$]), da diese Kombination visuell (Helligkeit/Kontrast) das

beste Ergebnis lieferte. Die Ausgabedatei enthält die spektrale Information der sieben LANDSAT 5 TM-Kanäle bei einer Bodenauflösung (GIFOV), die dem des panchromatischen Kanals entspricht (5,8x5,8 m). Dadurch wird das multispektrale Bild in seiner Auflösung rein numerisch um den Faktor 25 verbessert und die Auflösung vor allem im Bereich kleiner Parzellen und städtischer Strukturen erheblich verbessert – im Gegensatz zu der IKONOS-Szene mit einer deutlich besseren spektralen Auflösung.

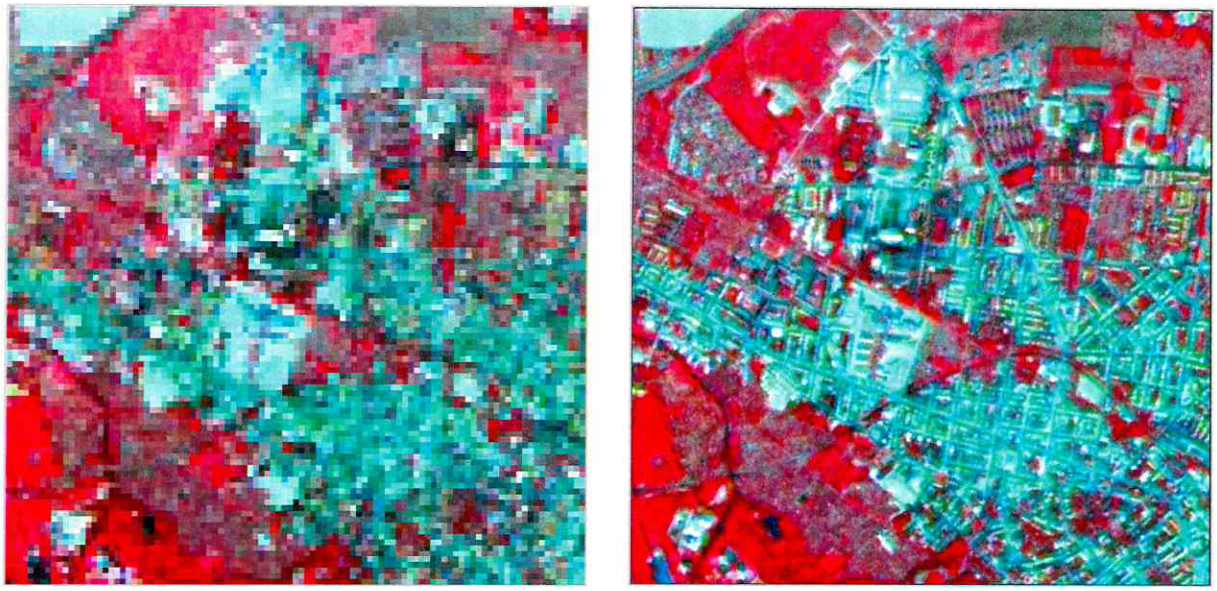

Abb. 05: IR-Falschfarbendarstellung eines Subsets aus dem urbanen Bereich der Stadt Leipzig. Links: Landsat TM mit 30 m Auflösung, rechts: Fusion mit IRS-1C pan auf 5.8 m Auflösung

C. ATKIS Liniendaten

ATKIS-Daten: können zur Auskartierung der Strassen (aufgerastert) im urbanen Bereich, aber auch als Flächen-Masken für Klassen wie Grünland oder Ackerland eingesetzt werden. Da hierbei aber die eigentlichen – und aktuellen – Multispektraldaten im wesentlichen umgangen werden, handelt es sich oft um eine verdeckte 1:1-Übernahme der ATKIS-Daten und dementsprechend nicht um eine Klassifikation im eigentlichen Sinne. Aus diesem Grund wurden die für dieses Projekt zur Verfügung stehenden ATKIS-Daten konsequenterweise nicht eingesetzt, obwohl in anderen Projekten (z.B. VÖGTLE & SCHILLING, 1995; MEINEL & REDER, 2001b) davon Gebrauch gemacht wird.

5 Ergebnisse und Diskussion

5.1 Extraktion thematischer Daten

5.1.1 Auswahl der Klassen

Im Rahmen der vorliegenden Arbeit war es nicht das Ziel, eine vollständige Klassifikation des IKONOS-Satellitenbildes vorzunehmen, sondern einen kompletten Workflow (vgl. Abb. 01) – von der Datenprozessierung über die Klassifikation mit zwei verschiedenen Methoden bis zur anschließenden Quantifizierung – abzubilden. Daher beschränkt sich die Arbeit – in Anlehnung an das vorangegangene Projekt zum Naturraumpotenzial suburbaner Landschaften – auf drei wesentliche Klassen der naturräumlichen Ausstattung:

- *Gehölze*: umfasst alle Gehölze im urbanen und ländlichen Raum, sowohl in Gruppen (Wald, Allee) als auch als Solitärgehölze.
- *Grünflächen*: umfasst alle Standorte mit krautiger Vegetation, die nicht ackerbaulich genutzt werden, d.h. Parks, Wiesen, Weiden etc.
- *Gewässer*: umfasst alle stehenden und fließenden Wasserflächen.

5.1.2 Analyse mit dem ERDAS IMAGINE Expert Classifier

Allgemeine Probleme bei der Verarbeitung

Während der visuellen Interpretation und mehrerer Pre-Tests wurden einige Eigenschaften der Datengrundlage deutlich, die eine Analyse erschwerten.
Als primäres Problem kristallisierte sich recht schnell die geometrische Auflösung heraus. Obwohl einige Nutzungsklassen mit den multispektralen Daten des IKONOS-Satelliten zweifelsfrei besser erkannt werden können und auch feingliedrige Mischstrukturen, wie sie z.B. Stadtgebiete darstellen, deutlich besser abgegrenzt werden, ist eine exakte Differenzierung kleiner Objekte gerade im Bereich von Stadtgebieten auch bei 4 m Bodenauflösung noch nicht einwandfrei zu garantieren. Hauptgrund dafür sind mehrere Fakten:

- Städtische und suburbane Gebiete sind reich an Einzelobjekten und relativ arm an großflächigen Strukturen.
- Bei einer Auflösung von 4 m umfassen viele dieser Objekte nur wenige Pixel.

- Erschwerend kommt hinzu, dass die Einzelobjekte oft keine homogenen Oberflächen haben, sodass je nach Strahlungsexposition die resultierende spektrale Varianz das Objekt teilt (z.B. Schrägdach, Strassen mit Alleen oder randlicher Bebauung etc.).

Diese Erfahrungen sind nicht neu. In einer Studie von MEINEL et al. (2001b) wird beispielsweise festgestellt, dass für die exakte Erfassung der Grenzen von Bodenbedeckungsklassen das multispektrale (4 m Aufl.) oder panchromatische Bildprodukt (1 m Aufl.) des IKONOS-Satelliten allein keine ausreichenden Ergebnisse liefert, sondern eine Bildfusion aus beiden mit einer Ausgabeauflösung von 1 m Rasterweite nötig wurde. Daraus ergibt sich ein Nachteil für die hier vorliegende Studie, da nur das multispektrale Bildprodukt vorlag und somit keine Bildfusion vorgenommen werden konnte. Dies war aber im Hinblick auf die Konzeption der Studie als Teilklassifikation und die Konzentration auf reine Naturraumparameter sekundär.
Die Zusammensetzung der Szene aus Objekten verschiedenster spektraler und geometrischer Ausprägung war das grundlegendere Problem der Studie. Die ausgewählte Szene vereint – im Gegensatz zu anderen Studien mit hochauflösenden IKONOS-Szenen (vgl. MEINEL & REDER, 2001b, Bsp. Dresden) – sowohl sehr kleinteilige urbane Mischstrukturen als auch sehr großflächige ländliche Einzelstrukturen sowie die entsprechenden Übergänge in derselben Szene. Dadurch gestaltet es sich als ausgesprochen kompliziert, eine Hierarchie zu entwickeln, die ein Maximum an Klassifikationsgenauigkeit für alle Bereichen gewährleistet. Dasselbe Regelwerk muss sowohl große Flächen (z.B. Wald) geschlossen (über alle Varianz hinweg) ausklassifizieren, ohne dass dabei kleinere Strukturen (Alleen etc.) bis hin zu kleinteiligen innerstädtischen Strukturen (Solitärgehölzen) übergangen werden.

Herstellung der Maske „verdichtet vs. offen“

Um beide Probleme bei davon betroffenen Klassen zu minimieren bzw. zu eliminieren, wurde zuerst eine grobe Unterteilung in Siedlungsgebiet (verdichtet) und nicht-besiedeltes Gebiet (offen) nötig. Eine einfache Maskierung durch ein subjektiv vorgegebenes Subset kam nach Ansicht des Autors nicht in Frage, da damit Dorfstrukturen unterschlagen werden und letztendlich auch die hohe Auflösung der Szene durch diesen subjektiven Ansatz in Frage gestellt wird.
Aus diesem Grunde wurde ein Alternativschritt angewendet. Aus den Kanälen 1 (blau-VIS) und 2 (grün-VIS) wurde eine Textur-Datei berechnet und die verdichteten Bereiche entsprechend über den Expert Classifier ausklassifiziert. Dabei wurde von der Annahme ausgegangen, dass in diesen beiden Kanälen das Vegetationssignal nicht der Ausschlag

gebende Faktor für die Texturdaten ist, sondern die hohe Reflektanz versiegelter und bebauter Flächen, die in diesem Zusammenhang synonym für die Trennung Siedlung/ Nichtsiedlung (verdichtet vs. offen) gesetzt wurde. Kleinere noch verbleibende Lücken in dieser Klassifikation wurden dem Kontext entsprechend durch eine Highpass-Filterung (7x7-Matrix) geschlossen. Diese Maske dient als weitere Grundlage für die Klassifikation (Abb.06).

Als Alternative zur Definition einer solchen Maske über die Textur ist auch der Grad der Versiegelung aus dem NDVI – oder eine Kombination aus beiden – nutzbar, was aber innerhalb dieses Projektes nicht weiter verfolgt worden ist.

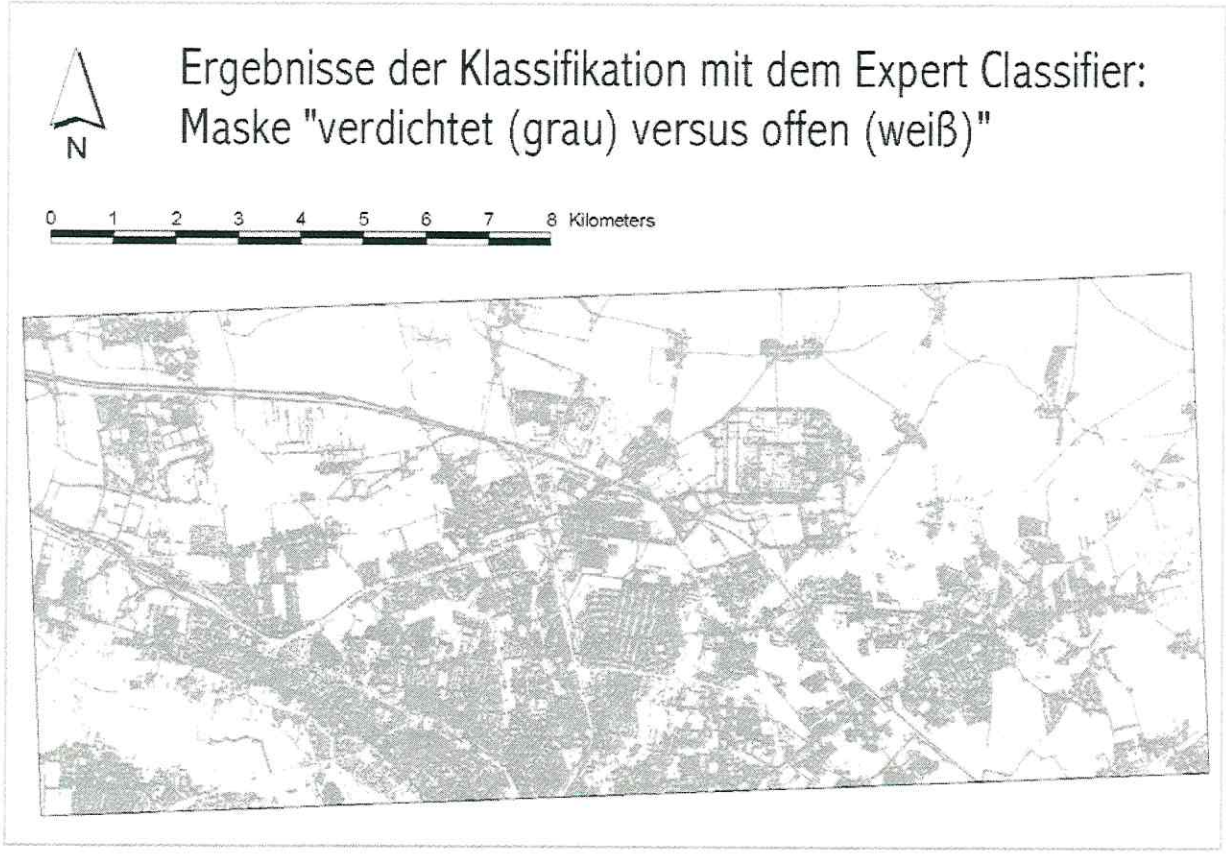

Abb. 06: Ausmaskierung verdichteter (grau) versus offener (weiß) Landschaftsbereiche über die Klassifikation von Texturdaten, generiert aus den Kanälen 1 und 2

Klassifikation

Gehölze

Aufgrund der in Kapitel 5.2.1 benannten Probleme ist die komplette Klassifikation der Klasse „Gehölze" (Abb. 07) nur durch einen mehrstufigen Verarbeitungsprozess zu realisieren.

Gehölz außerhalb Siedlung: Als primäres Ausschlusskriterium im Entscheidungsbaum (Abb. 08) wurde die Maske „verdichtet/offen" eingesetzt, um den entsprechend nicht-besiedelten Bereich abzugrenzen. Da die multispektrale Auflösung des IKONOS-Satelliten den entscheidenden Bereich des rot-VIS (Kanal 3) und des NIR (Kanal 4) abdeckt, lieferte darauf aufbauend eine Klassifikation auf Basis des NDVI (Pixelwert ≥ 0.37) bereits gute Ergebnisse. Durch die Einbeziehung des grün-VIS (Kanal 2, Pixelwert ≤ 320) konnte noch einmal verbessert zwischen annueller Kleinvegetation und Großvegetation differenziert werden.
Als problematisch für die Klassifikation mit rein multispektralen Informationen stellten sich allerdings zwei verschiedene Nicht-Gehölz-Strukturen heraus: Straßengräben und ausgewählte Agrarflächen, deren spektrale Information sich (in allen Kanälen) nicht eindeutig von der Signatur von Gehölzen trennen ließ und somit zu linienhaften bzw. flächenhaften Klassifikationsfehlern führen musste. An dieser Stelle hat sich der Einsatz der Textur-Dateien (3x3- und 7x7-Matrix) als hilfreich erwiesen, da Waldflächen und Solitärgehölze aufgrund ihres inhomogenen Kronendaches einen sehr hohen Wert liefern, während Ackervegetation meist sehr homogene Oberflächen mit demzufolge sehr niedrigen Texturwerten aufweist. Dabei differenziert die 3x3-Matrix (Texture 3x3 Band 4, Pixelwert 60 ≥ x ≤ 210) vor allem kleinräumige Gehölzgruppen und Solitärgehölze besser als die 7x7-Matrix, außerdem resultiert aus der kleineren Matrix eine bessere Kantengenauigkeit an den Klassengrenzen. Nachteilig wirkt sich dies aber bei größeren Waldflächen aus, die eine 7x7-Matrix deutlich homogener abbildet als die 3x3-Matrix. Trotz des Einsatzes der Textur-Dateien bildete sich ein Klassifikationsfehler auf der Basis von Traktoren-/Bearbeitungsspuren heraus, der gezielt klassifiziert und als thematische Information der Hierarchie als Ausschlusskriterium hinzugefügt werden musste. Damit konnte der Fehler um ca. 85 Prozent reduziert werden, ohne Informationsverluste an anderen Stellen in Kauf nehmen zu müssen.
Durch den Einsatz der Texture-Files konnten zwar die benannten Fehler behoben bzw. stark reduziert werden, allerdings wurden gleichzeitig zusammenhängende Forste – wenn auch vertretbar – in sich wieder aufgelockert. Um diese Klassifikationslücken in Großbeständen zu füllen, wurde ein Abbild der Klassifikation mit einer im SPATIAL MODELER geschriebenen 9x9 High Pass – Matrix gefiltert, wodurch zwar Solitärgehölze verschwanden,

mittlere und große Gehölzgruppen aber weitestgehend geschlossen werden konnten. Anschließend wurde über die Funktion IMAGE INTERPRETER → GIS → OVERLAY eine Fusion der gefilterten mittleren und großen Gehölzgruppen mit der ungefilterten Datei durchgeführt, um kleinere Gehölzgruppen sowie Solitärgehölze wieder einzufügen.

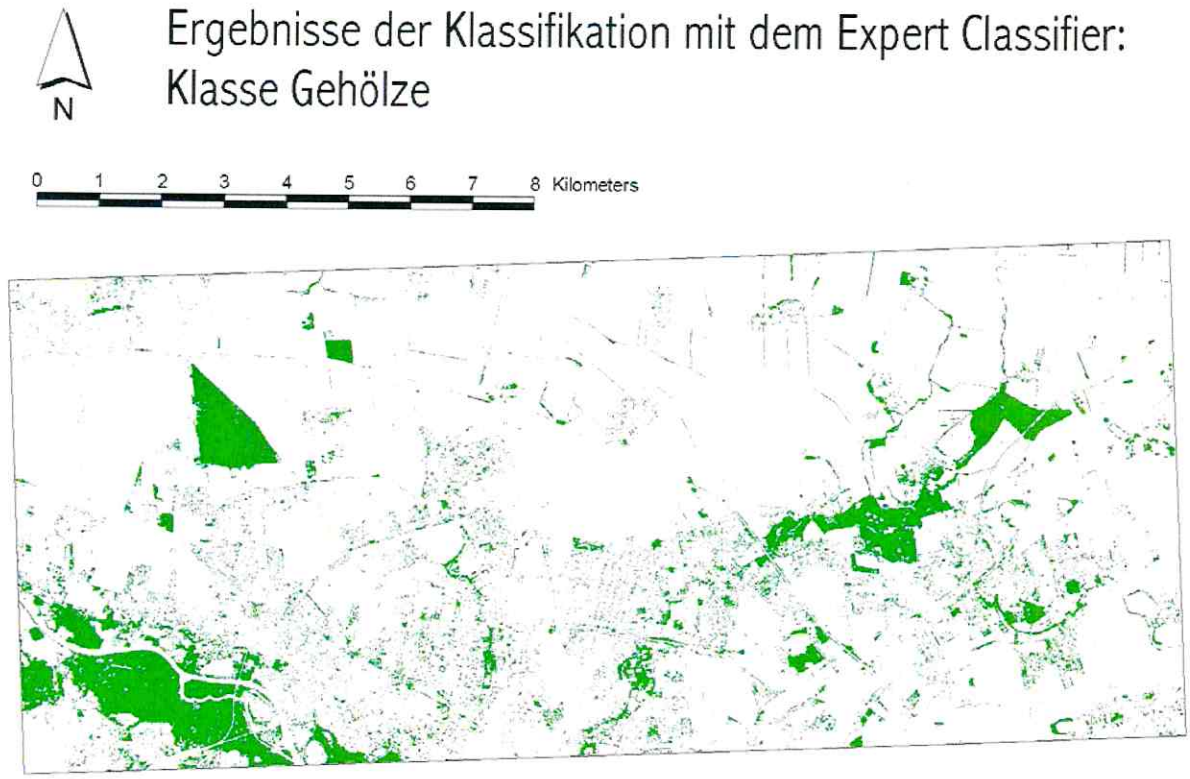

Abb. 07: Ergebnis der Klassifikation von Gehölzen mit dem Expert Classifier

Gehölz innerhalb Siedlung: Basis dieser Klassifikation war ebenfalls die Maske „verdichtet/offen" mit dem entsprechenden Wert „verdichtet" (entspricht Siedlung). Darüber hinaus wurde die Klassifikation um einige wesentliche Parameter verändert. Primär kam hier keine Textur-Datei zum Einsatz. Obwohl die Textur-Daten für die Kanäle 3 (rot-VIS) und 4 (NIR) auch im innerstädtischen Bereich mittlere und große Gehölzgruppen erkennen lassen, führt die randliche Unschärfe der Textur-Daten und die eingeschränkte Objektgröße von Solitärgehölzen dazu, dass letztere – obwohl im städtischen Bereich dominant – nicht korrekt ausklassifiziert werden.

Außerdem wurden die Schwellenwerte für den NDVI (Pixelwert ≥ 0.3) herabgesetzt und für das grün-VIS (Pixelwert ≤ 340) heraufgesetzt, um dem höheren Anteil an Mischpixeln Rechnung zu tragen. Des weiteren wurde aufgrund der dominierend kleinen Objektgrößen auf den Einsatz des 9x9 High Pass – Filters verzichtet.

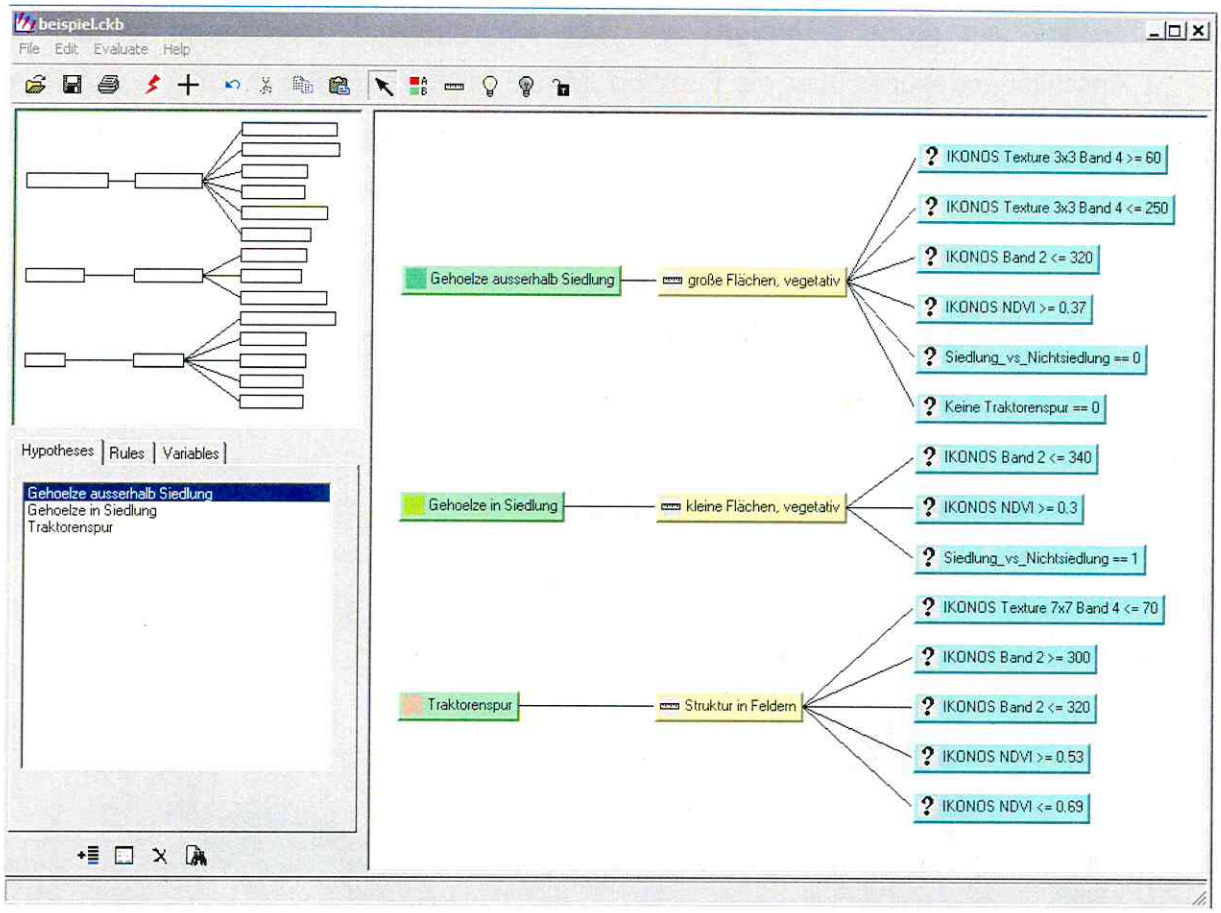

Abb. 08: Grenzwertdefinition im Knowledge Engineer des Erdas Imagine Expert Classifiers. Die abgebildete „Knowledge Base" dient zur Definition der Klasse Gehölze

Grünflächen (i.S.v. Parks, Wiesen, Weiden)

Die Klassifikation von Grünflächen (Abb. 09) in hochauflösenden Bildern ist – mit dem Anspruch, diese auch in urbanen Gebieten auszuklassifizieren – mit dem rein pixelorientierten Ansatz ebenfalls problembehaftet. Der erfolgreichen Abgrenzung durch die Kanäle 2 (grün-VIS) sowie 3 und 4 (rot-VIS und NIR als NDVI) stehen – neben den bereits erwähnten Problemen der geringen Objektgröße und der landschaftlichen Inhomogenität der Szene – folgende weitere Nachteile entgegen:

- Bei Grünflächen handelt sich um sehr niedrige Vegetation, d.h., dass sie von anderen Nutzungsklassen oft überdeckt oder beschattet wird (Verringerung der tatsächlichen Objektgröße bis zum vollständigen Informationsverlust eines Objektes).
- Demzufolge ist auch der NDVI nur bedingt aussagefähig.
- „Echte" Grünflächen lassen sich allein spektral nicht zuverlässig von vegetativen Ackerflächen unterscheiden und haben in einigen Fällen (z.B. durch hohe Feuchte des Standortes) auch die gleiche spektrale Signatur wie Gehölze (siehe vorangeg. Kapitel).

Um diese Probleme bestmöglich zu kompensieren, wurde auch in diesem Zusammenhang nach Ausschlusskriterien gesucht, die die mangelnde Trennung im spektralen Bereich kompensieren können. Dazu konnten zwei wesentliche Parameter herausgelöst werden:

1. Grünflächen sind i.d.R. kleiner als bepflanzte Ackerflächen, sodass eine Abgrenzung auf der Basis von Größenparametern denkbar ist.
2. Grünflächen weisen im Kanal 4 Texturwerte auf, die – aufgrund von inhomogenerer Artenzusammensetzung und stärkerer Kleinstreliefierung – deutlich über denen von Ackerflächen liegen, aber meist deutlich unter denen von Gehölzen.

Auf Basis dieser beiden Eigenschaften wurde versucht, zumindest eine Differenzierung zwischen Vegetation auf Erholungsfläche (Bsp. Wiesen, Parks) versus Ackervegetation zu erreichen.

Primäres Ausschlusskriterium war ebenfalls die Maske zur Trennung von Siedlungsgebiet (verdichtet) von nicht-besiedeltem Gebiet (offen), um auch hier den verschiedenen durchschnittlichen Objektgrößen in den jeweiligen Gebieten – gerade im Bezug auf den Einsatz von Texturdaten – Rechnung zu tragen.
Auf der Grundlage der Spektraldaten wurde Kleinvegetation mit dem NDVI (Pixelwert $0{,}45 \leq x \leq 0{,}7$) und dem Kanal 2 (blau-VIS, > 320) abgegrenzt. Dieser Bereich weist zwangsläufig – aufgrund der bereits angesprochenen spektralen Ähnlichkeit – sowohl Grünflächen als auch Ackerflächen auf.
Alternativ wurde die Differenzierung auf Basis der Textur-Information (aus Kanal 4, NIR) vorgenommen. Im ländlichen Bereich kam die gröbere 7x7-Matrix zum Einsatz, um die Großflächigkeit der meisten betroffenen Objekte zu betonen und den Einfluss kleinerer Varianzen zu unterdrücken. Dabei grenzte der untere Schwellenwert (Pixelwert ≥ 40) die Grünflächen gezielt von den sehr homogenen Feldern ab, während der obere Schwellenwert (Pixelwert ≤ 150) die Grünflächen von den heterogeneren Gehölzen differenzierte. Außerdem kam es in diesem Zusammenhang zu einer Trennung in Siedlungsgebiete und ländliche Gebiete (durch die bereits erwähnte Maske). Innerhalb der Siedlungen wurden die Textur-Daten der feinen 3x3-Matrix an Stelle der in den ländlichen Bereichen besser geeigneten, gröber auflösenden 7x7-Matrix eingesetzt. Damit wurde der geringen Objektgröße im urbanen Bereich Rechung getragen. Alle Schwellenwerte wurden beibehalten.

Problematisch an dieser Vorgehensweise war die weite Fassung der spektralen Schwellenwerte und die aus dem matrix-orientierten Berechnungsprozess herrührende

randliche Unschärfe der Textur-Dateien. Diese Parameter führten zwangsläufig zu einer Ausweisung von Grünfläche im Übergang Feld zu Straße/Bebauung. Da dies aber in den meisten Fällen durchaus der realen Nutzung (Feldrandstreifen, Straßenränder und –gräben) entspricht, muss dieser Umstand nicht automatisch als Fehler ausgewiesen werden. Als ein wesentliches Problem bei der Vorgehensweise über die Textur müssen aber die durchaus vorhandenen Strukturen in Feldern angesehen werden (Traktorenspuren; Nässebereiche, in denen die Phänologie der Pflanzen unterschiedlich ist etc.), an denen der pixelorientierte Ansatz an diesem Beispielbild und ohne Zuhilfenahme von thematischen Sekundärdaten (z.B. ATKIS) eindeutig an seine Grenzen stößt. Die Trennung über Texturwerte ist zwar in vielen Bereichen des Bildes erfolgreich, es verbleiben aber trotzdem Bereiche mit größeren Klassifikationsfehlern, sodass das Ergebnis insgesamt als unbefriedigend zu bezeichnen ist.
Der Versuch, die auf Einzelpixeln basierende thematische Information alternativ durch Zusammenfassung direkt benachbarter Pixel in Objekte zu transferieren (Clump-Datei [IMAGE INTERPRETER → GIS ANALYSIS → CLUMP]) und die dadurch generierte Größeninformation anschließend als Ausschlusskriterium einzusetzen (SIEVE), erwies sich als nicht praktikabel, da nach der Aggregation zu Objekten thematisch nach wie vor ein deutlicher Mischbereich blieb, auf den der Parameter Objektgröße nicht erfolgreich angewendet werden konnte.

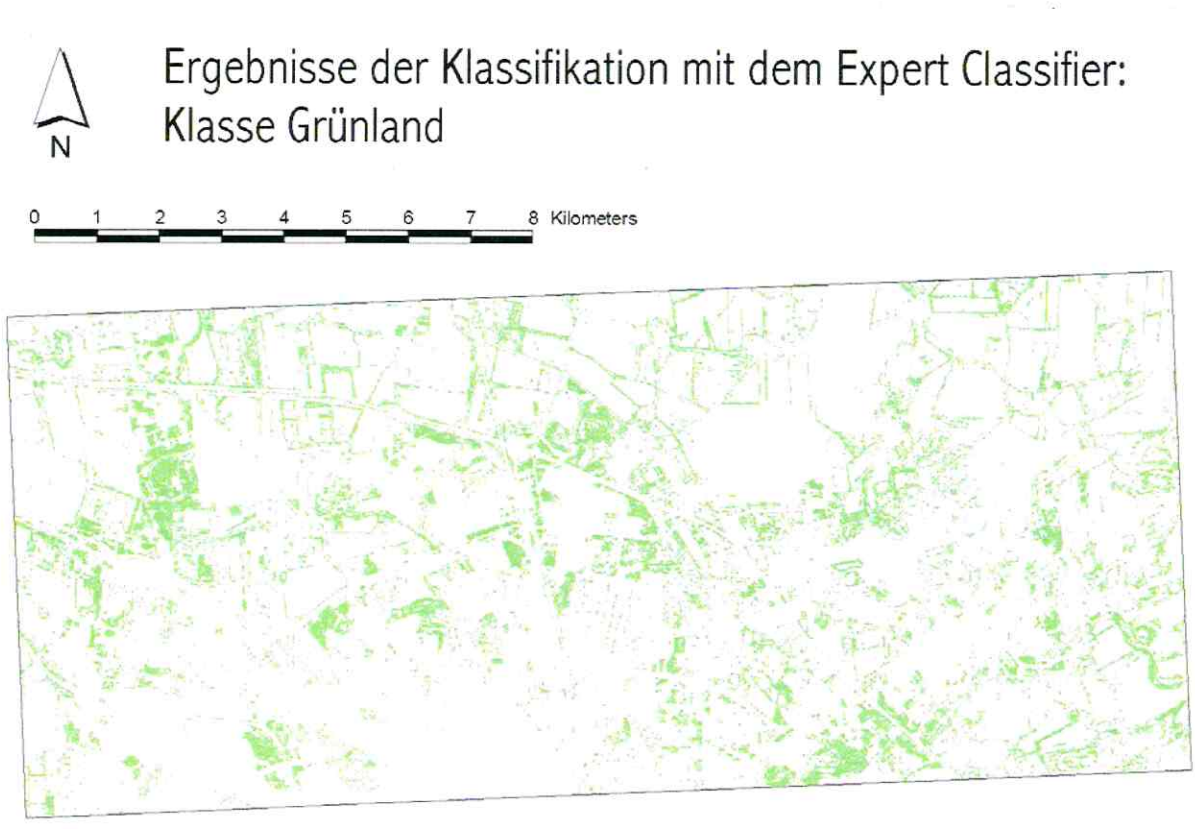

Abb. 09: Ergebnis der Klassifikation von Grünland mit dem Expert Classifier

In diesem Zusammenhang konnten die Ergebnisse von MEINEL et al. (2001b), die für die Klasse Acker (Ausschluss-Pendant zur hier errechneten Klasse Grünfläche und damit direkt vergleichbar) bei gleicher Vorgehensweise eine Klassifikationsgüte von 100 Prozent erreichten, für das Beispiel Nordraum Leipzig leider nicht erfolgreich nachvollzogen werden. In der vorliegenden Studie waren bereits bei 4 m Auflösung Bereiche höherer Strukturierungen innerhalb von Feldern und an Feldrändern problematisch, sodass es ungewöhnlich erscheint, dass MEINEL et al. (2001b) – zu fast derselben Jahreszeit (4.6.2000 bei MEINEL et al., vs. 15.6.2002 in dieser Studie) – bei immerhin 16-fach höherer Auflösung (1 m Daten) keinerlei Probleme mit diesen durchaus weit verbreiteten Strukturen (Traktorenspuren, Furchen durch Bearbeitung oder alte unterliegende Flurstruktur, Mikrorelief und unterschiedliche Vernässung etc.) gehabt haben. Auch die Abgrenzung von Ackerflächen zu anderen Grünflächen (u.a. Wiese/Rasen, Bsp. Elbwiesen) konnte in der vorliegenden Studie nicht über das Entscheidungskriterium Größe (>0.6 ha, MEINEL et al. (2001b)) umgesetzt werden, da sich gerade im Übergangsbereich Stadt-Land ein ausgeprägter Mischbereich dieser Klassen ohne klare Größenverhältnisse ausbildet: Im Nordraum Leipzig waren mehrere suburbane Grünflächen (z.B. Rietzschkeaue, Grünflächen am Radefelder Forst etc.) deutlich größer als die umgebenden Äcker, deren Fläche mit zunehmender Nähe zur Stadt abnimmt. Damit ist dieser Übergangsraum als besonders kritischer Bereich für die Klassifikation über Größenparameter anzusehen.

Gewässer

Ebenfalls schwierig gestaltet sich die korrekte Abgrenzung von Gewässern über pixelorientierte Methodik (Abb. 10). Während der IKONOS-Sensor für die Klasse Vegetation ausreichend spektrale Informationen liefert, lassen sich Gewässer mit dem Spektralbereich VIS-NIR nur schwer gegen spektral sehr ähnliche Strukturen, wie z.B. große Hallenflachdächer und (vor allem) Schattenbereiche, abgrenzen. Außerdem verhindert die spektrale Varianz der Gewässer selbst (Tiefe, Eutrophierungsgrad) eine sehr enge spektrale Eingrenzung.

Als praktikabler Versuch erschien zunächst der Einsatz von Sekundärdaten mit höherer spektraler Auflösung. Dafür standen das Bildfusionsprodukt aus den LANDSAT 5 TM- und den IRS-1C-Daten zur Verfügung, die den Spektralbereich um NIR, MIR und THIR bei einer gleichzeitig hohen Auflösung von 5.8 m erweitern. Zwar konnten damit mehr kleinere Gewässer erfolgreich erkannt werden als mit der reinen TM-Szene, die Kantengenauigkeit ließ aber nach wie vor zu wünschen übrig, da die geometrische Verbesserung auf 5.8 m meist mit sehr „schwammigen" Kanten einher geht, was demzufolge besonders bei kleinen

Objekten zu einer starken Dominanz dieses Fehlers führt. Die vorhandenen linearen Gewässerstrukturen ließen sich aus diesem Grund auch bei höherer spektraler Auflösung nicht sicher ausklassifizieren.

Folglich musste sich die Klassifikation im wesentlichen auf die Spektralinformation des IKONOS-Satelliten stützen. Durch den Einsatz der Maske „verdichtet/offen" konnten Klassifikationsfehler durch Häuserschatten unterdrückt werden, ohne dass Gewässer ignoriert wurden, da die Maske homogene Flächen ab einer Größe von ca. 5x5 Pixeln nicht mehr als Siedlungsgebiet ausweist, auch wenn sich die Fläche im urbanen Raum befindet. Da der Hauptteil der Fehlpixel im Bereich von Häuserschatten liegt, konnte durch die Maske bereits ein großer Teil an Fehlpixeln eliminiert werden. Die restlichen Klassifikationsfehler konnten erfolgreich über die Zuweisung zu Objekten (CLUMP) und dem anschließenden Entfernen (SIEVE) aller Objekte mit einer Größe unter 20 Pixeln beseitigt werden. An dieser Stelle hat sich der Einsatz der Größeninformation – im Gegensatz zur Klasse Grünfläche – als hilfreich erwiesen.

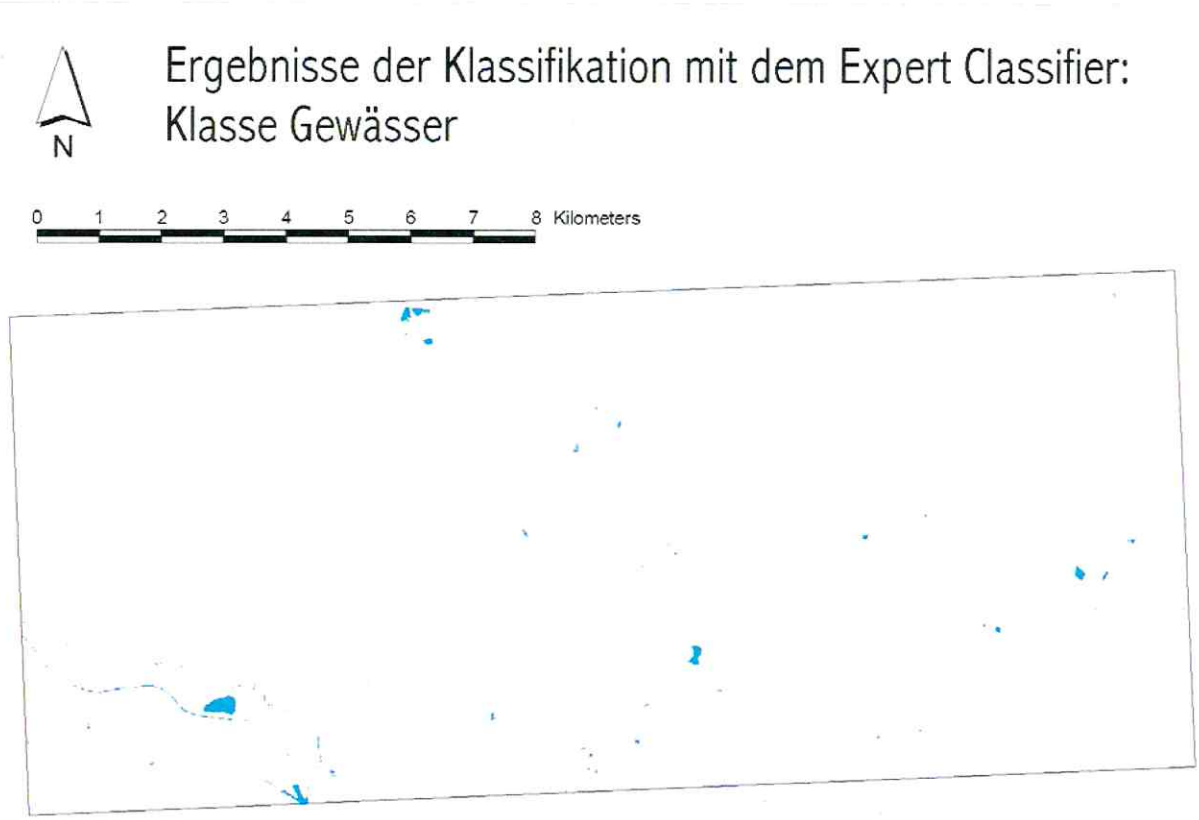

Abb. 10: Ergebnis der Klassifikation von Gewässern mit dem Expert Classifier

5.1.3 Klassifikation mit DEFINIENS eCognition

Segmentierung

Wie bereits in Kapitel 3.2 kurz beschrieben, dient die Segmentierung – noch vor der eigentlichen Klassifikation – zur Definition des Nachbarschaftsverhältnisses einzelner Pixel aufgrund ihrer spektralen Ähnlichkeit. Das Ergebnis ist ein Objekt (Segment, Cluster etc.). Die Größe der Objekte wird durch den *Object Scale Parameter* definiert und richtet sich nach den Eigenschaften der Klassen. Bei Landschaften mit Strukturen stark unterschiedlicher Größe wird daher eine Kombination mehrerer Segmentierungen in verschiedenen, sogenannten „Levels" nötig.
Im vorliegenden Fall wurde eine Kombination mehrerer Segmentierungsgrößen nötig, da vor allem die Klassen Gehölze sowie Grünflächen Elemente der naturräumlichen Ausstattung sind, die stark vom Grad der Besiedlung/Bebauung abhängig sind. Das drückt sich in sehr unterschiedlichen Objektgrößen und –formen im Vergleich zwischen urbanem und ländlichem Raum aus.

A) Eingangsdaten

Der erste wesentliche Schritt für die Berechnung von klassifikationsrelevanten Objekten (Segmentierung) aus der vorliegenden Szene war die Auswahl der dafür am besten geeigneten Eingangsdaten. Im vorliegenden Projekt wurden dafür die Kanäle 2 (VIS-grün) bis 4 (NIR) der IKONOS-Szene verwendet. Die Einbeziehung des Kanal 1 (VIS-blau) führte zu schlechteren Ergebnissen (visuelle Kontrolle der Kantengenauigkeit), sodass er nicht zur Segmentierung herangezogen wurde. Prinzipiell ist anzumerken, dass die Segmentierung nicht zwangsläufig auf die Spektraldaten zurückgreifen muss bzw. darüber hinaus weitere Daten einbeziehen kann. Deshalb wurde versucht, neben den Spektraldaten auch Texturdaten zur Verbesserung der Segmentierungsgüte einzusetzen. Allerdings führte die zusätzliche Einbindung von Texturdaten (3x3-Matrix) mit dem Ziel der genaueren Abgrenzung großer Ackerschläge (grobe Segmentierung) nur zu unwesentlichen Verbesserungen der Segmentierungsgüte (visuelle Verifizierung). Beim Einsatz der Texturdaten zur Verbesserung einer sehr feinen Segmentierung – z.B. als Grundlage zur Ausklassifizierung von Solitärgehölzen im Stadtgebiet – muss sogar mit einer geringeren Segmentierungsgüte aufgrund der Kantenunschärfe der Texturmatrix gerechnet werden, sodass letztendlich keine Texturdaten für die Segmentierung eingesetzt wurden.

B) *Object scale parameter* und *Composition of Homogeneity Criterion*

Als zweiter Schritt zur Perfektionierung der Segmentierungsgüte ist die Wahl des geeigneten *object scale parameters* sowie der *Composition of Homogeneity Criteria* ausschlaggebend. Im Gegensatz zur Wahl der Eingangsdaten ist hier der Benutzer dazu gezwungen, diese abstrakten Parameter in einem „trial and error"-Prozess projekt-, sensoren- und szenenspezifisch jedes Mal neu zu bestimmen. Dazu bedarf es mit steigender Komplexität der Daten einer zunehmenden Zahl an Testdurchläufen. Nur so kann sich der Anwender zumindest ansatzweise den projektspezifischen Zusammenhang zwischen eingesetztem Eingangswert und der Qualität des entsprechenden Ergebnisses erschließen.
Dieser Schritt wurde anfangs an einem Subset (Trainingsgebiet) durchgeführt, da die Lade- und Rechenzeiten gerade für so hochauflösende Daten wie die vorliegende IKONOS-Szene z.T. enorm sind (vgl. MEINEL et al., 2001b). Eine Pentium III CPU mit 450 Mhz, 256 Mb RAM und 4 Gb freiem Festplattenspeicher – wie sie für dieses Projekt zur Verfügung standen – müssen in diesem Zusammenhang als absolutes Minimum betrachtet werden. Die ermittelten Parameter wurden an einem weiteren Trainingsgebiet (Subset) getestet und verbessert. Bereits hier ist anzumerken, dass der thematische Zusammenhang (Klassen- und Kantengenauigkeit) der Objekte als letztendlich wichtigste Grundlage für die Güte der anschließenden Klassifikation stark von der Qualität der Daten abhängig ist. Die Wahrscheinlichkeit von Fehlsegmentierungen steigt aber auch mit der Komplexität der Daten und wird durch das „bottom-up region merging" im ungünstigsten Fall auch auf die Superobjekte vererbt, solange die Fehlsegmente Randsegmente bleiben. Fehlsegmentierungen sind aber insofern kritisch, als dass sie direkt auf die folgende Klassifikation vererbt werden und so die maximal erreichbare Klassifikationsgüte von vorn herein herabsetzen.
Leider garantiert die Ermittlung der geeignetsten Parameter-Konstellation an einzelnen Subsets nicht zwangsläufig eine vergleichbare Qualität der Segmentierung in der restlichen Szene. Je nach Komplexität der Landschaft müssen mehrere Subsets oder sogar die ganze Szene als Testgebiete für die Segmentierung herangezogen werden, was szenengrößenabhängig einen enormen Zeitverlust bedeuten kann.

Als Folge dieser Probleme wurde der Segmentierungsprozess im vorliegenden Projekt nach anfänglicher Konzentration auf Subsets letztendlich doch an der gesamten Szene durchgeführt. Um die Testphase trotzdem zeitlich möglichst effektiv zu halten, wurde nicht der „Bottom up" – Ansatz gewählt, sondern eine „Top down" – Vorgehensweise gewählt. Grundlage jeder Segmentierung mit verschiedenen *scale parametern* ist, dass nur das erste angelegte Level wirklich auf Pixelbasis segmentiert wird, alle weiteren Level fassen entweder

kleinere Segmente zusammen („Bottom up") oder trennen größere Segmente in kleinere Teilsegmente („Top down"). Da also die Kantengenauigkeit im wesentlichen auf der Qualität der Ergebnisse des ersten Levels fußt, kann hier zu deren Einschätzung vorerst eine gröbere Segmentierung gewählt werden, die je nach Qualität bereits verworfen wird oder als Basis für die feineren Segmente und deren Evaluierung dienen kann. Zwar kann man davon ausgehen, das die Trennung größerer Objekte im Endeffekt eine Analyse auf Pixelbasis erfordert und eine komplette „Top down" – Vorgehensweise bis zum feinsten Level damit theoretisch sogar rechenintensiver ist als ein „bottom up region merging". Da aber eine grobe Segmentierung weniger zeitaufwendig ist als eine feine kann gerade bei einer hohen Anzahl von Testdurchläufen auf diesem Nivau deutlich mehr Zeit gespart werden als bei einem feinsegmentigen Test-Level.
Als Ergebnis dieses Prozesses wurden fünf Level mit unterschiedlicher Objektgröße angelegt (Tab. 02).

Tab. 02: Verwendete ‚scale parameter' und daraus resultierende durchschnittliche Objektgrößen (Segmente) in Pixeln und m^2

Level	Scale parameter	durchschnittl. Objektgröße (in Pixeln)	durchschnittl. Fläche (in m2)
1	5	4*	64*
2	15	38	608
3	30	156	2496
4	50	443	7088
5	100	1716	27456

* kleinstes Objekt: 1 Pixel = 16 m2

Auch die ideale Parameterkonstellation für die *Composition of Homogeneity Criteria* wurde iterativ und aus oben genannten Gründen an der gesamten Szene ermittelt. Getestet wurden die Kombinationen wie in Tab. 03 abgebildet, jeweils nur mit dem scale parameter 50. Im Anschluss wurden die jeweiligen Ergebnisse an verschiedenen ausgewählten (und später zu klassifizierenden) Objekten im Bezug auf deren Kantengenauigkeit (später Klassifikationsgenauigkeit) visuell verglichen. Als Testobjekte dienten Flurgrenzen sowie die Objektgrenzen von Waldstücken (Genauigkeit der Grenzen) und von Gehölzstreifen (Wahrung des Objektzusammenhangs). Dabei stellte sich heraus, dass sich mit verschiedenen Parameterkonstellationen zwar die Kantengenauigkeit eines einzelnen Objektes ändern kann, dies aber nicht auf alle Objekte der gleichen Klassen zutrifft und sich andere Objekte bei derselben Parameterkonstellation gegebenenfalls sogar in ihrer Kantengenauigkeit verschlechtern können. Das bedeutet konkret, dass die Optima in der

Kantengenauigkeit der Objekte innerhalb einer spezifischen Klasse (z.B. Gehölze) szenenabhängig nicht mit einer bestimmten Parameterkonstellation korrelieren müssen, d.h. die Qualität der Segmente ist gerade im Detail letztendlich nicht parameter-, sondern nur objektspezifisch. Aufgrund dieser Probleme wurde die Parameterkonstellation **0.7/0.3 für Color/Shape** und **0.5/0.5 für Smoothness/ Compactness** als bester Kompromiss zwischen Kantengenauigkeit und deren klassenspezifischer Konstanz über das gesamte Bild gewählt, obwohl in einzelnen Ausschnitten eine stärkere Betonung des „Shapes" (0.3/0.7) bzw. der „smoothness" (0.9/0.1) bessere Segmentierungsergebnisse lieferte (Tab. 03).

Tab. 03: Getestete und verwendete (fett) Kombinationen der *Composition of Homogeneity Criteria* für die Segmentierung. Die Werte wurden an der gesamten Szene getestet

Color / Shape	Smoothness / Compactness
0.3 / 0.7	0.9 / 0.1
0.3 / 0.7	0.1 / 0.9
0.3 / 0.7	0.5 / 0.5
0.7 / 0.3	**0.5 / 0.5**
0.7 / 0.3	0.9 / 0.1
0.7 / 0.3	0.1 / 0.9

Klassifikation

Bedingt durch Probleme bei der Genauigkeit der Segmentierung musste letztendlich auch die Klassifikation anstatt auf praktikable Trainingsgebiete bereits in einem sehr frühen Stadium der Verarbeitung auf die gesamte Szene angewendet werden, was die Arbeiten durch die enormen Rechenzeiten erheblich verzögerte. Die Geschwindigkeit der Klassifikation für eine 8x18 km IKONOS-Szene bei 4 m Auflösung ist dabei abhängig 1) von Art und Umfang des Klassifikationsschlüssels und 2) von der Segmentgröße. Im vorliegenden Fall lag die Rechenzeit (bei 3-5 Parametern pro Klasse) für den scale parameter 100 bei ca. 20 Minuten, bei scale parameter 5 aber immerhin bei beträchtlichen 17 Stunden und 20 Minuten – für einen einzigen Testdurchlauf.

Obwohl eCognition, wie Erdas Imagine, sowohl statistische als auch hierarchische Ansätze zur Klassifikation bietet, wurde aus Gründen der Vergleichbarkeit auch mit eCognition rein hierarchisch klassifiziert. Als weiterer Vorteil wurde dabei angenommen, dass die Grenz- und Schwellenwerte durch die vorherige Klassifikation mit dem Expert Classifier bereits grob bekannt sind. Allerdings ergibt sich aus der Segmentierung auch, dass einzelne Abweichungen, die auf pixelorientierter Basis noch als Abgrenzungskriterium eingesetzt

werden konnten, durch die Mittelwertbildung so geglättet werden, dass auch neue Parameter gefunden und definiert werden müssen. Zur Unterstützung (Vereinfachung) der Klassifikation wurde auch beim objektorientierten Ansatz der NDVI zusätzlich hinzugeladen. Der Einsatz der externen Texturdaten wurde nicht nötig, da das Programm für alle Objekte die Textur nach *Haralick* berechnet.

Gehölze

Wie bereits im Kapitel 5.1.2 behandelt, ist die Klassifikation von Gehölzen durch deren sehr variable Objektgröße (Solitärgehölz bis hin zu großflächigem Forst) und die besonders im Bereich der kleinen Objekte nach wie vor unzureichende Auflösung mit Problemen behaftet. Als Folge der vorausgegangenen Segmentierung können mit DEFINIENS eCognition aber einzelne Schwierigkeiten in der Klassifikation deutlich einfacher gelöst werden als mit dem pixelorientierten Ansatz des ERDAS IMAGINE Expert Classifiers.

Die eigentliche Klassifikation wurde in drei aufeinander folgenden Schritten durchgeführt:

1. Klassifikation der Klasse Gehölze auf allen Levels.
2. Großflächige Ausmaskierung von Bereichen mit Klassifikationsfehlern in einem übergeordneten Level (Super-Objects), in dem der Fehler nicht auftritt, anschließend verlinken des Levels und Einsatz der Maske als Ausschlusskriterium.
3. Einfügen (Verlinken) der Klassifikationsergebnisse der gröberen Level bis in das feinste Level – oder ein Extra-Level – mit dem Ziel der Anlage einer Gesamtklassifikation zum Export. Das schrittweise Verlinken und Ausschließen/Ergänzen hat auch Vorteile darin, dass es eine engere Setzung der Schwellenwerte in den jeweiligen Levels (Sub-Objects) zulässt.

Für die Klassifikation von Gehölzen wurden die Segment-Level 1 (scale parameter 005, sehr fein: Solitärgehölze) und 4 (scale parameter 50, mittel: Gehölzgruppen und Forste) eingesetzt. Dazu wurden drei verschiedene Parameter einbezogen: 1) Spektralparameter (Kanal 2 und NDVI), 2) Texturparameter nach *Haralick* sowie 3) Ausmaskierungen auf Basis derselben Basisdaten (Abb. 11 – S.38, Abb. 12 – S. 39).

1) Um im Level 1 (feine Segmente) Solitärgehölze und kleine Gehölzgruppen auszuklassifizieren, wurden alle NDVI-Werte zwischen 0.51 und 1 (aus –1 bis +1) sowie das Signal aus Band 2 (grün) im Wertebereich 0 bis 340 einbezogen. Im Level 4 (grobe Segmente) wurde lediglich der Grenzwert des Kanal 2 (0 – 310) angepasst. Das Ergebnis umfasst zunächst allerdings einen großen Anteil an Grünflächen, sodass weitere Parameter einbezogen werden mussten.

2) Als weitere Grundlage zur Abgrenzung wurden Texturdaten herangezogen, deren entscheidender Vorteil in diesem Zusammenhang ist, dass Gehölzbereiche meist deutlich heterogener als Grün- und Ackerflächen sind und somit eine mangelnde spektrale Trennung kompensiert werden kann. In diesem Zusammenhang sind vor allem die Ergebnisse der Texturwertberechnung aus den IKONOS-Kanälen 3 und 4 entscheidend (Kanal 3: >0.1, Kanal 4: <0.1; auf beiden eingesetzten Levels).

3) Bei der Klassifikation in den feineren Levels (v.a. Level 1) traten regelmäßige Klassifikationsfehler im Bereich von Ackerflächen auf, deren spektrale Information sich (je nach Fruchtart) gerade zu dieser Jahreszeit (Frühsommer, Juni) z.T. stark mit Gehölzen überschneidet und die demzufolge eine Nacharbeitung erfordern. Auf der Basis der gröberen Segmentierung (Level 4) trat dieser Fehler nicht auf, da sich in diesem speziellen Fall die für Gehölz gesetzten Grenzwerte von den Fehlstrukturen besser absetzten (Mittelwertbildung). Um auch auf dem feinen Level die o.g. Klassifikationsfehler zu verhindern, wurde deshalb auf der Basis von Level 4 eine Maske klassifiziert (Textur, Spektral), die auf Level 1 als Ausschlusskriterium eingesetzt wurde und durch die ein Großteil der Fehler erfolgreich unterdrückt werden konnte.
Dazu wurde über die *Feature Distance* der membership functions der Klasse *Maske* und *Gehölze* (Level 4) von standardmäßig 1 (nur der direkt folgende Level wird berücksichtigt)

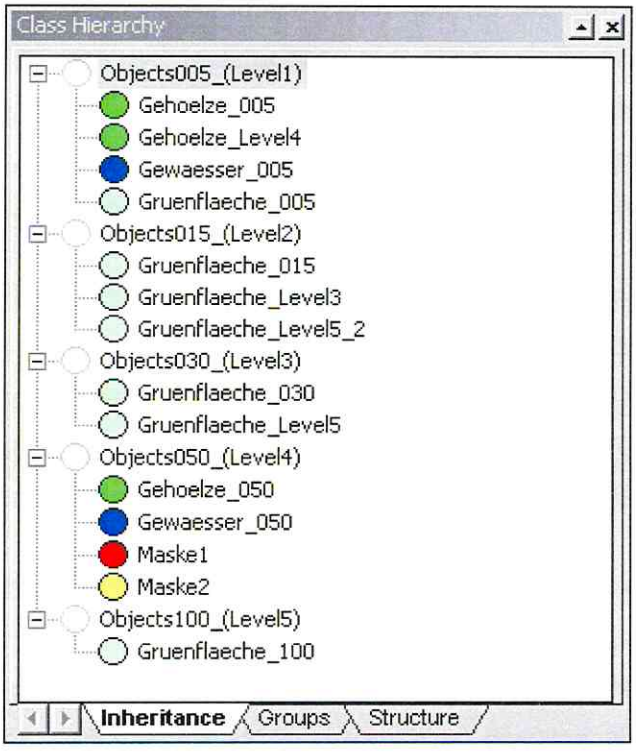

Abb. 11: Grenzwertdefinition in eCognition. Die abgebildete „Class Hierarchy" (syn. zu Erdas Expert Classifiers „Knowledge Base") zeigt die Anlage aller Klassen in verschiedenen Segmentierungs-Level

auf den entsprechenden Abstand zum zu verlinkenden Level erhöht (von Level 1 nach Level 4 = *Feature Distance* von 3 usw.). Dadurch wird der Zugriff auf die Maske sowie auf die bereits ausklassifizierten Gehölze auch über mehrere Zwischenlevel möglich – vorausgesetzt, die *class-related Features* sind aktiviert. Als Ergebnis dieser Vorgehensweise konnten die Klassifikationsfehler auf Ackerflächen im Level 1/ Solitärgehölze beseitigt werden, außerdem wurde durch das Durchschleifen der bereits auf Level 4 klassifizierten größeren Gehölzgruppen verhindert, dass diese durch die pixelnahe Betrachtung auf Level 1 lückenhaft klassifiziert werden und damit der Kontext verlorengeht.

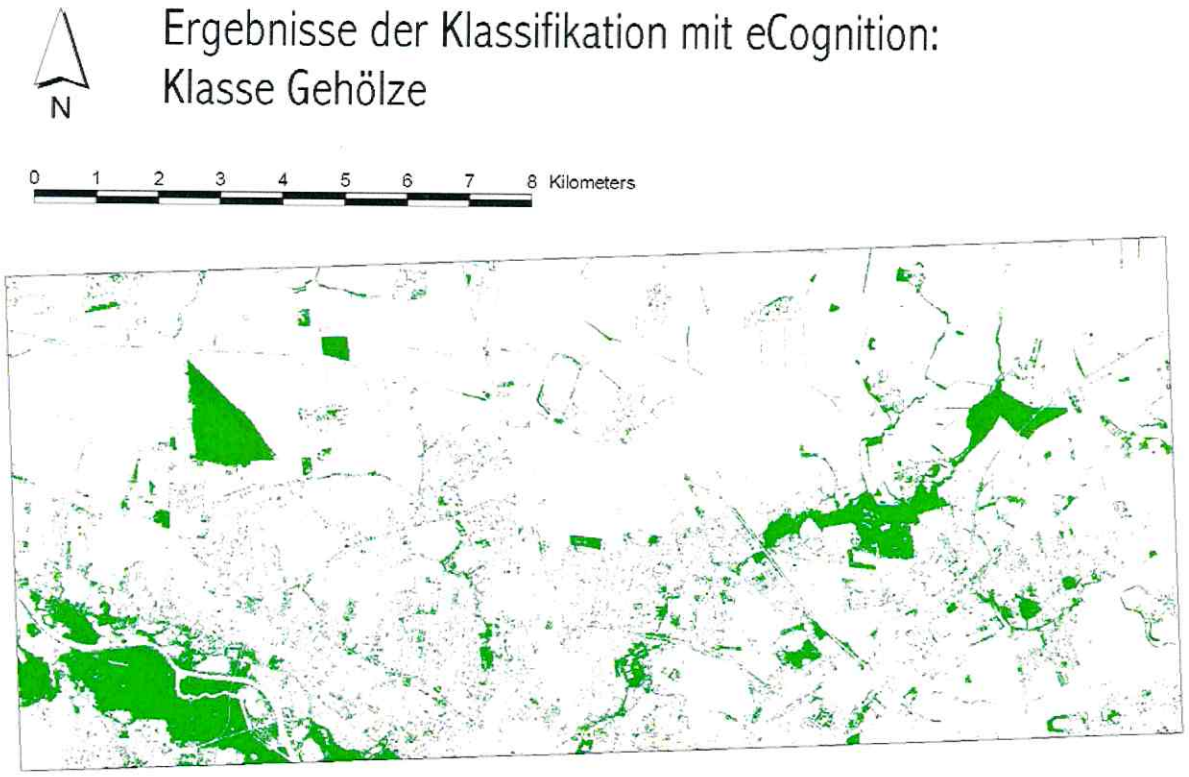

Abb. 12: Ergebnis der Klassifikation von Gehölzen mit eCognition

Grünflächen (i.S.v. Parks, Wiesen, Weiden)

Wie sich bereits in der pixelorientierten Klassifikation andeutete, stellt die korrekte Ermittlung von Grünflächen die größte Herausforderung dar. Zwar lassen sich Grünflächen leicht von Gehölzen (Ebene der „Bodenbedeckung") trennen, definiert man Grünfläche aber enger, wie hier im Beispiel als Erholungsfläche (z.B. Wiesen, Parks; Ebene der „Flächennutzung"), ist der Zeitpunkt der Aufnahme (Juni) extrem ungünstig, da sich diese Flächen zu diesem Zeitpunkt spektral nicht von ackerbaulich genutzten Flächen unterscheiden lassen.

Da von Anfang an Ziel des Projektes war, Informationen allein aus den zur Verfügung stehenden IKONOS-Daten und gegebenenfalls aus daraus abgeleiteten Indizes bzw. anderen Satellitenbilddaten abzuleiten, wurde auf den Einsatz von bereits vorhandenen thematischen Daten – wie z.B. dem ATKIS Polygondatensatz – bewusst verzichtet.
Deshalb wurde für die Klassifikation von Grünflächen in eCognition (Abb. 13) folgende Parameter eingesetzt:

- Spektrale Informationen (Mean: Kanal 1: 310-345; Kanal 2: 335-390; NDVI: 0.45-0.7).
- Texturdaten (Homogeneity nach eCognition-interner *Haralick* Routine: Kanal 3: 0.15-0.35; Kanal 4: 0.05-0.2).
- Maske „Acker" aus Level 4.

Klassifiziert wurde im „Top down" Ansatz: große Grünflächen wurden bereits auf Level 5 (scale parameter 100) ausgegrenzt, da hier durch die Mittelwertbildung die Trennung noch deutlich einfacher ist als in den feineren Levels. Die Ergebnisse wurden mit dem Level 3 verlinkt und mit der Maske „Acker" aus Level 4 zusammen als Ausschlusskriterium neben den Spektral- und Texturgrenzwerten eingesetzt. Der Prozess wurde auf Level 2 wiederholt. Auf der Basis von Level 1 schien eine Klassifikation nicht mehr sinnvoll, da derart kleine Grünflächen zu stark von Schatten und Überdeckung beeinträchtig werden.

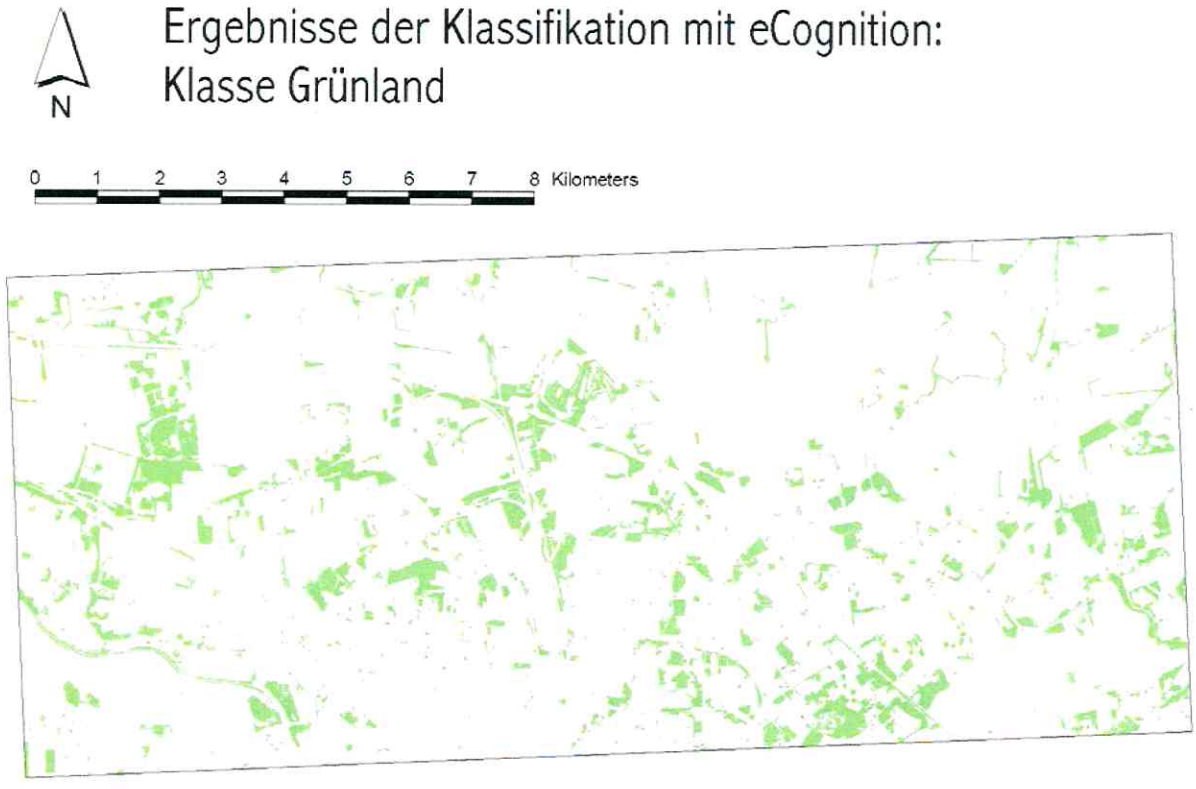

Abb. 13: Ergebnis der Klassifikation von Grünland mit eCognition

Im Gegensatz zu der pixelorientierten Klassifikation konnte mit dem objektorientierten Ansatz das Problem von Klassifikationsfehlern innerhalb von Äckern nahezu vollständig gelöst werden und somit die Klassifikationsgüte wie auch der thematische Kontext der Klassifikation deutlich verbessert werden. Trotzdem sind die Ergebnisse mit Vorsicht einzusetzen: einerseits sind Klassifikationsfehler innerhalb kleinerer (von der Maske nicht erfassten) Ackerflächen nicht ganz auszuschließen, andererseits fallen einige kleinere Grünflächen durch die notwendige sehr enge Definition der Grenzwerte nicht in den Wertebereich.

Gewässer

Die Klassifikation von Gewässern (Abb. 14) lieferte in der objektorientierten Umgebung von eCognition keine entscheidenden Verbesserungen in der Klassifikationsgüte zu der pixelorientierten Umgebung von Erdas. Auch hier mussten über die Spektralwerte (Mean: NDVI > –0.05 und < 0.4; Kanal 1 >350; Kanal 2 >400) weitere Kriterien eingesetzt werden, um Klassifikationsfehler durch Schatten und Hausdächer herauszufiltern. Dazu dienten Texturinformationen (Homogeneity: Kanal 1 >0.3; Kanal 2 >0.2; Kanal 3 >0.21), die Maske „verdichtet/offen" sowie Kontrastinformationen zwischen direkt benachbarten Objekten („mean difference to brighter neighbours", Kanal 1 <50, Kanal 2 <100).

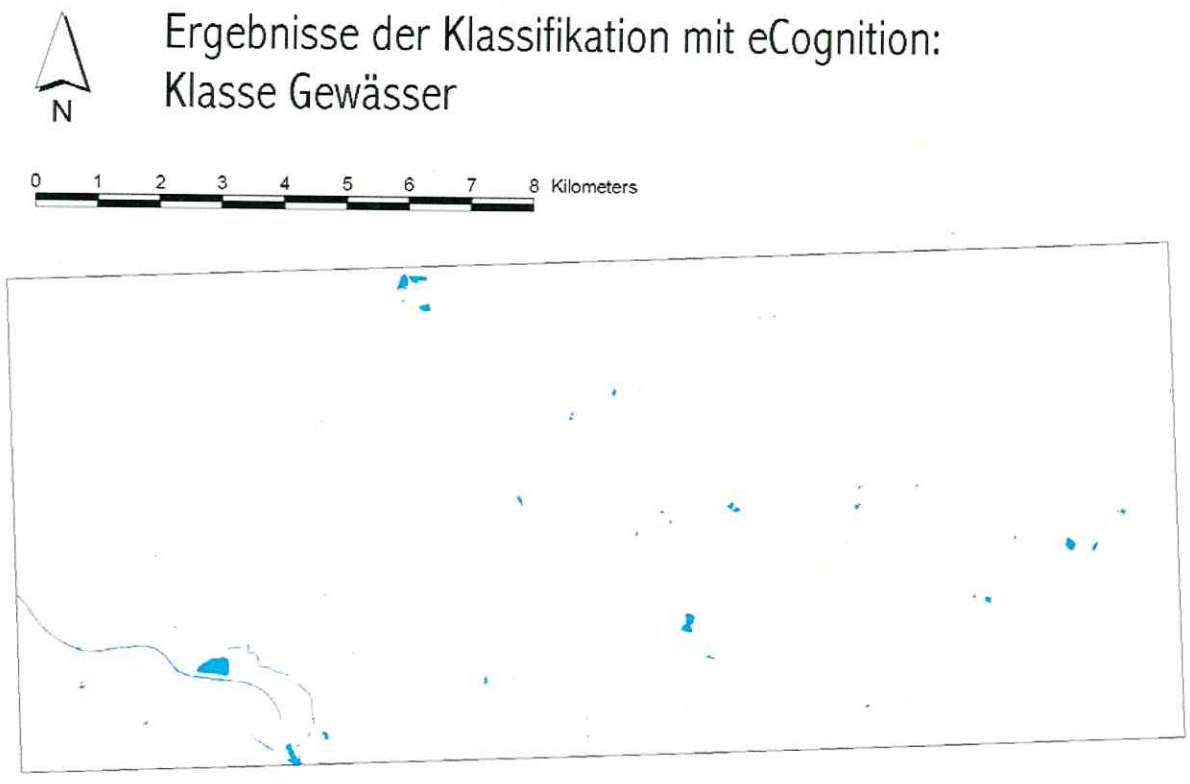

Abb. 14: Ergebnis der Klassifikation von Gewässern mit eCognition

Export der Daten

Ein Problem stellte der Export der Segmente (Export Image Objects), der Klassifikation (Export Classification) oder einer Kombination aus beiden (Export Image Object Shapes) dar. Der Export der Klassifikationsergebnis in eine .img Datei lieferte – auch bei einer Vollklassifikation ohne nicht-klassifizierte Bereiche – ein Bild, in dem eine Klasse z.T. mehrere andere überlagerte. Auf Nachfrage teilte die Firma Definiens mit, dass es sich um einen Software-Fehler handelt. Beim Export über ein Vektorformat (.shp über Export Image Object Shapes) kommt es vor allem bei sehr großen Szenen und/oder sehr feinen Segmenten zu Schwierigkeiten im Handling der Daten in einem GIS (Datenmenge). Die Ergebnisse wurden erfolgreich als ESRI ASCII GRID exportiert.

5.1.4 Accuracy Assessment

Um die Klassifikationsgüte beider Methoden im Vergleich zu ermitteln, wurde für alle sechs Klassifikationsergebnisse (drei Expert Classifier, drei eCognition) ein Test mit dem Erdas Imagine Accuracy Assessment Tool durchgeführt. Dazu wurden mit Hilfe des Zufallsgenerators pro Klassifikation 50 Testpunkte innerhalb der Klasse gesetzt, um die Genauigkeit der Klassifikation (richtig vs. falsch erkannte Objekte) zu überprüfen. Zusätzlich wurden 50 weitere Punkte mit dem Zufallsgenerator im Bereich außerhalb der Klasse gesetzt, um auch die Reichweite der Klassifikation (nicht erkannte Objekte) als Gütekriterium mit einzubeziehen (Tab. 04). Außerdem wurde die Güte jeweils über die gesamte Szene berechnet. Diese Vorgehensweise ist am besten dazu geeignet, verlässliche (und keine selektiven) Ergebnisse zur Klassifikationsgüte zu liefern. Hinzuweisen ist in diesem Zusammenhang auf die Möglichkeit der manuellen Korrektur der Klassifikation, die nur in eCognition möglich ist und durch die sich größere Klassifikationsfehler unkompliziert entfernen lassen. Damit kann und die Klassifikationsgüte entscheidend verbessert werden. Im vorliegenden Projekt wurde dieser Schritt aber aus Gründen der Vergleichbarkeit nicht angewandt.

Tab. 04: Klassifikationsgüte Expert Classifier vs. eCognition, ermittelt mit dem Erdas Imagine Accuracy Assessment Tool.

Klasse	ERDAS Expert Classifier	DEFINIENS eCognition
Gehölze	97%	96%*
Grünland	73%	93%*
Gewässer	97%	97%*
Gesamt (Ø)	89%	95%*

* ohne manuelle Korrektur

5.2 Quantitative Analyse

Da gerade bei hochauflösenden Ausgangsdaten der Einsatz von Landschaftsstrukturmaßen zur erfolgreichen Interpretation der Klassifikationsergebnisse nicht nur hilfreich, sondern gegebenenfalls auch essentiell sein kann (geringer Abstraktionsgrad!), wird diese Methode im Rahmen der vorliegenden Arbeit eingesetzt. Aufgrund der zeitlichen Beschränkung des Projektes konnten aber nur einige wenige und einfache Landschaftsstrukturmaße erhoben werden, die bei weitem nicht das volle Potenzial des Programms und der Landschaftsstrukturanalyse umreißen können, mit denen aber zumindest der Einsatz von Landschaftsstrukturmaßen zur weiteren Analyse hochauflösender Satellitenbilder thematisiert werden soll.

Für die in diesem Projekt berechneten Landschaftsstrukturmaße wurde das Programm Fragstats Version 3.3 Patch 4 eingesetzt, einerseits weil es weit verbreitet ist (Freeware), andererseits weil es die meisten Strukturmaße zur Berechnung anbietet und darüber hinaus im Gegensatz zum Konkurrenzprodukt Patch Analyst auch die Statistiken auf der Patch-Ebene ermittelt.

Zur Ermittlung ausgewählter Landschaftsstrukturmaße wurden die mit eCognition gewonnenen Klassifikationen Gehölze, Grünland und Gewässer als Basisdaten eingesetzt, da sie über alle drei ermittelten Klassen die bessere Klassifikationsgüte aufwiesen. Außerdem lagen diese Daten – durch die beschriebenen Probleme beim Export von Daten aus eCognition – bereits als GRID vor und konnten somit direkt in Fragstats eingesetzt werden. Vorher wurde allerdings – bedingt durch die Klassifikationsstruktur in eCognition – eine Reklassifizierung in ArcView nötig (Klassen zusammenfassen).

Die so aufbereiteten Daten gingen direkt in die Landschaftsstrukturberechnung mit Fragstats ein. Folgende Daten wurden auf den drei verschiedenen Maßstabsebenen ermittelt:

Patch-Ebene:

- Area/Perimeter: Patch area (AREA), Patch perimeter (PERIM)
- Shape: Perimeter/Area-ratio (PARA)
- Isolation/Proximity: Proximity Index (PROX) – Search radius 10.000

Klassen-Ebene:

- Area/Density/Edge: Total area (CA/TA), Percentage of Landscape (PLAND), Number of Patches (NP), Patch density (PD), Landscape Shape Index (LSI)

Landschafts-Ebene:

- Keine, da keine Vergleichslandschaft/-szene vorlag

Die anschließende Implementierung der Daten in ein GIS erforderte einige Konvertierungsmaßnahmen. Die vom Programm abgelegten Daten entsprechen einer Text-Datei mit Komma-Trennung. Nach deren Import in Excel wurden alle Spalten noch einmal als Zahl (mit entsprechender Anzahl an Dezimalstellen) formatiert, da ohne diesen Schritt bei der anschließenden Konvertierung in eine von ArcView erkannte Dbase-Datei alle Dezimalstellen gekürzt werden. Der Computer wurde zusätzlich auf Englische Sprache (Punkt als Dezimaltrennung) umgestellt. Die so erzeugten Dbase-Dateien ließen sich problemlos in ArcView importieren, wo dies vor allem vor dem Hintergrund einer erfolgreichen Verknüpfung der Patch-Daten mit der ID-Datei – welche die Objektinformationen enthält – von zentraler Bedeutung ist.

Bei der Interpretation der Daten empfiehlt sich ein „Top down" – Ansatz. Im vorliegenden Projekt kommt es nicht zu einem Vergleich verschiedener Landschaften bzw. einer Landschaft zu verschiedenen Zeitpunkten, sodass Strukturmaße auf dem Landschafts-Level nicht eingesetzt werden können.

Auf der Ebene von Klassen können zumindest die drei ermittelten Klassen Gehölze, Grünland und Gewässer miteinander verglichen werden, wobei darauf zu achten ist, dass bei der Interpretation einzelner Maße – je nach Datenqualität – nicht zwangsläufig auch *in natura* ein kausaler Zusammenhang bestehen muss.
Als Basisgröße für flächenbezogene Maße dient die Gesamtszene mit ca. 14960 ha. Diese wird zu nahezu gleichen Teilen von den Klassen Gehölze (1663.99 ha =11.1%) und Grünland (1614.05 ha =10.8%) bedeckt, die Klasse Gewässer stellt nur 0.003% (50.38 ha) der Gesamtfläche (errechnet aus CA und der Basisgröße).
Die Angaben zum Flächenanteil („Percentage of Land", PLAND) aus der Berechnung auf Klassenebene sind in diesem Zusammenhang irreführend, da es sich im vorliegenden Projekt um eine Teilklassifikation handelt und somit als Referenzfläche nicht die Gesamtszene, sondern nur die Summe der klassifizierten Bereiche herangezogen wird (ca. 22% der Gesamtszene).
Auch die Daten der Maße „Number of Patches" (NP) und „Patch Density" (PD) sind – gerade beim Einsatz von Daten aus der objektorientierten Analyse mit eCognition – mit Vorsicht zu interpretieren. Durch die Segmentierung auf verschiedenen Levels werden indirekt verschiedene Maßstabsebenen definiert (siehe Tabelle zu den mittleren Objektgrößen, Kap. 5.1.3), bei denen es bei der Interpretation der Landschaftsstrukturmaße zu Konflikten kommen kann. In diesem Zusammenhang sind eigentlich die Ergebnisse der Klassifikation in eCognition nur dann sinnvoll auf Klassenebene miteinander vergleichbar, wenn sie auch auf

demselben Level (Maßstab) klassifiziert wurden. Da dies im vorliegenden Projekt nicht geschehen, ist ergeben sich zwischen der Klasse Gehölze (NP: 32326; PD: 971,21) und Grünfläche (NP: 4396, PD: 132,07) Unterschiede, die aufgrund der verschiedenen Grenzmaßstäbe der Objektgröße (Gehölze: bis Level 1 [bis 16 m^2 Objektgröße], Grünland: bis Level 2 [bis 608 m^2 Objektgröße]) in keinem kausalen Zusammenhang stehen.

Dieser Zusammenhang ist auch indirekt über die mittleren Objektgröße (AREA_MN) abgebildet, bei dem Gewässer mit 0,83 ha den höchsten Wert (klassifiziert auf Level 4) erreichen, gefolgt von Grünflächen mit einer mittleren Objektgröße von 0,37 ha (klassifiziert auf Level 2) und Gehölzen mit 0,05 ha (klassifiziert auf Level 1). Gerade bei den beiden letzten Klassen unterliegt der Unterschied eindeutig keinem kausalen Zusammenhang, sondern dem Vergleich unterschiedlicher Maßstäbe.

Darüber hinaus kann natürlich die Ausprägung der Objekte (Form, Größe etc.) entsprechend der Definition der Klassen selbst auf der gleichen Maßstabsebene eine Interpretation erschweren. Dieses Problem ist indirekt durch die Definition der Klasse Gehölze gegeben, in der Elemente (Baum) und die daraus zusammengesetzten Flächen (Wald) definiert wurden, was für die beiden anderen Klassen (Grünland und Gewässer) natürlich nicht möglich ist.

Es muss deshalb damit gerechnet werden, dass sich diese verschiedenen Maßstäbe und unterschiedlichen Definitionen auch in den Ergebnissen des Landscape Shape Index (LSI) widerspiegeln. Dieser gibt an, ob eine Klasse (und deren Objekte) eher kompakt (also aggregiert) ist (kleiner Wert), oder ob die Klasse in viele (kleinere) Einzelobjekte zerlegt ist (also in hohem Maße disaggregiert ist; großer Wert). Die Klasse Gehölze liefert den höchsten Wert (164,67), wofür vor allem der hohe Anteil an ausklassifizierten Solitärgehölzen verantwortlich sein dürfte, während die Klasse Gewässer den höchsten Grad an Aggregation aufweist (14,34). Bei engerer Definition der Elemente der Klassen sowie des Maßstabes dürfte der Trend zwar erhalten bleiben, die Differenz aber deutlich geringer ausfallen.

Tab. 05: Ermittelte Landschaftsstrukturmaße auf Klassenebene

Klasse	Gehölze	Grünland	Gewässer
CA	1663.99	1614.05	50.38
PLAND	49.99	48.49	1.51
NP	32326.00	4396.00	61.00
PD	971.21	132.07	1.83
AREA_MN	0.05	0.37	0.83
LSI	164.67	94.53	14.34

Auf der Ebene der Patches ist ein Vergleich der Objekte jeweils innerhalb der drei ermittelten Klassen Gehölze, Grünland und Gewässer möglich. Im Zuge dieses Projektes wurden aus Zeitgründen nur Flächenmaße (AREA) ermittelt.

Dabei konzentrieren sich bei der Klasse Gehölze (Abb. 15) die größeren Flächen im wesentlichen in drei Gebieten: 1) dem Tannenwald bei Radefeld, 2) dem Leipziger Stadtforst/Leutzscher Holz und 3) den Forsten um die Parthenaue, besonders im Bereich nördlich von Taucha. Alle anderen Gehölzgruppen sind deutlich kleiner (<20 ha), wobei sich diese Gruppen eher in Siedlungsbereichen konzentrieren. Besonders auffällig ist diese Konzentration bei der Betrachtung von Einzelgehölzen, deren Dichte in Siedlungsbereichen deutlich höher ist als im ländlichen Bereich.

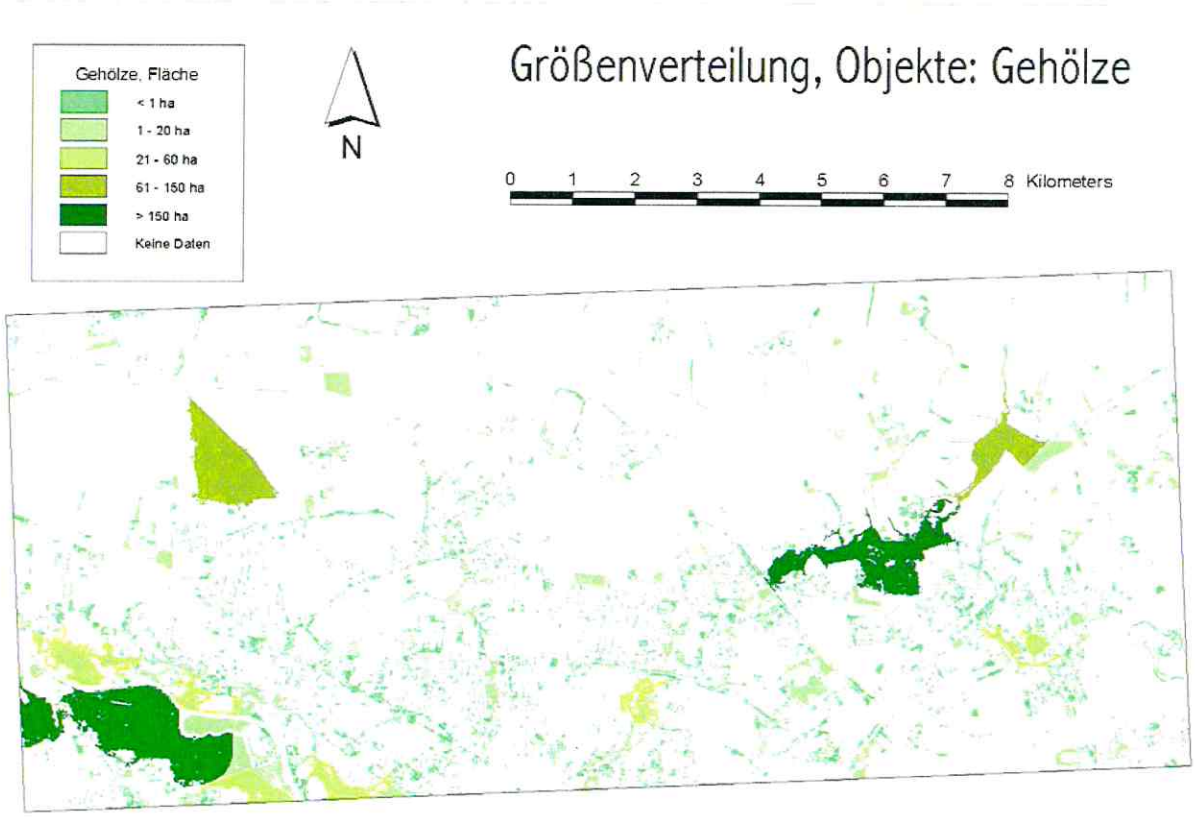

Abb. 15: Größe und Verteilung zusammenhängender Gehölzflächen

Im Gegensatz zu den Gehölzen erreichen die größten Grünflächen (Abb. 16) nur 30 – 60 ha, wobei diese mit größeren Forsten assoziiert sein können (Bsp. Tannenwald, Leutzscher Holz), aber nicht unbedingt müssen (Bsp. Rietzschkeaue, Golfplatz Seehausen). Dabei verdeutlicht gerade das letzte Beispiel, dass es sich dabei durchaus um künstlich geschaffene Grünflächen handeln kann. Außerdem lässt sich ansatzweise ein durch die Außenbezirke verlaufender „Grüner Ring" erkennen, der die Grünflächen-armen

Innenstadtbereiche vom großflächig agrarisch genutzten Vorland trennt, in dem Grünflächen eigentlich nur im Bereich von Auen auftreten. Hervorzuheben ist in diesem Zusammenhang aber noch einmal, dass die Klassifikation von Grünflächen auf der Basis der IKONOS-Daten, insbesondere zum Aufnahmezeitpunkt der vorliegenden Szene (Juni) ausgesprochen problematisch war, sodass Daten im größten Maßstab (< 1 ha) von vorn herein nicht erhoben wurden (dadurch fehlende Vergleichbarkeit mit Gehölzen) und auch die größeren Areale nur vorsichtig interpretiert werden sollten.

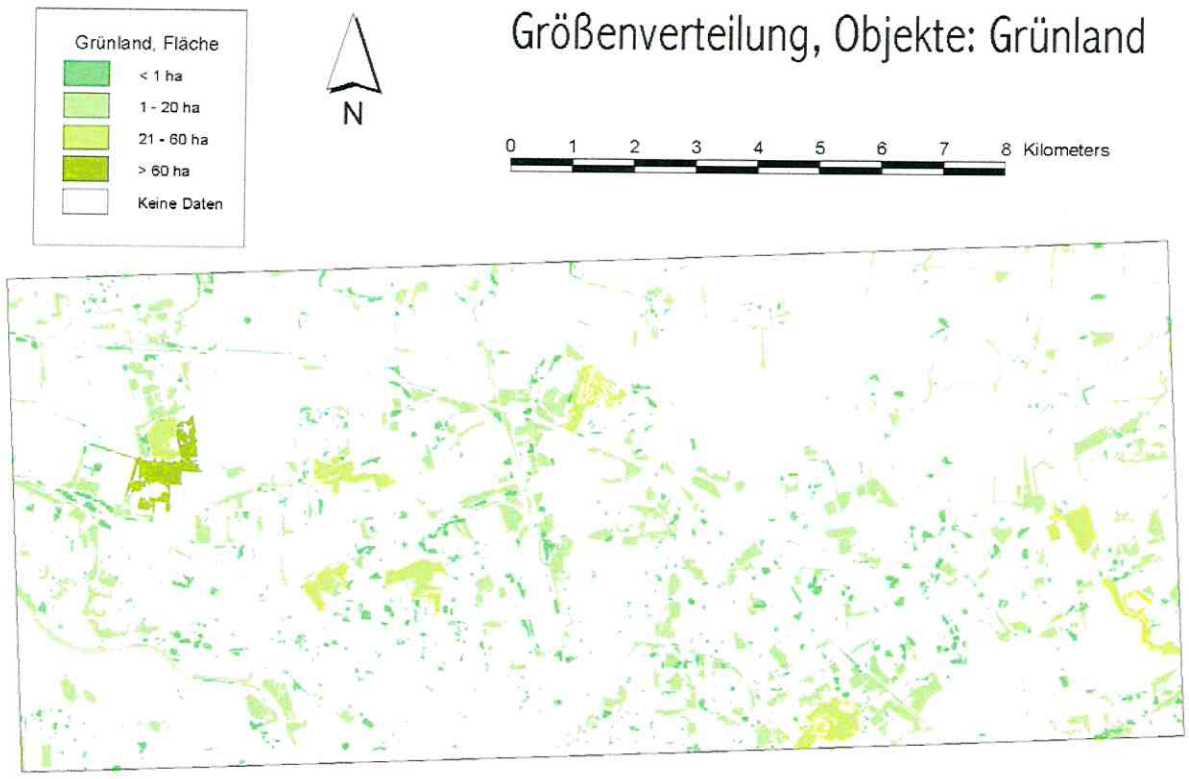

Abb. 16: Größe und Verteilung zusammenhängender Grünflächen

Die Klasse Gewässer fällt erwartungsgemäß in der Größe ihrer Objekte stark zurück (Abb. 17). Größtes Gewässer in der klassifizierten Szene ist der Auensee (11 ha), gefolgt vom „Bagger" (Naturbad Nordost, 4 ha) und den Rackwitzer Teichen (2.5-3 ha). Damit gehört die analysierte Szene sicher zu den Gebieten des Leipziger Raumes mit der geringsten Gewässerdichte und –größe, besonders im Vergleich zum Leipziger Westen und Süden.

Auch wenn im Zuge des hier vorliegenden Projektes keine umfangreiche Auseinandersetzung mit der Berechnung und Interpretation von Landschaftsstrukturmaßen möglich war, erscheint es eine vielversprechende Methode, die detaillierten Ergebnisse der Klassifikation

hochauflösender Satellitendaten gezielt thematisch zu Abstrahieren. Dabei sollte aber jederzeit die Qualität und Vergleichbarkeit der Daten sowie die Reichweite der Indizes kritisch hinterfragt werden, um Fehlinterpretationen zu vermeiden.

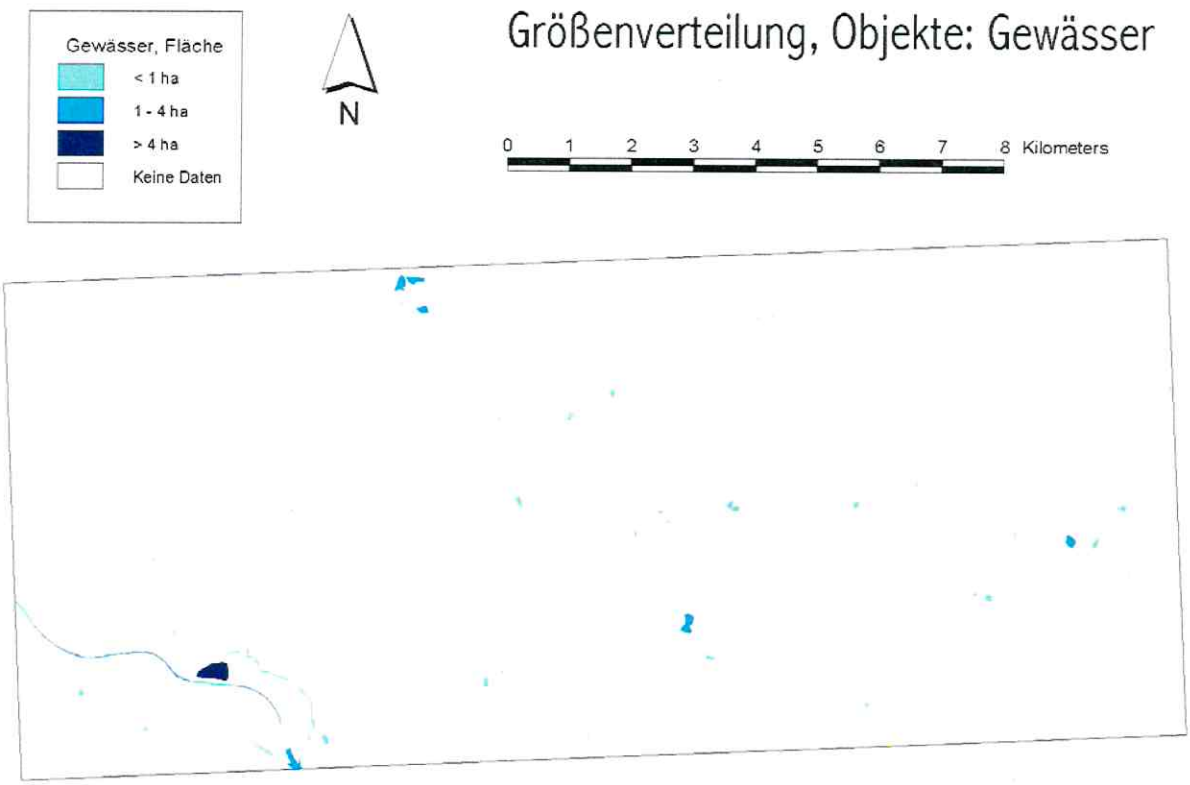

Abb. 17: Größe und Verteilung von Gewässerflächen

6 Zusammenfassung

Im vorliegenden Projekt wurde anhand einer geometrisch hochauflösenden IKONOS-Satellitenbildszene vom Nordraum der Stadt Leipzig die Eignung sowohl eines pixelorientierten Klassifikationsansatzes (mit dem Erdas Imagine Expert Classifier) als auch eines objektorientierten Klassifikationsansatzes (mit Definiens eCognition) im Bezug auf die Eignung dieser Methoden zur korrekten Analyse dieser Szene evaluiert. Der Bereich um die Stadt Leipzig ist dabei besonders interessant, da im Zuge der gesellschaftlichen Transformation nach der politischen Wende 1989 und des damit einhergehenden rapiden Landschaftswandels neue Wege und Lösungen für das Monitoring und die Planung dieser Prozesse gefunden werden müssen.

Nach der Datenprozessierung (Georeferenzierung, Bildverbesserung) und der Ableitung verschiedener Parameter (NDVI, Textur, Masken), welche keine Daten- oder szenenspezifisch unterschiedliche Aufbereitung im Vergleich zu geringer auflösenden Sensoren erforderte, standen die Daten für die Klassifikation der Szene bereit.

Auf dieser Basis wurde die Szene zunächst einer pixelorientierten Klassifikation mit Erdas Imagine unterzogen. Dabei wurde von vorn herein eine hierarchische Herangehensweise gewählt (Expert Classifier), da damit im Gegensatz zu statistisch begründeten Methoden der unüberwachten und überwachten Klassifikation deutlich mehr Zusatzdaten eingebunden werden können. Außerdem lassen sich Grenzwerte wesentlich genauer festlegen.
Die Ergebnisse der Klassifikation Gehölze und Gewässer konnte mit dieser Vorgehensweise bereits überzeugen (jew. 97% Klassifikationsgüte). Schwieriger gestaltete sich die Klassifikation der Grünflächen. Zum Aufnahmezeitpunkt der Szene (18.06.2002) waren diese nicht sicher von bepflanzten Ackerflächen zu unterscheiden. Auch der Einsatz von Texturdaten konnte dieses Manko nicht beseitigen, Größenmaße sind in der vorliegenden Szene ebenfalls kein sicheres Ausschlusskriterium. Wenn man also wie im vorliegenden Projekt auf den Einsatz z.T. veralteter Sekundärdaten (wie z.B. ATKIS, Biotoptypenkartierung etc.) als Masken verzichtet, muss man zumindest bei dieser Klasse und zu dieser Jahreszeit mit deutlichen, kaum eliminierbaren Fehlern rechnen (Klassifikationsgüte 73%).

An dieser Stelle setzt der objektorientierte Klassifikationsansatz der Software eCognition an. Durch die der eigentlichen Klassifikation vorgeschaltete „multiresolution segmentation“ wird die gesamte Szene nach Bereichen von Pixeln (Nachbarn) mit hoher Ähnlichkeit untersucht und diese als ein Segment/Objekt zusammengefasst, welches Gegenstand der weiteren

Analyse ist. Auf dieser Basis können Pixel in eine räumliche/ informelle Beziehung zueinander gesetzt werden.

Dieser Ansatz hat, wie in bereits vorangegangenen Studien gezeigt, auch im vorliegenden Projekt deutliche Vorteile vor allem zur erfolgreichen Unterdrückung von pixelbasierten Klassifikationsfehlern und in der Wahrung des Zusammenhanges von Objekten verschiedener Größe (Bsp.: Klassifikation von Solitärgehölzen ohne dass gleichzeitig Lücken in Forsten entstehen). Selbst in der „Problemklasse" Grünland wurden deutlich bessere Ergebnisse erzielt als mit dem pixelorientierten Ansatz des Expert Classifiers (Klassifikationsgüte 93% vs. 73%).

Dazu muss allerdings der erste Arbeitsschritt für eine erfolgreiche objektorientierte Klassifikation – die Segmentierung – bereits korrekte Ergebnisse liefern. Dieser Prozess ist in hohem Maß von der Qualität und Komplexität der Daten abhängig und vom Anwender nur durch wenige Parameter steuerbar. Diese Automatisierung erleichtert zwar die Handhabung erheblich, setzt aber in Problemfällen auch die Beeinflussbarkeit der Segmentierung und damit deren Qualität herab. Auch im vorliegenden Projekt konnten in mehreren Fällen die Nachbarschaftsbeziehungen (Objektzusammenhang, Kanten-genauigkeit) nicht korrekt erkannt werden, sodass es – ähnlich den Mischpixeln auf Pixelbasis – zur Bildung von „Mischobjekten" kam. Diese wurden zwar durch sehr feine Segmentierungen wieder getrennt, damit gingen aber gleichzeitig auch korrekte Nachbarschaftsdefinition verloren, die pixelbasierte Fehler in der Klassifikation unterdrücken. Eine Kombination der Levels in einer Hierarchie aus Sub- und Superobjekten konnte im vorliegenden Fall zwar die meisten dieser Fehler beseitigen. Mit steigender Komplexität der Fehler (insb. Maßstab!) muss allerdings damit gerechnet werden, dass diese nicht auf wenigen Levels überschaubar zu isolieren sind und dann direkt in der Klassifikation zu Tage treten.

Die Quantifizierung der Ergebnisse mit Fragstats konnte aus Gründen des Projektdesigns (Einzelaufnahme → keine regionale oder zeitliche Vergleichbarkeit) und des Zeitrahmens nur einige sehr einfache Parameter (Patchanzahl, Patchgröße) ermitteln und somit nicht die Leistungsfähigkeit der Landschaftsstrukturberechnung in einem richtigen multitemporalen und/oder multiregionalen Monitoring widerspiegeln. Trotzdem kann die Berechnung von Strukturmaßen gerade bei geometrisch hochauflösenden Daten (mangelnder Abstraktionsgrad) ein wesentlicher Schritt für die erfolgreiche Interpretation und Synthese der Klassifikationsergebnisse sein. Es muss aber in diesem Zusammenhang darauf hingewiesen werden, dass die Datenqualität hier eine entscheidende Rolle spielt: da der Prozess automatisiert abläuft, werden Klassifikationsfehler (Klassifikationsgüte, bei IKONOS-Daten ist auch auf verschiedene Maßstabsebenen der Level zu achten) unkorrigiert in die Ergebnisse der Strukturanalyse übernommen und können diese gegebenenfalls verschlechtern.

Abschließend kann man feststellen, dass mit den IKONOS-Daten eine hochinteressante Quelle zur Extraktion von Daten auch in größeren Maßstäben zur Verfügung steht. Damit werden erstmals auch Analysen in urbanen Bereichen sowie detailliertere Analysen im ländlichen Bereich möglich.

Um die hochaufgelösten Informationen allerdings auch wirklich mit hoher Qualität zu extrahieren, müssen neue Wege der Verarbeitung dieser Daten gegangen werden. Dabei kann ein hierarchisches Regelwerk (Erdas Expert Classifier) durch die Möglichkeit der Einbindung verschiedenster spektraler und nicht-spektraler Zusatzdaten einige Probleme (insb. „salt and pepper" effect) einer überwachten Klassifikation (mit einem Nearest Neighbour oder Maximum Likelihood-Klassifikator) verringern und teilweise sogar eliminieren.

In einigen Klassen konnten die Ergebnisse aber durch den Einsatz einer objektorientierten Klassifikationsmethode (Definiens eCognition) noch deutlich verbessert werden. Allerdings muss man bei diesem Ansatz im Bereich der Segmentierung – gerade bei komplexen, feingliedrigen Landschaften – noch mit Fehlern rechnen, die z.T. nur schwer zu beseitigen sind und direkt in die Klassifikation vererbt werden. Außerdem erschweren die enormen Rechenzeiten die Arbeit. Trotz dieser Probleme liefert der objektorientierte Klassifikationsansatz die besseren Ergebnisse, die mit den gegenüber pixelbasierten Methoden deutlich vereinfachten manuellen Eingriffsmöglichkeiten noch weiter korrigiert werden können.

Eine Quantifizierung mit Hilfe von Landschaftsstrukturmaßen konnte im Rahmen des vorliegenden Projektes zwar nur angerissen werden, erscheint aber aufgrund des geringen geometrischen Abstraktionsgrades der Klassifikationsergebnisse für deren quantitative Analyse in hohem Maße sinnvoll.

7 Danksagung

An dieser Stelle sei dem UfZ Leipzig-Halle für die Verlängerung der Förderung des Projektes „Analyse und Bewertung der Naturraumpotenziale in der suburbanen Kulturlandschaft mit Methoden der Fernerkundung und GIS“ (Förderkennzeichen: UFZ 12-99) um sieben Monate gedankt, in deren Rahmen sowohl das genannte Projekt fertiggestellt als auch die vorliegende Arbeit „Pixelorientierte vs. objektorientierte Klassifikation am Beispiel eines hochauflösenden IKONOS-Satellitenbildes vom Nordraum der Stadt Leipzig“ angefertigt wurde. Darüber hinaus sei Frau Dr. G. Mayer (IfG) und Frau Dr. A. Lausch (UfZ) für wertvolle technische und fachliche Hinweise gedankt.

8 Literatur

Baatz, M. & Schäpe, A (2000) Multiresolution Segmentation – an optimization approach for high-quality multi-scale image segmentation. In: Strobl, J. et al. (Hrsg.) Angewandte Geographische Informationsverarbeitung. XII. Beiträge zum AGIT-Symposium Salzburg 2000, Karlsruhe, H. Wichmann Verlag, p. 12-23

Blaschke, T. & Strobl, J. (2001): What´s wrong with pixels? Some recent developments interfacing remote sensing and GIS. GIS Vol. 6, p. 12-17

Blaschke, T. (1999): Quantifizierung der Struktur einer Landschaft mit GIS: Potenzial und Probleme. In: Erfassung und Bewertung der Landschaftsstruktur, Hrsg. Walz, U.; Institut für Ökologische Raumentwicklung e.V., 1999: 09-25

Blaschke, T. (2000a): Die Vernetzung von Landschaftselementen: Die Rolle von GIS in der Landschaftsplanung. Landschaftsplanung und GIS, 6, 17-26

Blaschke, T. (2000b): Objektextraktion und regelbasierte Klassifikation von Fernerkundungsdaten: Neue Möglichkeiten für GIS-Anwender und Planer. In: Schrenk, M. (Hrsg.) CORP´2000: Computergestützte Raumplanung, Wien, Band 1, 153-162

Blaschke, T.; Lang, S.; Lorup, E.; Strobl, J. & Zeil, P. (2000): Object-oriented image processing in an integrated GIS/remote sensing environment and perspectives for environmental applications. In: Cremers, A. & Greve, K. (2000): Environmental Information for Planning, Politics and the Public. Metropolis Verlag, Marburg, Vol. II

Becker, W. (1998): Die Eigenart der Kulturlandschaft – Bedeutung und Strategien für die Landschaftsplanung. VWF Verlag für Wissenschaft und Forschung, Berlin.

Herzog, F., Lausch, A., Müller, E. & Thulke, H.-H. (1999): Das Monitoring von Landschaftsveränderungen mit Landschaftsstrukturmaßen – Fallstudie Espenhain. In: Erfassung und Bewertung der Landschaftsstruktur, Hrsg. Walz, U.; Institut für Ökologische Raumentwicklung e.V., Bd. 29, S. 93-107

Kirstein, W. & Netzband, M. (2001): Landscape Metrics as a Tool for the Comparison of Different Urban Regions. In: Jürgens, C. (ed.): Remote Sensing of Urban Areas / Fernerkundung in urbanen Räumen. Regensburger Geographische Schriften Heft 35. Regensburg 2001.

Lang, O. (2002): RADAR: Pfeffer und Salz – Gott erhalt´s. Beitrag von der Tagungs-CD des Leica/Geosystems G&M UGM 2002 Fürstenfeldbruck

Lausch, A. (1999): Raumstrukturmaße in der Tagebaufolgelandschaft „Südraum Leipzig" – Landschaftsmonitoring und Bewertungsansätze. In: Erfassung und Bewertung der Landschaftsstruktur, Hrsg. Walz, U.; Institut für Ökologische Raumentwicklung e.V., Bd. 29, S. 77-92

Mansberger, G. (2000): Erste Erfahrungen mit 1-Meter Satellitendaten von IKONOS. 5. Symposium „Computergestützte Raumplanung".

Meinel, G. & Hennersdorf, J. (2000): Hochauflösende Satellitenbildmosaike in der Planungspraxis – Potenziale und Grenzen am Beispiel eines sachsenweiten IRS-1C-Mosaiks. In: Schrenk, M. (Hrsg.) CORP´2000: Computergestützte Raumplanung, Wien, Band 1, 145-152

Meinel, G. & Reder, J. (2001a): IKONOS-Satellitenbilddaten – ein erster Erfahrungsbericht. Kartographische Nachrichten 1/01, 40-46

Meinel, G., Neubert, M. & Reder, J. (2001b): Pixelorientierte versus segmentorientierter Klassifikation von IKONOS-Satellitenbilddaten – ein Methodenvergleich. Zeitschrift für Photogrammetrie, Fernerkundung und Geoinformation. Vol. 3, S. 157-170

Vögtle, T. & Schilling, K.-J. (1995) Wissensbasierte Extraktion von Siedlungsbereichen. Internet-Publikation (download: http://www.ubka.uni-karlsruhe.de/vvv/1995/bau-verm/5/5.text)

Walz, U. (1999): Erfassung und Bewertung der Landnutzungsstruktur. In: Erfassung und Bewertung der Landschaftsstruktur, Hrsg. Walz, U.; Institut für Ökologische Raumentwicklung e.V., Bd. 29, S. 01-08

Walz, U.; Syrbe, R-U.; Donner, R. und Lausch, A. (2001): Erfassung und ökologische Bedeutung der Landschaftsstruktur. Naturschutz und Landschaftsplanung, 33, 101-105